



UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Jullyana Fialho Pinheiro

Avaliação Automática de Versões Oculares Baseada em Imagens

São Luís - MA
2018

JULLYANA FIALHO PINHEIRO

**Avaliação Automática de Versões Oculares
Baseada em Imagens**

São Luís

2018

JULLYANA FIALHO PINHEIRO

**Avaliação Automática de Versões Oculares Baseada
em Imagens**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da UFMA como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. João Dallyson Sousa de Almeida

Coorientador: Prof. Dr. Geraldo Braz Junior

São Luís

2018

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Núcleo Integrado de Bibliotecas/UFMA

Fialho Pinheiro, Jullyana.

Avaliação Automática de Versões Oculares Baseada em
Imagens / Jullyana Fialho Pinheiro. - 2018.

81 f.

Coorientador(a): Geraldo Braz Junior.

Orientador(a): João Dallyson Sousa de Almeida.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em
Ciência da Computação/ccet, Universidade Federal do
Maranhão, Núcleo de Computação Aplicada, 2018.

1. Estrabismo. 2. Exame de Versão. 3. Histograma de
Gradientes Orientados. 4. Movimentos Oculares. 5. Random
Forest. I. Braz Junior, Geraldo. II. Sousa de Almeida,
João Dallyson. III. Título.

À minha família

Agradecimentos

À minha mãe, minha heroína, por ter estado sempre do meu lado em todos os momentos e ser minha grande inspiração.

Ao meus irmãos, Gustavo e Isabella, por serem meus companheiros de vida.

Ao meu namorado Jordan, pelo apoio incondicional, por me ensinar a ser uma pessoa melhor e por viver essa aventura comigo.

Aos meus tios, pelos ensinamentos e amor que sempre recebi.

À minha madrinha, Enide, por ter me ensinado que a leitura é uma das maiores fontes de felicidade e conhecimento.

Ao meu orientador, Dr. João Dallyson Sousa de Almeida, pela paciência e pelos conhecimentos passados.

A FAPEMA, por conceder a bolsa de estudos, permitindo a viabilidade desta pesquisa.

Agradeço à todos que contribuíram direta ou indiretamente para a conclusão deste trabalho.

“São nossas escolhas que mostram o que realmente somos, muito mais do que nossas habilidades.”
(J.K. Rowling)

Resumo

O exame de versão é um teste realizado por especialistas em oftalmologia para detectar restrições, paralisias e ações desproporcionais nos músculos dos olhos em movimentos binoculares, isto é, no movimento simultâneo dos olhos. Esse exame é comumente utilizado na detecção, acompanhamento e planejamento cirúrgicos de pacientes com estrabismo. O estrabismo é uma condição onde os olhos não possuem um alinhamento adequado, gerando diversos problemas não só de visão, mas também problemas sociais. Essa condição atinge aproximadamente 4% da população mundial. Assim, o presente trabalho tem como objetivo apresentar um método automático desenvolvido para realizar o exame de versão através de imagens de face. O método proposto está organizado em sete etapas: aquisição de imagens, pré-processamento, localização dos olhos, segmentação da esclera, localização do limbo, localização dos cantos dos olhos e medida da versão. A medida automática apresentada pelo método foi avaliada pela média da diferença entre os resultados fornecidos pelo método e as versões originais medidas pelo especialista. Na medida da versão, o método proposto obteve acurácia e erro médio, respectivamente, de 85,18% e 0,29 para o músculo Reto Medial, 100% e 0 para o músculo Reto Lateral, 86,9% e 0,47 para o músculo Oblíquo Inferior, 87,5% e 0,16 para o músculo Reto Superior, 100% e 0 para o músculo Oblíquo Superior, e 95,23% e 0,28 para o músculo Reto Inferior.

Palavras-chaves: Exame de Versão, Movimentos Oculares, Estrabismo, Histograma de Gradientes Orientados, Random Forest.

Abstract

The version exam is a test performed by specialists in ophthalmology to detect restrictions, paralysis and disproportionate actions on the eye muscles in binocular movements, that is, the simultaneous movement of the eyes. This test is commonly used in the detection, follow-up and surgical planning of patients with strabismus. Strabismus is a condition where the eyes do not have adequate alignment, generating several problems not only of vision, but also social problems. This condition reaches approximately 4 % of the world population. Thus, the present work aims to present an automatic method developed to perform the version examination through face images. The proposed method is organized in seven steps: (1) image acquisition, (2) preprocessing, (3) eye location, (4) sclera segmentation, (5) iris location, (6) location of eyes corner and (7) measure of the version. The automatic measurement presented by the method was evaluated by the mean of the difference between the results provided by the method and the original versions measured by the specialist. As far as the version was concerned, the proposed method obtained mean accuracy and error, respectively, of 85.18 % and 0.29 for the Medial Rectus muscle, 100 % and 0 for the Lateral Rectus muscle, 86.9 % and 0.47 for the Inferior Oblique muscle, 87.5 % and 0.16 for the Superior Rectus muscle, 100 % and 0 for the Superior Oblique muscle, and 95.23 % and 0.28 for the Inferior Rectus muscle.

Keywords: Version test, Eye movement , Strabismus, Histogram of Oriented Gradient, Random Forest

Lista de figuras

Figura 1 – O olho humano.	26
Figura 2 – Músculos oculares.	27
Figura 3 – Músculos extraoculares.	27
Figura 4 – Exemplo de um exame de versão. (a) olhar para a direita (b) olhar para a esquerda (c) canto superior direito (d) canto inferior direito (e) canto superior esquerdo (f) canto inferior esquerdo.	28
Figura 5 – Cubo unitário que representa o modelo de cor RGB.	29
Figura 6 – Organização dos canais em HSV	30
Figura 7 – O histograma (B) de uma imagem (A).	31
Figura 8 – Resultado da equalização do Histograma da Figura 7	31
Figura 9 – Resultado da aplicação do algoritmo <i>Color Badger</i> em uma imagem.	32
Figura 10 – Exemplo do <i>template</i> do limbo utilizado neste trabalho.	33
Figura 11 – Aplicação da dilatação.	34
Figura 12 – Aplicação da erosão.	35
Figura 13 – Aplicação da operação de fechamento.	35
Figura 14 – Aplicação da operação de abertura.	36
Figura 15 – Etapas do método proposto.	41
Figura 16 – Exemplos da base de treinamento utilizada.	41
Figura 17 – Exemplos da base obtida para a realização do exame de versão.	42
Figura 18 – Exemplos da aplicação do pré-processamento. (A) mostra as imagens antes da aplicação do filtro da média e do <i>Color Badger</i> . (B) mostra as imagens após a aplicação da etapa de pré-processamento.	43
Figura 19 – Metodologia utilizada para a localização dos olhos.	43
Figura 20 – Etapas da segmentação da pele	44
Figura 21 – Localização dos candidatos a olho.	45
Figura 22 – Procedimento aplicado para auxiliar na etapa de segmentação da esclera. (A) mostra a imagem antes do processamento e (B) após o processamento.	47
Figura 23 – Exemplos de <i>patches</i> utilizados na fase de treinamento na segmentação da esclera.	48
Figura 24 – Exemplo de segmentação da esclera utilizando medidas estatísticas e classificador Random Forest.	49

Figura 25 – Exemplo da localização do limbo de uma imagem com o olhar frontal.	50
Figura 26 – Formato dos olhos. Pn e Pt são, respectivamente os cantos internos e externo dos olhos.	50
Figura 27 – Formação da máscara com regiões do limbo e da esclera	50
Figura 28 – Linha que liga o ponto mais externo ao ponto mais interno da junção dos <i>pixels</i> do limbo com os pixels da esclera.	51
Figura 29 – Exemplo do sistema de classificação utilizado. O círculo em azul representa a posição esperada do olho em paciente sem alterações. O restante dos círculos mostram as classificações variando de +4 (maior círculo) para - 4 (menor círculo)	52
Figura 30 – Exemplo da segmentação da pele. (A) mostra uma imagem original e (B) a imagem (A) com a região da pele segmentada.	54
Figura 31 – Exemplo da segmentação da pele e localização dos candidatos a olho.	54
Figura 32 – Resultado classificação dos olhos. (A) exemplo de falso-positivo e em (B) exemplo de falso-negativo.	55
Figura 33 – Exemplo da segmentação manual realizada na base de imagens.	56
Figura 34 – Exemplos da aplicação do método de segmentação da esclera.	57
Figura 35 – Exemplo de imagem frontal (A) e de exame de versão (B).	58
Figura 36 – Exemplos de resultados da localização do limbo em imagens frontais.	58
Figura 37 – Exemplos de resultados da localização do limbo em imagens do exame de versão.	59
Figura 38 – Exemplos de resultados da localização do canto dos olhos. Os pontos vermelhos são os pontos dos cantos dos olhos antes do ajuste de 16%. Os pontos azuis são os pontos após o ajuste.	60
Figura 39 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão nos músculos reto medial.	62
Figura 40 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão nos músculos reto lateral	63
Figura 41 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão nos músculos oblíquo inferior.	65
Figura 42 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão nos músculos reto superior.	66

Figura 43 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão no músculo oblíquo superior.	68
Figura 44 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão nos músculos reto inferior.	68

Lista de tabelas

Tabela 1 – Comparação dos trabalhos relacionados na área de localização dos olhos	21
Tabela 2 – Comparação dos trabalhos relacionados na área de segmentação da esclera	22
Tabela 3 – Comparação dos trabalhos relacionados na área de localização dos cantos dos olhos	23
Tabela 4 – Comparação dos trabalhos relacionados na área de localização do limbo	24
Tabela 5 – Ação dos músculos oculomotores na Ducción	27
Tabela 6 – Ação dos músculos na Versão	28
Tabela 7 – Parâmetros utilizados no Auto-Weka.	47
Tabela 8 – Círculos utilizados na versão para medição dos músculos reto lateral e reto medial. RCP - Raio do círculo principal.	51
Tabela 9 – Resultados da localização dos olhos utilizando <i>Random Forest</i>	55
Tabela 10 – Resultados da segmentação da esclera utilizando <i>Random Forest</i>	56
Tabela 11 – Resultados da localização dos cantos dos olhos.	60
Tabela 12 – Comparação dos resultados obtidos pelo algoritmo e pelo especialista para os músculos Reto Medial e Reto Lateral.	61
Tabela 13 – Diagnóstico do especialista e resultado fornecido pelo método para os músculos Oblíquo Inferior e Reto Superior.	64
Tabela 14 – Diagnostico do especialista e resultado fornecido pelo algoritmo para os músculos Oblíquo Superior e Reto Inferior.	67
Tabela 15 – Resultados músculo Reto Medial	71
Tabela 16 – Resultados músculo Reto Lateral	71
Tabela 17 – Resultados músculo Oblíquo Inferior	72
Tabela 18 – Resultados músculo Reto Superior	72
Tabela 19 – Resultados músculo Oblíquo Superior	73
Tabela 20 – Resultados músculo Reto Inferior	73
Tabela 21 – Artigos publicados que possuem relação com a metodologia proposta.	76

Lista de abreviaturas e siglas

BF	<i>Best First</i>
CAD	<i>Computer-Aided Detection</i>
CADx	<i>Computer-Aided Diagnostic</i>
CDF	<i>Cumulative Distribution Function</i>
CDM	<i>Color Distance Map</i>
EH	<i>Equalização de Histograma</i>
ESp.	Especialista
HOG	Histogramas de Gradientes Orientados
IDE	<i>Integrated Development Environment</i>
LRSR	<i>Light Random Sprays Retinex</i>
OI	Músculo Oblíquo Inferior
OS	Músculo Oblíquo Superior
RF	<i>Random Forest</i>
RI	Músculo Reto Inferior
RL	Músculo Reto Lateral
RM	Músculo Reto Medial
RS	Músculo Reto Superior
SVMs	Máquina de Vetores de Suporte

Sumário

1	Introdução	16
1.1	Justificativa	17
1.2	Objetivo	18
1.2.1	Objetivo Geral	18
1.2.2	Objetivos Específicos	18
1.3	Organização do Trabalho	18
2	Trabalhos Relacionados	20
2.1	Localização dos Olhos	20
2.2	Segmentação da Esclera	21
2.3	Localização do Canto dos Olhos	22
2.4	Localização do Limbo	23
3	Fundamentação Teórica	25
3.1	O Olho	25
3.2	Os músculos Oculares e o Exame de Versão	26
3.3	Processamento de Imagens	29
3.3.1	Espaço de Cor	29
3.3.2	Equalização de Histograma	30
3.3.3	<i>Color Badger</i>	31
3.3.4	Template Matching	32
3.3.5	Operações Morfológicas	33
3.3.5.1	Dilatação	33
3.3.5.2	Erosão	34
3.3.5.3	Operação de Fechamento	34
3.3.5.4	Operação de Abertura	35
3.3.6	Rotulação de Componentes Conectados	36
3.4	Reconhecimento de Padrões	36
3.4.1	Extração de Atributos: Histogramas de Gradientes Orientados	37
3.4.2	Seleção de Características: <i>Best First</i>	38

3.4.3	Classificador: <i>Random Forest</i>	38
3.5	Resumo	39
4	Materiais e método	40
4.1	Software e Hardware Utilizados	40
4.2	Método proposto	40
4.2.1	Aquisição das Imagens	41
4.2.2	Pré-Processamento	43
4.2.3	Localização dos Olhos	43
4.2.3.1	Segmentação da Pele	44
4.2.3.2	Localização dos Candidatos a Olho	45
4.2.3.3	Extração de Características	46
4.2.3.4	Seleção de Características	46
4.2.3.5	Classificação	46
4.2.4	Segmentação da Esclera	46
4.2.4.1	Medidas Estatísticas	47
4.2.4.2	Classificação	48
4.2.5	Localização do Limbo	49
4.2.6	Localização do Canto dos Olhos	49
4.2.7	Exame de Versão	51
5	Resultados e discussões	53
5.1	Localização dos Olhos	53
5.1.1	Segmentação da Pele e Localização dos Candidatos a Olho	53
5.1.2	Classificação dos Candidatos a Olho	54
5.2	Segmentação da Esclera	55
5.3	Localização do limbo	57
5.4	Localização do Canto dos olhos	59
5.5	Versões Automáticas	60
5.5.1	Reto Medial e Reto Lateral	60
5.5.2	Oblíquo Inferior e Reto Superior	63
5.5.3	Oblíquo Superior e Reto Inferior	66
5.6	Execução Automática do Método	68

5.6.1	Localização dos Olhos	69
5.6.2	Segmentação da Esclera	69
5.6.3	Localização do Limbo	69
5.6.4	Localização dos Cantos dos Olhos	70
5.6.5	Medida da Versão	70
5.6.6	Tempo de Execução	73
6	Conclusão	74
6.1	Contribuições Científicas	74
6.2	Trabalhos Futuros	75
6.3	Produções Científicas	76
	Referências	77

1 Introdução

Versão é o nome dado à movimentação conjunta dos olhos na mesma direção e sentido, com os dois olhos abertos e sem oclusão (SINGH; IVAMOTO; STROBOS, 1973). Podem ser denominadas superversão, infraversão, levoversão e dextroversão quando o movimento for para cima, baixo, esquerda e direita, respectivamente.

O exame de versão é um teste realizado para detectar e mensurar restrições, paralisias e ações desproporcionais dos músculos dos olhos durante os movimentos binoculares¹ executados na versão (WRIGHT; SPIEGEL, 2013). Os músculos analisados são os responsáveis pela execução das movimentações dos olhos. O exame é frequentemente utilizado na detecção, acompanhamento e planejamento cirúrgico de pacientes com estrabismo.

Estrabismo é uma condição onde os olhos não possuem o alinhamento apropriado, de modo que ao observar um objeto os olhos apontam para diferentes direções, com apenas um olho centrado no objeto, (OPHTHALMOLOGY, 2014). Fazendo com que o cérebro receba duas imagens com focos diferentes dificultando ou impossibilitando o processo de junção realizado por ele.

De acordo com Kaplan (2005), o estrabismo afeta aproximadamente 4% da população mundial. Afetando principalmente crianças prematuras e que nasceram abaixo do peso recomendado (ROSENBAUM; SANTIAGO, 1999). Em adultos, o aparecimento do estrabismo está relacionado a problemas como: aneurismas, baixa visão², problemas neurológicos que podem ser originados de tumores, problemas vasculares recorrentes de diabetes ou trombose de seio cavernoso, hidrocefalia, entre outras doenças de origem muscular como miastenia *gravis* e traumas (LOPES, 2006).

Um tratamento mais efetivo pode ser obtido caso o reconhecimento do desalinhamento ocular seja precoce. Em crianças isso pode permitir um desenvolvimento apropriado da visão, evitando problemas como baixa visão. Em adultos, um tratamento eficiente pode além de melhorar o campo de visão e a perspectiva de profundidade, proporcionar também uma melhora na condição de vida, por abrir maior oportunidades de emprego e socialização (SHIMAUTI et al., 2012).

¹ Movimentos simultâneos dos olhos

² A baixa visão é o comprometimento do funcionamento visual em ambos os olhos

O tratamento pode ser óptico, clínico, cirúrgico ou misto, depende da causa do desvio. Em casos de tratamento cirúrgico, o plano cirúrgico é definido com a ajuda de alguns exames, entre eles o exame da versão (YANOFF; DUKER, 2011).

Com a evolução da tecnologia computacional e seu poder de processamento, um maior número de técnicas voltadas para a área médica tem sido desenvolvidas. O desenvolvimento dessas técnicas tem como objetivo fornecer um auxílio ao diagnóstico, tratamentos, planejamento cirúrgico, dentre outros.

Essas técnicas motivaram a criação de diversas pesquisas, para o desenvolvimento de sistemas computacionais, conhecidas como sistemas de Detecção Assistida por Computador (*CAD - Computer Aided Detection*) e de Diagnóstico Assistido por Computador (*CADx - Computer Aided Diagnosis*) (GIGER, 2000). Esses sistemas podem fornecer uma segunda opinião para especialistas, auxiliando na identificação, no diagnóstico e no tratamento de anomalias no corpo humano, como o próprio estrabismo (ALMEIDA et al., 2015)

1.1 Justificativa

Distúrbios da visão binocular acometem cerca de 5% da população, sendo o estrabismo comitante o mais comum (cerca de 74% dos casos). Sem tratamento adequado, até 50% dos pacientes apresentará deficiência da visão binocular permanente, como ambliopia e alterações de estereopsia, sequelas totalmente preveníveis (RCOPHTH, 2017).

Além da baixa visão, diminuição da capacidade de direção e aumento do número de quedas, a presença do estrabismo na vida adulta também está associada com problemas psicológicos, que incluem: baixa auto-estima, qualidade de vida reduzida, menor oportunidades de trabalho e discriminação (RCOPHTH, 2017).

Soluções não cirúrgicas podem ser adotadas na tentativa de diminuir o efeito do estrabismo em adultos, como lentes de prisma e exercícios oculares, mas na grande maioria dos casos a cirurgia é a única solução para reduzir o efeito do estrabismo (RCOPHTH, 2017).

O exame de versão é utilizado como uma das variáveis consideradas pelos estrabólogo no diagnóstico e planejamento de cirurgias de estrabismo. Sendo o exame de versão um teste subjetivo, a criação de um método que visa automatizar o exame pode ajudar na obtenção de um resultado mais objetivo, visto que não foram encontrados trabalhos na literatura que se propõem a quantificar automaticamente as versões oculares.

1.2 Objetivo

Destaca-se nesta seção o objetivo geral e os objetivos específicos a serem alcançados neste trabalho.

1.2.1 Objetivo Geral

Este estudo objetiva desenvolver um método computacional para realizar a avaliação automática de versões oculares baseada em imagens, utilizando técnicas de visão computacional, processamento de imagem, reconhecimento de padrões e inteligência computacional.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para alcançar o objetivo geral deste trabalho, fez-se necessário alcançar os seguintes objetivos específicos:

- Definir um protocolo de aquisição de imagens de exame de versão;
- Desenvolver um método para a localização dos olhos;
- Desenvolver um método para a segmentação da esclera;
- Estudar e implementar técnicas para segmentação do limbo;
- Propor e implementar técnicas para localizar os cantos dos olhos;
- Desenvolver um método para medir as versões oculares;
- Analisar as vantagens e limitações do método proposto.

1.3 Organização do Trabalho

Esta dissertação está dividida em cinco capítulos. O primeiro contém a introdução do problema, objetivos gerais e específicos.

No Capítulo 2 são apresentados os trabalhos relacionados que abordam metodologias relacionadas aos métodos utilizados para realizar este trabalho.

No Capítulo 3 apresenta-se a fundamentação teórica. Contendo os conceitos e técnicas necessárias para o entendimento da metodologia desenvolvida.

No Capítulo 4 o método proposto é apresentado. Descrevendo o protocolo de aquisição das imagens e todas as sete etapas que formam a método utilizado para a realização da automação do exame de versão com o uso de imagens.

No Capítulo 5 os resultados e discussões de cada etapa da metodologia são apresentados.

No Capítulo 6 apresentam-se as conclusões da pesquisa e sugestões para trabalhos futuros.

2 Trabalhos Relacionados

Na literatura existem trabalhos que tem como proposta a utilização da tecnologia para a realização de exames ou testes oftalmológicos, porém nenhum deles tem como proposta a automatização do exame de versão com o uso de imagens. Entretanto, várias pesquisas abordam temas relacionados as etapas do método proposto, são elas: as etapas de localização dos olhos, segmentação da esclera e localização dos cantos dos olhos.

As Seções seguintes apresentam uma breve discussão sobre tais etapas e conceitos relacionados.

2.1 Localização dos Olhos

A primeira etapa para a realização da automatização da versão é a localização dos olhos. Almeida et al. (2015) realizam a localização dos olhos em pacientes estrábicos. A base de imagens formada para a pesquisa possui um total de 225 imagens. Essas imagens são compostas por 45 imagens de pacientes em 5 posicionamentos diferentes. O método desenvolvido utiliza um modelo de classificação específico para cada uma dessas posições com o uso de Máquinas de Vetores Suporte (SVMs, do inglês *Support Vector Machine*) e de funções geoestatísticas. A média da acurácia para os posicionamentos foi de 95.25%.

A metodologia desenvolvida em Liu e Liu (2010) aplica Momento de Zernike (ZM) em conjunto com SVMs para detectar olhos em imagens de face. A face é localizada com o uso do algoritmo Haar Cascade. Os candidatos a olho tem seu momento de Zernike computado em uma janela 20x20. O momento de Zernike é invariante a rotação, que permite a detecção dos olhos mesmo se a face estiver rotacionada. Os candidatos são classificados pelos SVMs, treinados na base FERET (PHILLIPS et al., 1998), obtendo um resultado de 94,6% na base Olivetti Research Lab (ORL).

O método proposto em Lu et al. (2009) realiza a localização dos olhos em imagens utilizando projeção em escala de cinza. O método utiliza a projeção diferencial da face para obter a posição vertical do olho e projeção integral para localizar a posição horizontal. O método pode ser aplicado em imagens frontais, laterais e invertidas da face. A base utilizada no trabalho foi a BJUT-3D, (YIN et al., 2009)), a qual possui imagens de rosto sem fundo e com cabelos removidos. Nas imagens frontais a acurácia do método foi de 95%, nas outras imagens o percentual foi de 86%.

O trabalho desenvolvido em Ping e Yang (2015) realiza uma melhora no método proposto em Lu et al. (2009) ao utilizar segmentação baseada em cor e reutilizar a projeção em escala de cinza por 4 vezes. O objetivo foi tornar o método menos dependente da qualidade da luz ambiente e da postura da face. O método apresentou uma acurácia de 92.6% e utilizou a base de dados VidTIMIT (SANDERSON, 2004).

A Tabela 1 mostra um resumo dos trabalhos pesquisados na área de localização dos olhos e seus resultados.

Tabela 1 – Comparação dos trabalhos relacionados na área de localização dos olhos

Trabalho	Número de imagens	Acurácia (%)
Almeida et al. (2015)	225	95,5
Liu e Liu (2010)	2000	94,6
Lu et al. (2009)	500	95,0
Ping e Yang (2015)	50	92,6

2.2 Segmentação da Esclera

A segmentação da esclera tem sido estudada principalmente no campo de reconhecimento biométrico. Para atingir o objetivo deste trabalho, a segmentação da esclera é fundamental, pois a mesma é utilizada na localização dos cantos dos olhos.

Em (ALKASSAR et al., 2016b) os autores realizam primeiro a segmentação da pele utilizando Mapa de Distância de Cor (CDM, do inglês *Color Distance Map*), posteriormente sob resultado apresentado pela segmentação da pele é aplicado um limiar baseado na intensidade dos *pixels*. Este limiar é baseado nas características comumente apresentadas pela região da esclera no canal referente a saturação do modelo de cor HSV. A pesquisa utilizou 261 imagens da base de dados UBIRIS versão 2 (HUGO; LUIS, 2005).

A pesquisa apresentada em (DAS et al., 2014) utiliza *Fuzzy C-means* para realizar a segmentação da esclera. *Fuzzy C-means* é uma técnica que permite que um elemento faça parte de mais de um grupo, diferente de modelos mais comuns de agrupamento onde um elemento só pode fazer parte de um grupo, como o *K-Means* e o *ISOData*.

O método desenvolvido em (ALKASSAR et al., 2017) realiza a segmentação da esclera posicionando sementes em cada lado do limbo. As sementes aumentaram com o uso de *Active Contours Without Edges*, utilizando imagem em escala de cinza e de suas respectivas funções de energia. Os trabalhos elencados não apresentam uma medida para determinar

a qualidade da segmentação da esclera. A Tabela 2 mostra um resumo dos trabalhos pesquisados.

Tabela 2 – Comparação dos trabalhos relacionados na área de segmentação da esclera

Trabalho	Base	Número de Imagens
Alkassar et al. (2016b)	UBIRIS (Versão 2)	261
Das et al. (2014)	UBIRIS (Versão 1)	1877
Alkassar et al. (2017)	UBIRIS (Versão 1)	800

2.3 Localização do Canto dos Olhos

Assim como a segmentação da esclera, a localização dos cantos dos olhos também é importante para a área de reconhecimento biométrico. Neste trabalho os cantos dos olhos são essenciais para obtenção do limite de movimentação dos olhos.

O trabalho desenvolvido em Santos e Proença (2011) utiliza a localização do limbo e esclera para estabelecer candidatos a canto de olho. Os candidatos tem várias características extraídas, são elas: *Harris Pixel Weight*, ângulos internos, distâncias relativas e uma função objetiva. Esses atributos são fundidos e avaliados pelo critério de Akaike. Cantos com uma distância inferior a 100 *pixels* do canto marcado manualmente como correto foram considerados certos. A pesquisa obteve um coeficiente de correlação de Pearson de 0,815 e utilizou a base de dados UBIRIS versão 2, (HUGO; LUIS, 2005).

Em Alkassar et al. (2016a) a localização dos cantos dos olhos é realizada ao se detectar candidatos extraindo a área onde está previsto que os cantos estejam localizados para isso a função arco é utilizada. Os candidatos são refinado e os pontos referentes ao canto dos olhos são localizados utilizando o detector de cantos de Harris. Também utilizada a base de dados UBIRIS versão 2, (HUGO; LUIS, 2005).

O método proposto em Zheng, Yang e Yang (2005) utiliza atributos de Gabor para detectar a localização dos cantos dos olhos. Baseado no fato dos cantos dos olhos estarem localizados entre as curvas palpebrais, o método cria então dois filtros, uma para o canto interno, o mais próximo do nariz e um para o canto externo, o mais distante do nariz. A pesquisa utilizou 400 imagens da base de dados SJTU.

Um resumo dos trabalhos relacionados a área de localização dos cantos dos olhos é apresentado na Tabela 3.

Tabela 3 – Comparação dos trabalhos relacionados na área de localização dos cantos dos olhos

Trabalho	Base	Número de Imagens
Santos e Proença (2011)	UBIRIS (Versão 2)	500
Alkassar et al. (2016a)	UBIRIS (Versão 2)	522
Zheng, Yang e Yang (2005)	STJU	400

2.4 Localização do Limbo

A localização do limbo é necessária para se determinar o funcionamento dos músculos. Diversas pesquisas são realizada com o objetivo de se obter localizações mais precisas do limbo.

O trabalho desenvolvido em Wang e Zhang (2015) utiliza o método da *Active Contours*, normalmente conhecido pelo seu nome em inglês *Snake method* e formalmente reconhecido como Modelo de Contorno Ativo (*Active contour model*), para determinar um ponto inicial. O método tem esse apelido pois no processo de aproximação do seu objetivo ele se curva e muda de forma como uma cobra. Na definição da localização real do limbo o gradiente circular de Daugman é utilizado. Esse método utiliza 60 imagens de olhos da base de dados CASIA (V 2.0) em alta definição e possui uma acurácia de 97.2%.

O método proposto por Kim et al. (2015) utiliza encaixe circular para determinar o centro do limbo e seu raio. Utilizando uma imagem de olho, os pesquisadores encontraram primeiro uma posição inicial para o limbo e realizaram encaixes até que os círculos convergissem para o circulo final. Esse método utilizou a base de dados GI4E ((VILLANUEVA et al., 2013)) com uma acurácia de 97.57%.

Em Sahnoud e Abuhaiba (2013) a localização do limbo é determinada com o uso do algoritmo *K-Means* para determinar a região do limbo, provendo uma máscara que engloba o limbo. A localização precisa e o raio do mesmo são dados com o uso do filtro detector de bordas de Canny e a Transformada de Hough. O método utilizou a base de dados UBIRIS versão 1.

Um resumo dos trabalhos relacionados a área de localização dos cantos dos olhos pode ser visto na Tabela 4.

Tabela 4 – Comparação dos trabalhos relacionados na área de localização do limbo

Trabalho	Base	Número de Imagens	Acurácia(%)
Wang e Zhang (2015)	CASIA	60 Imagens	97,2
Kim et al. (2015)	GI4E	1236 Imagens	97.57
Sahmoud e Abuhaiba (2013)	UBIRIS (Versão 1)	1877 Imagens	98,76

3 Fundamentação Teórica

Este capítulo apresenta a fundamentação teórica utilizada no desenvolvimento deste trabalho. Inicialmente são apresentados tópicos da medicina oftalmológica sobre anatomia ocular, músculos oculares, movimentos oculares e sobre o exame de versão. São abordadas as principais técnicas computacionais de processamento de imagens utilizadas na metodologia proposta.

3.1 O Olho

Os olhos são órgãos complexos que possuem um alto grau de evolução. São órgãos fotossensíveis complexos que atingem alto grau de evolução, permitindo uma análise minuciosa das formas, cores e da intensidade de luz refletida. O olho fica localizado no interior de uma caixa óssea, a órbita, composta por uma câmara escura, uma camada de células receptoras sensoriais, um sistema de lentes para focalizar a imagem e um sistema de células e nervos para conduzir o estímulo ao córtex cerebral (GUYTON JOHN E. HALL, 2006).

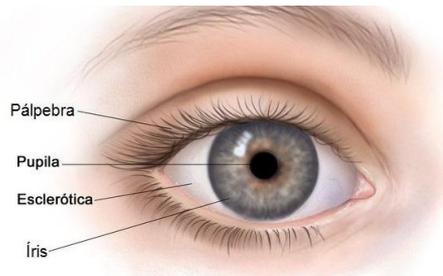
Ainda, olho é constituído por três túnicas dispostas de maneira concêntrica: a camada externa, formada pela esclera e pela córnea; a camada média ou túnica vascular, composto pelo coróide, pelo corpo ciliar e pela íris; a camada interna nervosa, constituída pela retina, que realiza a comunicação com o cérebro através do nervo óptico (GUYTON JOHN E. HALL, 2006).

Além desses envoltórios, o olho apresenta o cristalino, estrutura biconvexa transparente mantida em posição graças a um ligamento circular, a zônula ciliar, que se insere sobre um espessamento da camada média, o corpo ciliar. Em frente ao cristalino existe uma expansão pigmentada e opaca da camada média que o recobre em parte, a íris. O olho possui três compartimentos: a câmara anterior, localizada entre a íris e a córnea; a câmara posterior, situada entre a íris e o cristalino; e o espaço vítreo, localizado atrás do cristalino e circundado pela retina. Nas câmaras existe um líquido, o humor aquoso, que contém proteínas. O espaço vítreo apresenta-se cheio de uma substância viscosa e gelatinosa, o corpo vítreo (GUYTON JOHN E. HALL, 2006).

As estruturas externas são os componentes dos olhos que serão analisados por este trabalho. A Figura 1 mostra essas estruturas. A esclera, conhecida como "branco do

olho” por ser dessa cor, é onde estão inseridos os músculos do bulbo do olho. A superfície visível da esclera é coberta por uma membrana transparente e fina, chamada conjuntiva, que deriva da camada epitelial externa da córnea e que também cobre a face interna das pálpebras. É opaca e contém fibras de colágeno e elastina. (GUYTON JOHN E. HALL, 2006).

Figura 1 – O olho humano.



Fonte: Trotta (2014).

A pupila é a abertura no centro da íris que deixa passar os raios luminosos para o interior do olho. A íris é a estrutura que colore o olho, controla a abertura da pupila, regulando a quantidade de luz que entra no olho.

3.2 Os músculos Oculares e o Exame de Versão

Uma visão que atenda as demandas visuais do cotidiano como visão a curta e longa distância, entre outras, precisa de um funcionamento eficiente dos músculos oculares, também chamados de músculos extrínsecos (BICAS, 2003).

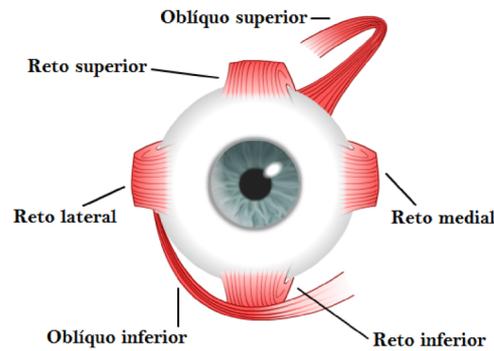
Há seis desses músculos que juntos realizam a movimentação dos olhos. São eles: reto superior (RS), reto inferior (RI) e oblíquo inferior (OI), o oblíquo superior (OS), reto medial (RM) e o reto lateral (RL) (ALMEIDA et al., 2015). A Figura 2 representa esses músculos em um olho.

Podemos analisar o movimento dos olhos de duas formas:

1. Ducção, realizado por apenas um dos olhos
2. Versão, movimento simultâneo de dois olhos

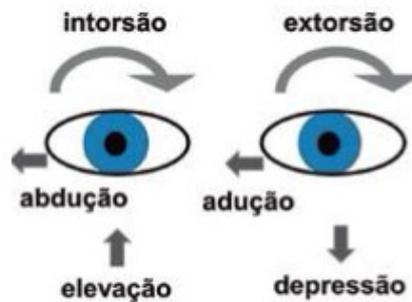
As ações executadas pelos músculos na ducção são: abdução, adução, supradução, infradução, inciclo e exciclodução. Eles são mostrados na Figura 3. Cada um dos músculos oculares, com exceção dos reto lateral e reto medial, podem exercer mais de uma ação. A Tabela 5 mostra essas movimentações.

Figura 2 – Músculos oculares.



Fonte: Dooley (2014).

Figura 3 – Músculos extraoculares.



Fonte: Machado e Gama (2012).

Os movimentos de versão, movimentos conjugados, realizados por esses músculos são: dextroversão (olhar para direita), a levoversão (olhar para a esquerda), a supravversão (olhar para cima), a infraversão (olhar para baixo), a dextrociclovversão (rotação para a direita) e a levociclovversão (rotação para a esquerda). A Tabela 6 pontua cada uma dessas combinações.

A anatomia dos músculos oculares e suas posições, possibilitam seu relaxamento e contração durante o movimento. Durante os movimentos esses músculos podem ser classificados como: agonista, antagonista e sinergista.

Tabela 5 – Ação dos músculos oculomotores na Ducción

Músculo	Ação primária	Ação secundária	Ação terciária
RM	Adução	-	-
RL	Abdução	-	-
RI	Infraducción	Adução	Extorção
RS	Supraducción	Adução	Intorção
OS	Intorção	Infraducción	Abdução
OI	Extorção	Supraducción	Abdução

Tabela 6 – Ação dos músculos na Versão

Movimento binocular	Designação
Olhar para a direita	Dextro
Olhar para a esquerda	Levo
Olhar para cima	Supra
Olhar para baixo	Infra
Olhar para cima e para a direita	Dextrosupra
Olhar para cima e para a esquerda	Levosupra
Olhar para baixo e para a direita	Levoinfra
Olhar para baixo e para a esquerda	Levoinfra
Rotação para a direita	Dextrociclo
Rotação para a esquerda	Levociclo

O músculo agonista é aquele que está desempenhando sua função primária no movimento. Já o músculo antagonista é o músculo que desempenha a função oposta ao agonista. Na Figura 2, o antagonista do músculo reto medial é o reto lateral que exerce a função contrária. O sinergista é o músculo que auxilia o agonista na execução da sua função. Os músculos podem ser classificados de forma diferente, dependendo do movimento que está sendo executado.

O exame de versão visa medir a movimentação binocular dos músculos oculares nas posições secundárias do olhar de forma a poder informar o quão sincronizados estão estes músculos. Essa medição é realizada em 6 posições cardinais, são elas: para o lado direito, para o lado esquerdo, para o canto superior direito, canto superior esquerdo, canto inferior direito e o canto inferior esquerdo. Essas posições são realizadas para a avaliação dos 6 músculos extraoculares. Um exemplo das avaliações é ilustrado na Figura 4.

O sistema de avaliação avalia o funcionamento de cada músculo em uma escala de + 4 para - 4, com o 0 indicando músculos sem alteração, - 4 indicando músculos sem qualquer ação e + 4 com uma ação máxima.

Figura 4 – Exemplo de um exame de versão. (a) olhar para a direita (b) olhar para a esquerda (c) canto superior direito (d) canto inferior direito (e) canto superior esquerdo (f) canto inferior esquerdo.



Adaptado de: Rosenbaum e Santiago (1999)

3.3 Processamento de Imagens

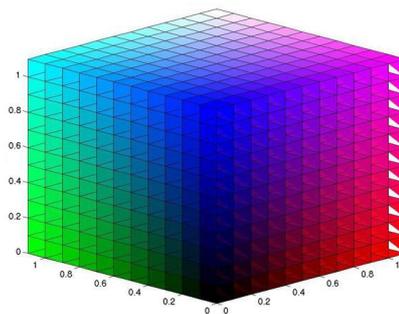
O processamento digital de dados adquiridos por sensores possibilitou o desenvolvimento de técnicas voltadas para a análise de dados multidimensionais. Quando estes dados correspondem a imagens, tais técnicas recebem o nome de processamento digital de imagens. Esta seção apresenta o conjunto de técnicas de processamento de imagens aplicadas neste trabalho.

3.3.1 Espaço de Cor

As cores são representadas em uma imagem através da combinação de um ou mais canais de cor, que são combinados para formar a cor dos objetos na imagem. A forma que se usa para armazenar cores, especificando o número e natureza dos canais, é normalmente conhecida como espaço de cor (SOLOMON; BRECKON, 2011). Imagens digitais coloridas podem ser representadas de várias formas utilizando diferentes espaços de cores, por exemplo os espaços de cores RGB, YCbCr, HSV e LAB.

O espaço de cor RGB é um dos espaços de cores mais utilizados no processamento e armazenamento de dados digitais de imagens. Ele é formado por três cores primárias (vermelho, verde e azul). As cores disponíveis são normalmente representados como coordenadas em um cubo unitário, Figura 5, em que as cores primárias estão em três vértices; as cores secundárias ciano, magenta e amarelo estão em outros três vértices; o preto está na origem; e o branco está no vértice mais distante da origem (GONZALEZ, 2011). A imagem colorida é formada por 3 outras imagens, denominadas por canais ou bandas, que contém separadamente informações das cores vermelho, verde e azul.

Figura 5 – Cubo unitário que representa o modelo de cor RGB.

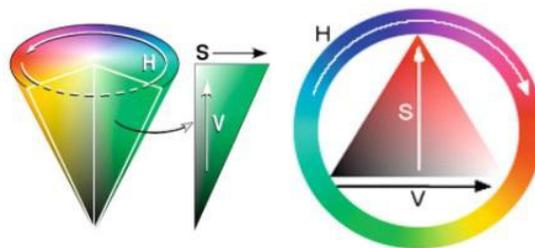


Fonte: Bertoa (2017).

Como o espaço de cor RGB apresenta as informações de cor e intensidade de forma conjunta, os processos onde essas informações precisam ser analisadas separadamente se tornam mais complexos ou até inviáveis. Logo, outros espaços podem ser usados para complementar ou essas informações de forma mais simples (FREITAS, 2011).

HSV é uma sigla utilizada para designar o sistema de cores formado pelas componentes matiz (do inglês, *hue*), saturação (do inglês, *saturation*) e valor (do inglês, *value*). Matiz, ou tonalidade, corresponde as cores, indo do vermelho ao azul em uma volta de 360°. Saturação, ou pureza, apresenta a quantidade de cinza presente na imagem. Valor, ou brilho, define, o grau de brilho na imagem. Seus valores variam de 0 à 100%. A Figura 6 mostra como estão organizadas as cores em HSV.

Figura 6 – Organização dos canais em HSV



Fonte: Preim, e Botha (2014).

O modelo de cor YCbCr é baseado na separação dos sinais de cor RGB em um sinal de luminância (Y), e dois sinais de cromaticidade (Cb e Cr) ou diferença de cor, onde cada banda de cromaticidade nos permite visualizar com mais facilidade conceitos como saturação.

O espaço de cor LAB possui uma distribuição perceptualmente uniforme, cromaticidade separada da luminosidade e representa os contrastes cromáticos naturais do ser humano. O espaço é composto por três eixos. O vertical, que descreve a luminosidade com variação do de 0 (preto) ao 100% (branco). O eixo a de $+a$ (vermelho) ao $-a$ (verde) e por último o eixo b que vai de $+b$ (amarelo) ao $-b$ (azul) (LOPES, 2009).

3.3.2 Equalização de Histograma

O histograma de uma imagem é um gráfico de frequência que demonstra a ocorrência de cada um dos valores de *pixels* presentes na imagem, como pode ser visto na Figura 7. Histogramas podem ser usados para representar diversos aspectos como um modelo

de gradiente de borda de um objeto, sua distribuição de cor e melhora da qualidade da imagem, fazendo esta técnica muito utilizada em aplicações de visão computacional (SOLOMON; BRECKON, 2011).

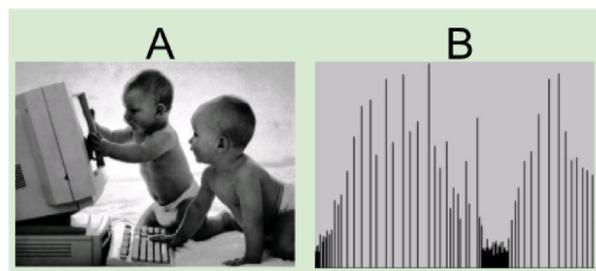
Figura 7 – O histograma (B) de uma imagem (A).



Fonte: Sinais. (2018).

A Equalização de Histograma (EH) é uma função de mapeamento baseada na Função de Distribuição Acumulada (do inglês, *Cumulative Distribution Function* - CDF) a qual modifica os valores dos *pixels* da imagem de entrada para se obter uma imagem de saída. A imagem de saída possui valores do histograma próximos a uma distribuição uniforme (GONZALEZ, 2011). O efeito da equalização em uma imagem é mostrada na Figura 8.

Figura 8 – Resultado da equalização do Histograma da Figura 7



Fonte: Sinais. (2018).

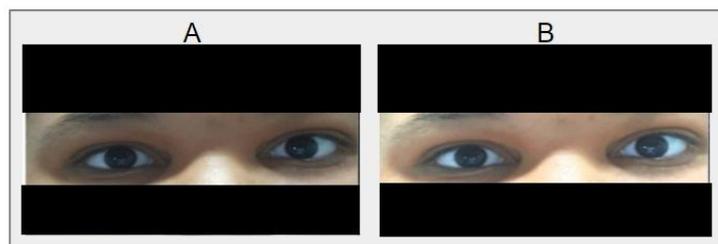
3.3.3 *Color Badger*

Constância da cor é a habilidade visual humana que faz com que as superfícies pareçam manter aproximadamente a mesma cor sob diferentes iluminações (BANIĆ; LONČARIĆ, 2014). Para simular esse efeito computacionalmente, é necessário estimar primeiro a iluminação da cena e, em seguida, realizar a adaptação cromática, que ajusta as cores da cena para que elas pareçam constantes sob uma iluminação desejada, normalmente

a luz do dia. Um dos algoritmo que simula esse efeito é o *Color Badger* (BANIĆ; LONČARIĆ, 2014).

O algoritmo *Color Badger* é uma extensão do algoritmo *Light Random Sprays Retinex- LRSR* (BANIĆ; LONČARIĆ, 2013), que tem como objetivo melhorar LRSR no mapeamento de tons. Ele também pode ser usado como um algoritmo de balanceamento branco local (BANIĆ; LONČARIĆ, 2014). A Figura 9(B) mostra a aplicação do Color Badger na Figura 9(A).

Figura 9 – Resultado da aplicação do algoritmo *Color Badger* em uma imagem.



Fonte: Acervo do autor.

3.3.4 Template Matching

Template Matching (TM) é um método de filtragem que tem como objetivo detectar um objeto em particular numa imagem. O filtro é uma sub-imagem que contém o objeto, ou parte dele, a ser detectado. A esse objeto é dado o nome de *template*. O processo de TM envolve deslocar o *template* para a área de busca e computar a similaridade entre eles. A cada deslocamento um valor de similaridade é gerado de acordo com uma métrica, a posição que apresentar o maior valor é a escolhida como o objeto procurado.

Neste trabalho utiliza-se o coeficiente de correlação normalizado como métrica de avaliação. Esse coeficiente é calculado em uma imagem I de tamanho $M_x \times M_y$ percorrida por uma *template* T de tamanho $N_u \times N_v$. O coeficiente é então calculado pela Equação 1.

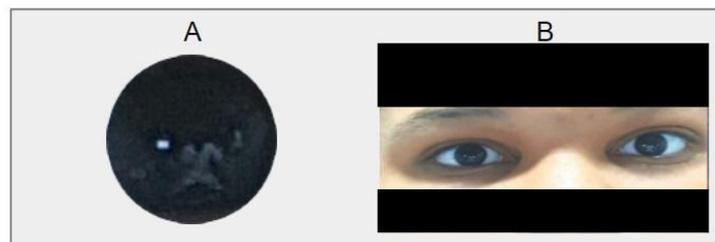
$$\gamma = \frac{\sum_{x,y} (f(x,y) - f'_{u,v})(t(x-u, y-v) - t')}{\sqrt{\sum_{x,y} (f(x,y) - f'_{u,v})^2 \sum_{x,y} (t(x-u, y-v) - t')^2}} \quad (1)$$

onde u e v são o deslocamento do *template* T na posição x e y da imagem I , t' é o valor médio do *template* T e $f'_{u,v}$ representa a média dos valores de intensidade na área onde o *template* foi posicionado na imagem, Esse valor é obtido na Equação 2.

$$f'_{u,v} = \frac{1}{N_x N_y} \sum_{x=u}^{u+N_x-1} \sum_{y=v}^{v+N_y-1} f(x, y) \quad (2)$$

O método TM é utilizado para realizar a localização do limbo nas imagens do exame de versão. O *template* é obtido da imagem frontal do paciente. A Figura 10(A) mostra um exemplo de *template*, obtido da Figura 10(B), utilizado neste trabalho.

Figura 10 – Exemplo do *template* do limbo utilizado neste trabalho.



Fonte: Acervo do autor.

3.3.5 Operações Morfológicas

Operações morfológicas são usadas no processamento de imagem para execução de operações não lineares (DAWSON-HOWE, 2014). Com o uso de um elemento estruturante¹, essas operações executam testes lógicos em todas as posições possíveis da imagem entre esse elemento e uma parte da imagem correspondente, o resultado é armazenado em uma imagem de saída (DAWSON-HOWE, 2014). Algumas das principais operações morfológicas são a dilatação, erosão, operação de fechamento e a operação de abertura.

3.3.5.1 Dilatação

A dilatação é uma operação morfológica que aumenta os números de *pixels* de um objeto, geralmente, em todas as direções de forma simultânea. Desta forma pequenos vazios

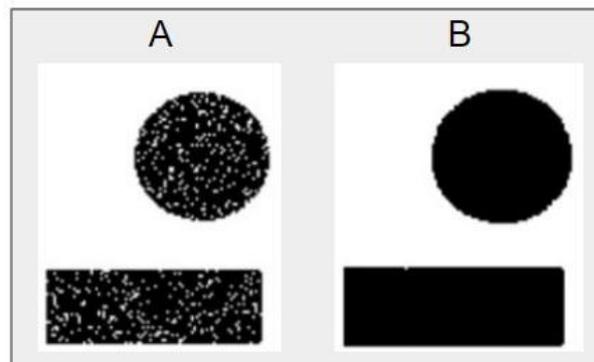
¹ Elementos estruturantes são conjuntos pequenos de pontos definidos em volta de uma origem

são preenchidos e grandes conjuntos de *pixels* que estiverem a uma pequena distância entre si são unificados (DAWSON-HOWE, 2014). A Equação 3 expressa a dilatação morfológica:

$$I \oplus B = \{z | (\hat{B}) \cap I \neq \emptyset\} \quad (3)$$

onde I é a imagem, B é o elemento estruturante, z é um *pixel* da imagem I e \hat{B} é o centro do elemento estruturante B em I . A Figura 11 mostra um exemplo do resultado, Figura 11(B), da aplicação da dilatação na Figura 11(A).

Figura 11 – Aplicação da dilatação.



Fonte: Facon (1996).

3.3.5.2 Erosão

A erosão é uma operação que realiza a atenuação de um objeto, removendo *pixels* de suas bordas. Realizando assim uma separação melhor entre objetos e removendo pequenos ruídos. (DAWSON-HOWE, 2014). A função da erosão está definida pela Equação 4:

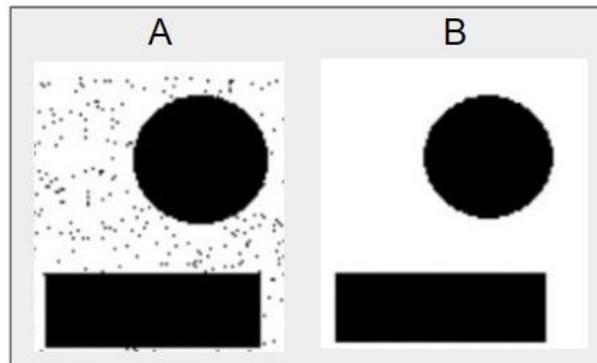
$$I \ominus B = \{z | (\hat{B}) \subseteq I\} \quad (4)$$

A Figura 12 mostra um exemplo do resultado, Figura 12(B), da aplicação da erosão na Figura 12(A).

3.3.5.3 Operação de Fechamento

A operação de fechamento consiste na realização de uma dilatação seguida de uma erosão utilizando o mesmo elemento estruturante. O fechamento realiza a junção de objetos

Figura 12 – Aplicação da erosão.



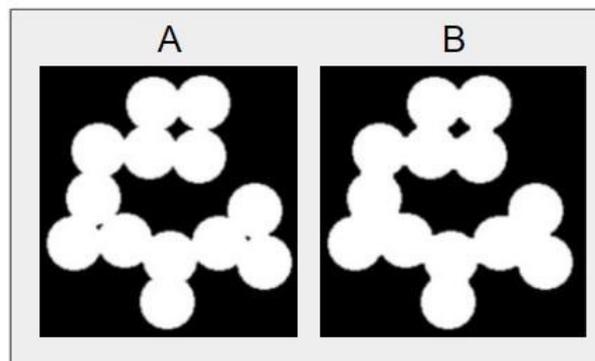
Fonte: Facon (1996).

próximos e preenche vazios em objetos. A função de fechamento é demonstrada na Equação 5,

$$I \bullet B = (I \oplus B) \ominus B \quad (5)$$

A Figura 13 mostra um exemplo do resultado, Figura 13(B), da aplicação da operação de fechamento na Figura 13(A).

Figura 13 – Aplicação da operação de fechamento.



Fonte: Londero (2016).

3.3.5.4 Operação de Abertura

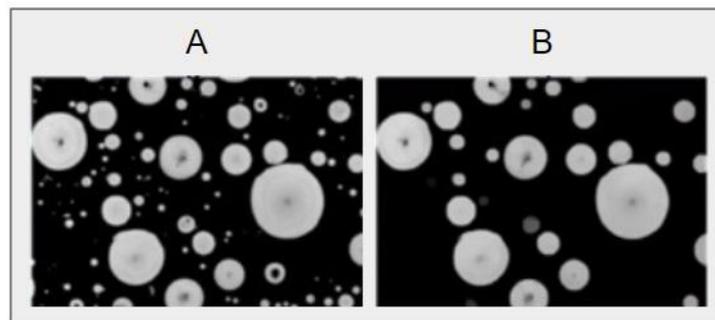
A operação de abertura consiste na realização de uma erosão seguida por uma dilatação utilizando o mesmo elemento estruturante. A abertura remove pequenos

componentes e suaviza o contornos na imagem. A função de fechamento é demonstrada na Equação 6.

$$I \circ B = (I \oplus B) \ominus B \quad (6)$$

A Figura 14 mostra um exemplo do resultado, Figura 14(B), da aplicação da operação de abertura na Figura 14(A).

Figura 14 – Aplicação da operação de abertura.



Fonte: Londero (2016).

3.3.6 Rotulação de Componentes Conectados

Rotulação de Componentes Conectados é um algoritmo onde os conjuntos de componentes conectados são separados de acordo com determinada heurística (HE et al., 2017). Em processamento de imagem é usado para realizar a detecção de regiões em imagens. O funcionamento do algoritmo é dado na sequência: (1) considerando cada pixel como um vértice e arestas como vizinhos que estejam conectados, (2) o algoritmo percorre a imagem, rotulando vértices baseados na sua conexão com seus vizinhos (SAMET; TAMMINEN, 1988). Considerando um *pixel* x e um *pixel* y , x e y estarão no mesmo grupo se existir um caminho de entre os *pixels* que conecte x a y .

3.4 Reconhecimento de Padrões

Reconhecimento de Padrões é uma área de pesquisa que tem como objetivo classificar objetos em um número de categorias ou classes (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2008). A área apresenta os seguintes conceitos: atributo, padrão, classe e classificação. Atributo é uma característica apresentada por um dado padrão. Padrão é um objeto, uma entidade,

um evento ou um processo. Classe é um grupo de padrões que possuem atributos em comum. A classificação é o ato de atribuir rótulos para as amostrar, com base nos seus atributos (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2008).

De acordo com Jain, Duin e Mao (2000), um conjunto de dados é particionado em classes, baseados em atributos específicos, tais que os pontos dentro de um grupo sejam mais similares do que os pontos de outros grupos. Dessa forma, um projeto de reconhecimento de padrão envolve: (i) a extração de atributos dos objetos; (ii) seleção das características mais discriminativas; (iii) construção de um classificador.

3.4.1 Extração de Atributos: Histogramas de Gradientes Orientados

Neste trabalho a técnica utilizada para realizar a extração de atributos foi o Histograma de Gradientes Orientados (do inglês, *Histograms of Oriented Gradients - HOG*). Dalal e Triggs (2005) definem HOG como um método descritivo que extrai um vetor de atributos de uma imagem com base na avaliação dos histogramas locais normalizados de seu gradiente. Este método é baseado no conceito de que a forma de um objeto pode ser especificada através da distribuição da intensidade local do gradiente da imagem.

O processo de extração do descritor HOG é realizado da seguinte forma: Sendo I uma imagem em tons de cinza, $I(x, y)$ é a intensidade de um pixel com coordenadas (x, y) , os vetores de gradiente podem ser calculados a partir das derivadas parciais dos valores das intensidades das imagens, como mostra a Equação 7.

$$\begin{bmatrix} g_x(x, y) \\ g_y(x, y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \\ \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Com base nos valores dos vetores de gradiente dados por $[g_x g_y]^T$, a magnitude $\rho \in \mathbf{R}^+$ e a orientação $\varphi \in [\pi, \pi]$ são definidas respectivamente pelas Equações 8 e 9.

$$\rho = (g_x^2 + g_y^2)^{0,5} \quad (8)$$

$$\varphi = \tan^{-1} \begin{pmatrix} g_y \\ g_x \end{pmatrix} \quad (9)$$

Um histograma é criado a partir desses valores, onde cada *bin* representa uma faixa de orientações, e o valor dele corresponde a soma cumulativa das magnitudes dos vetores

que possuem uma determinada orientação. Ao final, esse histograma é normalizado para a faixa de valores $[1,-1]$.

3.4.2 Seleção de Características: *Best First*

Para realizar a seleção das características e obter um conjunto com os atributos mais relevantes, o *Best First* foi utilizado neste trabalho. *Best First* é uma estratégia de busca que explora o grafo, espaço de busca, a partir de uma abordagem gulosa, buscando sempre o vértice vizinho mais promissor, porém permitindo oportunidade de retroceder caso o caminho escolhido não seja o melhor (XU; YAN; CHANG, 1988).

O algoritmo contém no estágio inicial um conjunto vazio de atributos, sendo preenchido a medida que a adição de um atributo melhora o processo preditivo. O algoritmo mantém um histórico dos estados anteriores, o que o permite voltar a um estado anterior (XU; YAN; CHANG, 1988).

O método foi utilizado por Xu, Yan e Chang (1988) para selecionar características. Os autores converteram o problema de seleção de características para um problema de busca do melhor caminho (em inglês, *Optimal Path Searching*) em um grafo direcionado ponderado.

3.4.3 Classificador: *Random Forest*

Para a realização da classificação dos candidatos obtidos o *Random Forest* - RF foi utilizado. Para uma melhor compreensão do mesmo, é fundamental a definição do termo *Ensemble Learning*, o termo designa métodos de aprendizagem onde a combinação de múltiplos algoritmos de aprendizagem é utilizado com o objetivo de obter uma melhor performance preditiva (ROKACH, 2010).

O *Random Forest* é classificado como um *Ensemble Learning* pois, como seu nome sugere, refere-se a uma floresta de árvores de decisão. Enquanto uma árvore de decisão simples define a melhor divisão sobre todos os atributos para a classificação, uma Floresta utiliza a melhor divisão sobre uma seleção aleatória de atributos (ROKACH, 2010).

Esse método possui um parâmetro, o número de árvores de decisão, onde cada árvore utilizando a seleção aleatória, resulta em uma classificação sobre uma dada observação. O resultado final do algoritmo é dado pela média numérica quando é realizada uma regressão

ou pela moda estatística de todos os resultados quando uma classificação é realizada. Neste trabalho a classificação é utilizada para identificar os olhos dentre os candidatos e para realizar a classificação dos *pixels* em esclera e não esclera.

3.5 Resumo

Neste capítulo, foram introduzidas informações importantes sobre o exame de versão. Apresentou-se ainda a estrutura do olho, a importância dos músculos oculares e os movimentos oculares. Abordou-se também as técnicas de processamento de imagens utilizadas na metodologia desenvolvida neste trabalho: equalização de histograma, *Color Badger*, *Template Matching* e operações morfológicas. Por fim, foram apresentados o histograma de gradientes orientados, usado na extração de atributos, o *Best First* utilizado na seleção de características, e o classificador *Random Forest*.

4 Materiais e método

Neste capítulo, são apresentados os materiais e o método proposto neste trabalho para aferir versões oculares. Primeiramente, são especificados os softwares e hardwares utilizados nos experimentos. Em seguida, as bases de imagens utilizadas nos testes são apresentadas, assim como o protocolo utilizado para a obtenção das mesmas. Posteriormente, as etapas realizadas para alcançar os objetivos da metodologia são detalhadas.

4.1 Software e Hardware Utilizados

As técnicas empregadas neste trabalho foram implementadas com o uso da linguagem de programação C++. O Qt, em sua versão 5.9.0, foi o IDE(*Integrated Development Environment*) de desenvolvimento utilizado (COMPANY, 2017).

As imagens foram processadas com o uso da biblioteca OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*) em sua versão 3.2.0 (ITSEEZ, 2014). Esta biblioteca tem licença gratuita para o uso acadêmico e comercial e está disponível gratuitamente na Internet. O OpenCV fornece um conjunto de algoritmos otimizados e está disponível em diversas plataformas tanto *desktop* como *mobile*.

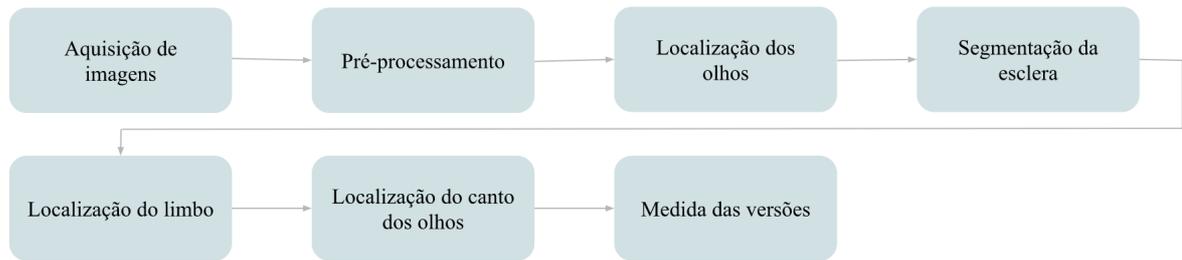
Utilizou-se o pacote de software WEKA (HALL et al., 2009) para implementar as etapas de seleção de características, classificação dos olhos e segmentação da esclera. O pacote, desenvolvido com a linguagem Java, é formado por algoritmos de aprendizado de máquina utilizados, principalmente, em mineração de dados.

O computador utilizado para a implementação e testes dos experimentos foi um Dell OptiPlex 3000, com 8 GB de memória RAM, processador AMD A8 PRO-7600B R7 e o sistema operacional Ubuntu 16.04.3 LTS. Para aquisição de imagens foi utilizado um smartphone com câmera digital de 16 *Megapixels*.

4.2 Método proposto

Para a realização do exame de versão automaticamente baseado em imagens, utiliza-se de informações como localização dos olhos, canto dos olhos e do limbo. A metodologia proposta está organizada em sete etapas, representadas na Figura 15 .

Figura 15 – Etapas do método proposto.



Fonte: Acervo do autor.

A primeira parte da metodologia consiste na aquisição das imagens dos pacientes. Para obtenção de melhores resultados, as imagens então passam por uma segunda etapa, a fase de pré-processamento. Na terceira parte os olhos são localizados. Em seguida, a esclera é segmentada para auxiliar na localização do limbo e do canto dos olhos nas etapas posteriores. A última etapa consiste na realização do exame de versão com os dados obtidos. As próximas seções descrevem detalhadamente cada uma dessas etapas.

4.2.1 Aquisição das Imagens

Duas bases de dados foram utilizada nesse estudo. A primeira delas foi a base utilizada no trabalho desenvolvido por Almeida et al. (2015) para uma pesquisa na área de estrabismo, contendo 45 indivíduos em 5 poses diferentes, totalizando 225 imagens de dimensão 2048 x 1536 pixels. Essa base foi utilizada para realizar o treinamento na etapa de localização dos olhos e na etapa de segmentação da esclera. A Figura 16 mostra exemplos de imagens nessa base.

Figura 16 – Exemplos da base de treinamento utilizada.



Fonte: Almeida et al. (2015).

Já a base adquirida durante a pesquisa para a realização do exame de versão de forma automática é proveniente de pacientes do Hospital Universitário da Universidade Federal do Maranhão, localizado na cidade de São Luís- MA, Brasil. A aquisição das imagens ocorreu por um período de 6 meses seguindo o seguinte protocolo estabelecido:

1. *Smartphone* equipado com câmera digital de 16 *Megapixels*;
2. Função *Flash* desligada;
3. Zoom de 3x;
4. Imagens deve estar limitada a área do rosto do paciente fotografado;
5. Resolução de 1280 x 960;
6. Distância entre 40 e 50 centímetros.

A fotografia é adquirida com o paciente sentado na cadeira de exames e com a cabeça reta. Caso o paciente utilize lentes corretivas, a foto será adquirida sem as mesmas. Foram capturadas sete imagens de cada paciente que concordou em colaborar com a pesquisa. Uma imagem com o paciente olhando diretamente para a câmera e outras seis nas posições mostradas na Figura 4.

A base possui imagens de 21 pacientes, ou seja 21 exames de versão, de ambos os sexos e idades variadas. A base adquirida contém exemplos de desvios em todos os músculos oculares testados no exame. A Figura 17 apresenta exemplos de imagens dessa base.

Figura 17 – Exemplos da base obtida para a realização do exame de versão.



Fonte: Acervo do autor.

Todos os pacientes que concordaram em participar do estudo assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido. Além deste, obteve-se aprovação do comitê de ética em pesquisa do Hospital Universitário Federal do Maranhão, através do parecer N^o 1.242.814 para realização de estudos utilizando imagens de seres humanos. Na aquisição das imagens não foram realizados procedimentos invasivos e em momento algum a pesquisa trouxe riscos ou desconforto aos participantes.

4.2.2 Pré-Processamento

A etapa de pré-processamento é aplicada com o objetivo de melhorar os resultados a serem obtidos nas etapas posteriores ao reduzir a quantidade de ruídos presentes nas imagens e uniformizar a iluminação das imagens.

Primeiro, utiliza-se o filtro da média, com kernel de tamanho 3x3, para minimizar os ruídos nas imagens adquiridas. Em seguida, aplica-se o algoritmo *Color Badger* (Seção 3.3.3) para corrigir distorções de iluminação nas imagens. A Figura 18 mostra o resultado do pré-processamento realizado.

Figura 18 – Exemplos da aplicação do pré-processamento. (A) mostra as imagens antes da aplicação do filtro da média e do *Color Badger*. (B) mostra as imagens após a aplicação da etapa de pré-processamento.

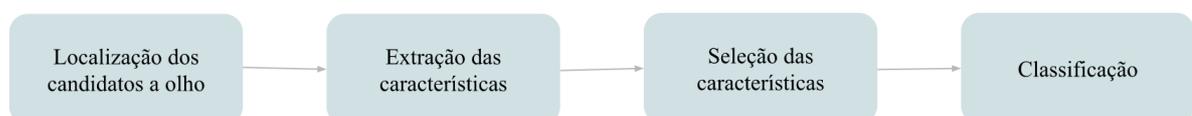


Fonte: Acervo do autor.

4.2.3 Localização dos Olhos

A localização dos olhos é obtida com a aplicação das etapas apresentadas na Figura 19. O método consiste na segmentação da pele (1), na localização dos candidatos (2), extração de características (3), seleção de características (4) e por último na classificação dos candidatos (5). Nas próximas seções serão descritas cada uma das etapas.

Figura 19 – Metodologia utilizada para a localização dos olhos.



Fonte: Acervo do autor.

4.2.3.1 Segmentação da Pele

A primeira parte do processo de localização do olhos é a segmentação da pele. Nesta etapa, utilizam-se limiares para classificar os *pixels* de pele nas imagens RGB pré-processadas. Esse classificador utiliza dois limiares que levam em consideração as condições de iluminação natural e iluminação proveniente do flash da imagem (ALKASSAR et al., 2016b). Os limiares são mostrados na Equações 10 e 11.

$$Limiar1 = \begin{cases} 1, & \text{se } ((R > 95, G > 40, B > 20) \text{ e} \\ & (\text{máximo } R, G, B - \text{mínimo } R, G, B > 15) \text{ e} \\ & (|R - G| > 15, R > G, R > B)) \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (10)$$

$$Limiar2 = \begin{cases} 1, & \text{se } ((R > 220, G > 210, B > 170) \text{ e} \\ & (|R - G| \leq 15, B < R, B > G)) \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (11)$$

onde R, G e B são, respectivamente, os componentes vermelhos, verde e azul de uma imagem RGB. Um *pixel* só é classificado como pele se ele obedecer um dos limiares apresentados. A Figura 20(b) mostra a aplicação das Equações 10 e 11 na Figura 20(a). Em seguida, a imagem (Figura 20(b)) gerada após a aplicação do classificador passa por uma operação de abertura (Seção 3.3.5.4) e duas de fechamento (Seção 3.3.5.3) utilizando um elemento estruturante em formato elíptico de tamanho 5x5 para preencher os espaços e remover ruídos, resultando na Figura 20(c). Posteriormente, o maior conjunto de *pixels* de alta intensidade é encontrado, gerando uma imagem semelhante a Figura 20(d).

Figura 20 – Etapas da segmentação da pele

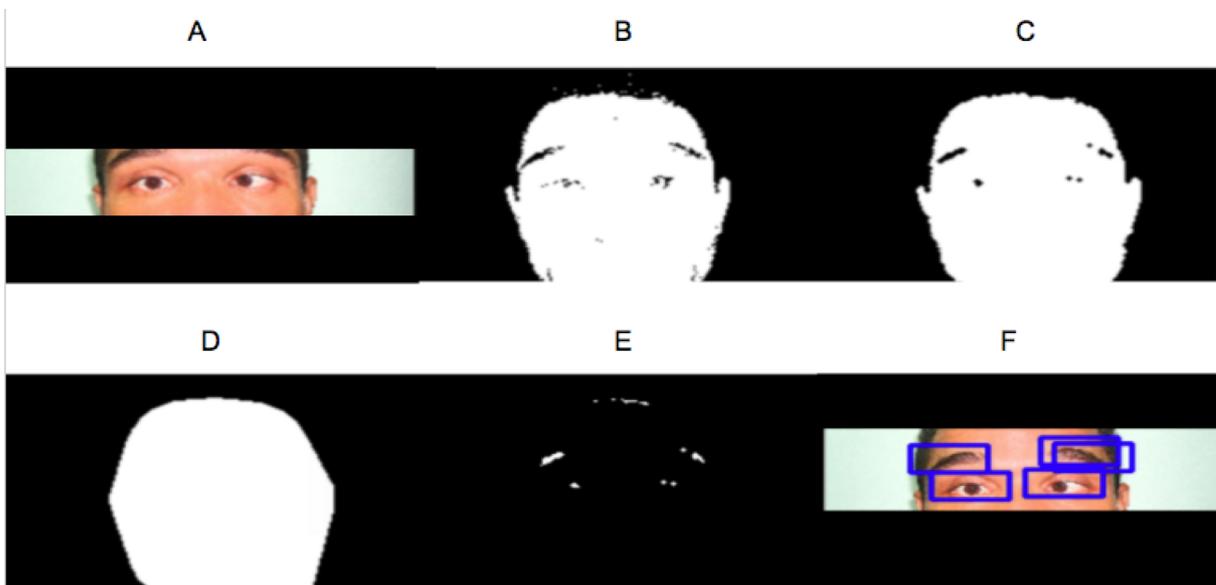


Fonte: Acervo do autor.

4.2.3.2 Localização dos Candidatos a Olho

A próxima etapa constitui-se na aplicação de uma operação aritmética com a imagem gerada na aplicação dos limiares após as operações de fechamento e abertura (Figura 21(c)) e a imagem formada pelo maior conjunto de *pixels* obtido, Figura 21(d). Essa operação é mostrada na Equação 12. O resultado dessa operação é uma imagem formada por conjuntos de *pixels* agrupados. A Figura 21 mostra todas as etapas descritas anteriormente.

Figura 21 – Localização dos candidatos a olho.



Fonte: Acervo do autor.

Na Figura 21 estão presentes: a imagem resultante da aplicação dos *thresholds*, a imagem com o maior conjunto de *pixels* e o resultado da aplicação da Equação 12.

$$Imagem = \begin{cases} 1, & \text{se } a = 0 \\ b = 255 \\ 0, & \text{senao} \end{cases} \quad (12)$$

onde a é a Figura 21(c) e b é a Figura 21(d).

A imagem formada é composta de conjuntos de *pixels* agrupados, Figura 21(e). O centro de massa desses conjuntos é extraído e uma região de interesse *region of interest* - ROI de tamanho padrão (200x90) será formado em volta de cada um, Figura 21(f). As ROIs obtidas são consideradas candidatas a olho e terão suas características extraídas.

4.2.3.3 Extração de Características

Esta etapa, utiliza o HOG (Seção 3.4.1) para extrair as características dos candidatos a olho, que serão analisados pelo classificador *Random Forest* (Seção 3.4.3). O resultado da aplicação do HOG é um conjunto de características que descrevem determinado objeto. Sendo o tamanho desse conjunto definido pela quantidade de células e *bins* utilizados. Esta configuração foi definida de forma empírica fundamentado no testes realizados utilizando outras configurações. O tamanho da janela foi definido como 16×16 *pixels*, já o tamanho da célula foi definido em 8×8 *pixels* gerando um total de 144 atributos.

4.2.3.4 Seleção de Características

Para a realização da seleção características os atributos extraídos na etapa anterior passam por um procedimento de normalização para a faixa de valores entre -1 à 1. Os parâmetros usados pelo BF foram definidos com base na ferramenta Auto-Weka que determinou que a busca realizada seria bidirecional e que 6 nós sem melhora seriam utilizados para terminar a execução do mesmo.

4.2.3.5 Classificação

A classificação foi realizada com uso do classificador *Random Forest* (RF), implementado pelos algoritmos do Weka. Os parâmetros do *Random Forest*, assim como os parâmetros do *Best First*, foram ajustados com base na ferramenta Auto-Weka, os critérios definidos pela aplicação foram os seguintes: o número de iterações igual a 82, e o número de atributos igual a 25. Os parâmetros resultantes do uso do auto-Weka são mostrados na Tabela 7. A etapa de treinamento foi realizada com as imagens frontais presentes na base de imagens utilizada por Almeida et al. (2015).

4.2.4 Segmentação da Esclera

Para segmentar a esclera nas imagens RGB utilizou-se características estatísticas juntamente com o classificador *Random Forest*. Para tornar as características da esclera

Tabela 7 – Parâmetros utilizados no Auto-Weka.

Parametro	Valor
Sementes	123
Limite de memoria	6GB
Número de performances paralelas	1
Número de casas decimais	2
Número de <i>batches</i>	100
Limite de tempo	240 Minutos
Métrica de otimização	Taxa de erro

mais proeminentes os canais RGB foram separados e equalizados, e então unificados novamente. O resultado desse procedimento é mostrado na Figura 22.

Figura 22 – Procedimento aplicado para auxiliar na etapa de segmentação da esclera. (A) mostra a imagem antes do processamento e (B) após o processamento.



Fonte: Acervo do autor.

Nesta etapa, realiza-se a extração de medidas estatísticas que se baseiam nos relacionamentos entre as intensidades dos *pixels* em diferentes modelos de cores (RGB, YCrCb e HSV) e realiza a classificação dos *pixels* em esclera e não esclera com base nessas estatísticas (RADU; FERRYMAN; WILD, 2015). Na próxima seção essas medidas serão descritas e o processo de classificação será mostrado.

4.2.4.1 Medidas Estatísticas

Em uma imagem de duas dimensões, um vetor com 12 elementos é computado para cada *pixel* da seguinte forma:

$$d_{cr-cb(0,2,4)}^{\mu\sigma}, nb_{(0,2,4)}^{\mu\sigma}, S_{(0,2,4)}^{\mu\sigma}, \mu_{RGB}, d_{RGB}, \Delta_{RGB} \quad (13)$$

onde d_{cr-cb} é a diferença entre o *chroma* vermelho e o *chroma* azul do modelo de cor YCrCb, $nb^{\mu\sigma}_{(0,2,4)}$ é o canal azul normalizado do modelo RGB, $S^{\mu\sigma}_{(0,2,4)}$ é o canal de saturação normalizado do modelo HSV, μ_{RGB} é a média dos valores de intensidade nos canais do modelo RGB. Os subscritos entre parenteses representam os raios de vizinhança do *pixel* a ser usado, o valor 0 representa o próprio *pixel*. Os termos Δ_{RGB} e d_{RGB} são mostrados nas Equações 14 e 15.

$$d_{RGB} = 2I_R(x, y) - I_G(x, y) - I_B(x, y) \quad (14)$$

$$\Delta_{LAB} = \sqrt{L^\mu(x, y)^2 - a^\mu(x, y)^2 - b^\mu(x, y)^2} \quad (15)$$

onde I_R , I_G e I_B são os canais vermelho, verde e azul do modelo RGB e L , a e b são os canais do modelo de cor LAB. Essas medidas geram um total de 12 atributos.

4.2.4.2 Classificação

Após equalizar os canais RGB realiza-se a classificação dos pixels de esclera. As imagens obtidas em Almeida et al. (2015) foram utilizadas para a construção da base de treino. Essa base consiste em um conjunto de *patches* com uma largura de 40 e uma altura de 20 *pixels*. Os *patches* são mostrados na Figura 23. Neles estão contidos partes da esclera, limbo e da parte da pele localizada perto dos olhos.

Figura 23 – Exemplos de *patches* utilizados na fase de treinamento na segmentação da esclera.

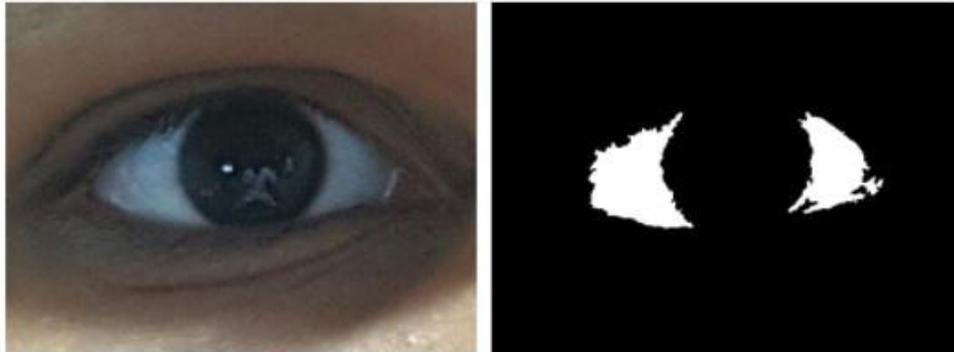


Fonte: Acervo do autor.

A classificação foi realizada com o classificador *Random Forest* (RF), implementado no Weka, admitindo 100 iterações e 1 semente. Um exemplo da classificação é mostrado na

Figura 24. Nesta figura, percebe-se a que o abordagem apresentou resultado satisfatório na segmentação da esclera.

Figura 24 – Exemplo de segmentação da esclera utilizando medidas estatísticas e classificador Random Forest.



Fonte: Acervo do autor.

4.2.5 Localização do Limbo

A localização do limbo nas imagens do exame de versão é realizada com o auxílio da esclera segmentada e da imagem frontal do paciente.

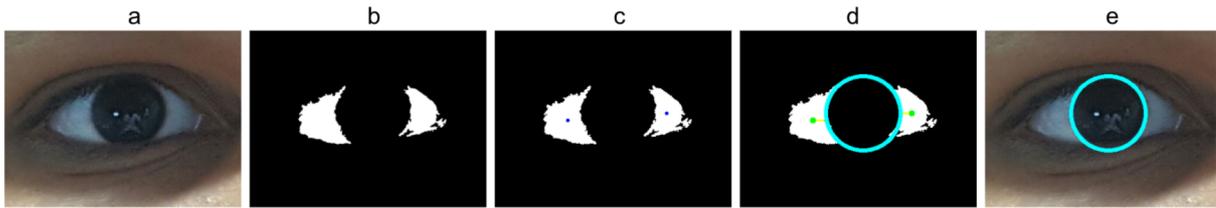
As Figuras 25(a) e 25(b) apresentam exemplos de imagem frontal e suas escleras segmentadas. Cada uma das escleras ilustradas na Figura 25(b), tem seu ponto médio localizado. Os *pixels* que ligam esse ponto médio até a próxima esclera são analisados e o ponto onde uma grande diferença de intensidade é localizada é definido como uma das extremidades do limbo. Com os dois pontos extremos do limbo é possível obter a localização do limbo, ao identificar o ponto médio os pontos extremos. O raio do limbo é a distância entre o ponto médio e um dos pontos das extremidades. A Figura 25 mostra as imagens resultantes após cada passo dessa abordagem.

O limbo da primeira imagem é usado como *template* para localizar o limbo nas outras imagens do mesmo paciente com o uso do *Template Matching*.

4.2.6 Localização do Canto dos Olhos

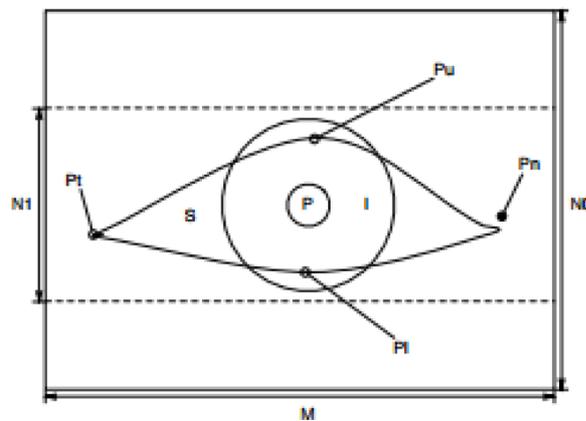
A etapa de localização dos cantos dos olhos é baseada na estrutura dos olhos, que possuem um formato mostrada na Figura 26 (SANTOS; PROENÇA, 2011).

Figura 25 – Exemplo da localização do limbo de uma imagem com o olhar frontal.



Fonte: Acervo do autor.

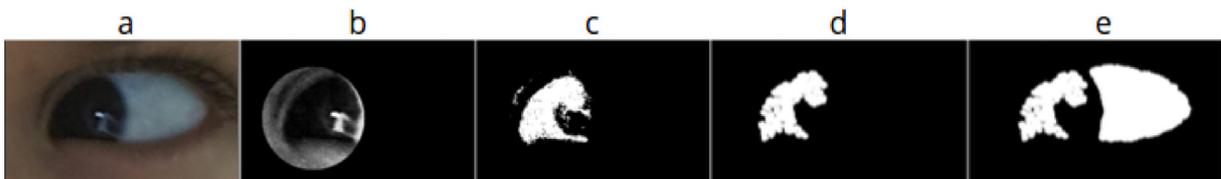
Figura 26 – Formato dos olhos. Pn e Pt são, respectivamente os cantos interno e externo dos olhos.



Fonte: Santos e Proença (2011).

Inicialmente, o limbo e a esclera segmentada na etapa anterior são utilizados para gerar uma máscara. Os *pixels* do limbo só são adicionados a máscara se o *pixel* tiver baixa intensidade, para evitar adição de *pixels* de outras partes do olho. Exemplos deste procedimento são mostrado na Figura 27. A Figura 27(a) corresponde a imagem original, Figura 27(b) aos *pixels* que fazem parte do limbo em uma imagem em níveis de cinza, Figura 27(c) aos *pixels* de menor intensidade, Figura 27(d) ao resultado de duas aplicações de abertura e Figura 27(e) a junção dos *pixels* do limbo com o da esclera.

Figura 27 – Formação da máscara com regiões do limbo e da esclera



Fonte: Acervo do autor.

Com essa máscara é possível aferir o comprimento total do olho, que é a distância entre o *pixel* não nulo mais a direita e o *pixel* não nulo mais a esquerda. Essa distância

é aumentada em 16%, este valor foi definido de forma empírica fundamentado no testes realizados utilizando outros valores. Metade da diferença criada é adicionada a cada um dos extremos. A realização desse procedimento tem como objetivo englobar os músculos dos olhos que não são incorporados na segmentação da esclera por possuírem características diferentes da mesma. O procedimento pode ser visualizado na Figura 28. Os novos pontos mais extremos são considerados os canto dos olhos.

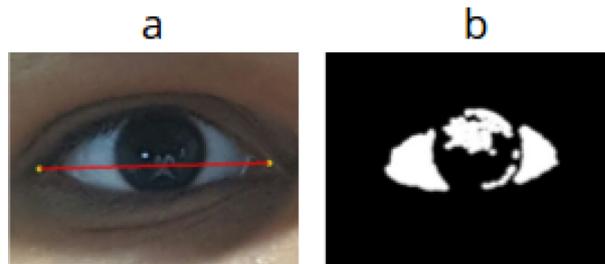


Figura 28 – Linha que liga o ponto mais externo ao ponto mais interno da junção dos *pixels* do limbo com os pixels da esclera.

4.2.7 Exame de Versão

Para realizar o exame de versão, círculos de marcação são criados para cada uma das 9 respostas possíveis para o exame (Seção 4.2.7). O ponto médio entre os cantos do olho servirá como a origem de um círculo que possui um raio igual a metade da própria distância entre os cantos dos olhos. Esse círculo indica a posição esperada dos olhos em um exame normal e, neste trabalho, será denominado como Círculo Principal. Outros oito círculos auxiliares serão criados, sendo quatro com raios menores e quatro com os raios maiores, para indicar o sistema cardinal de pontuação -4 à +4. Os raios desses círculos são proporcionais a distância entre os cantos dos olhos. O raio de cada círculo é mostrado na Tabela 8.

Tabela 8 – Círculos utilizados na versão para medição dos músculos reto lateral e reto medial. RCP - Raio do círculo principal.

Classificações	-4	-3	-2	-1	+1	+2	+3	+4
Raio (em RCP)	1/2	5/8	3/4	7/8	9/8	5/4	11/8	3/2

A realização da medição dos músculos consiste em verificar em qual dessas linhas de classificação se encontrar o limbo do olho. Exemplos deste sistema são mostrados na Figura 29.

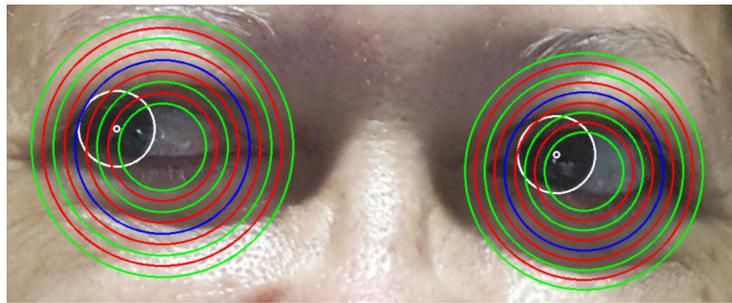


Figura 29 – Exemplo do sistema de classificação utilizado. O círculo em azul representa a posição esperada do olho em paciente sem alterações. O restante dos círculos mostram as classificações variando de +4 (maior círculo) para - 4 (menor círculo)

5 Resultados e discussões

Esta seção apresenta os resultados obtidos nos testes realizados com o método proposto para medir versões oculares com o uso de imagens. Inicialmente, avaliou-se a acurácia do método nas etapas de localização dos olhos (Seção 4.2.3), segmentação da esclera (Seção 4.2.4), localização do limbo (Seção 4.2.5), localização do canto dos olhos (Seção 4.2.6) e a realização da versão automática (Seção 4.2.7) considerando a presença de todas as imagens em cada etapa do método proposto. As seções iniciais apresentam os resultados obtidos para essa análise e validação inicial.

Por último, realizamos um teste da execução automática do método proposto analisando os resultados considerando apenas as imagens que chegaram com sucesso para cada etapa do método. Essa última análise é apresentada na Seção 5.6.

5.1 Localização dos Olhos

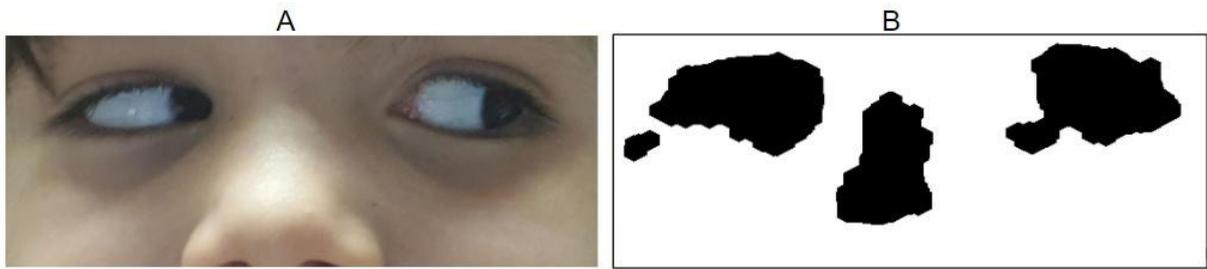
A localização dos olhos é avaliada em duas etapas. A primeira avalia a fase da segmentação da pele e localização dos candidatos a olho e a segunda realiza a avaliação da classificação dos candidatos a olho pelo classificador *Random Forest*.

5.1.1 Segmentação da Pele e Localização dos Candidatos a Olho

Para a validação do método de segmentação de pele foi avaliado se a máscara de pele encontrada no final do procedimento engloba ou não os olhos presentes nas imagens, esse método obteve uma acurácia de 100%, tanto nas imagens da base de treinamento que possui 225 imagens, quanto nas imagens da base criada para a realização deste trabalho contendo 147 imagens. A Figura 30 mostra um exemplo da segmentação da pele, onde a região de cor preta representa os candidatos a olho localizados.

Com a região da pele segmentada, os candidatos a olho foram localizados com o uso das máscaras criada na etapa de segmentação da pele. Nesta etapa foram utilizadas 372 imagens de pacientes sendo 225 da base Almeida et al. (2015) e 147 da base criada para este trabalho. A acurácia do método foi medida com base no número de olhos que foram considerados como candidatos a olho, do total de 744 olhos presentes nas bases, 722 foram localizados e considerados candidatos a olho, um total de 97,04%. Na base de

Figura 30 – Exemplo da segmentação da pele. (A) mostra uma imagem original e (B) a imagem (A) com a região da pele segmentada.



Fonte: Acervo do autor.

treinamento dos 450 olhos presentes nas 225 imagens, 10 não foram classificados como olho (2,22%), enquanto na base de teste, dos 294 olhos, 12 foram classificados de forma errada (4,08%). A Figura 31(A) mostra um exemplo de segmentação onde os dois olhos foram localizados e considerados candidatos a olho. Já a Figura 31(B) mostra um exemplo onde um dos conjuntos de *pixels* correspondentes ao olho se juntou com outro conjunto e portanto não obteve seu centro de massa na posição do olho.

Figura 31 – Exemplo da segmentação da pele e localização dos candidatos a olho.



Fonte: Acervo do autor.

5.1.2 Classificação dos Candidatos a Olho

O método de localização do olhos foi avaliado na base de treino Almeida et al. (2015), com 225 imagens, e foi validada através do método *holdout* (RENCHER, 2003) nas seguintes proporções de treino e teste 60%/40%, 70%/30% e 80%/20%, os resultados para

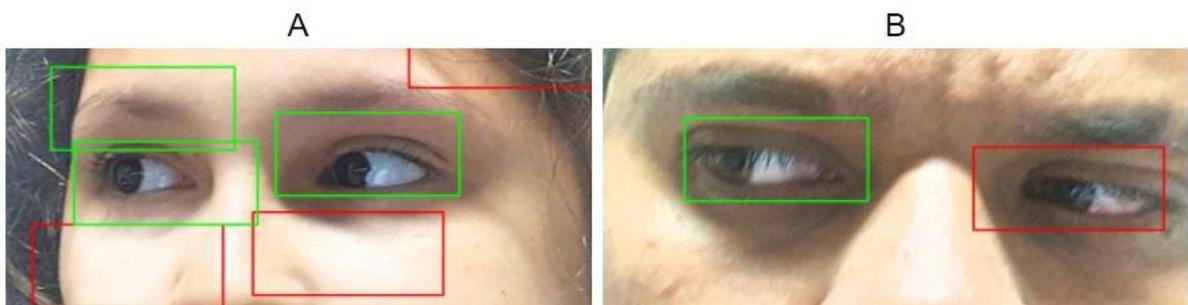
cada uma delas são apresentados na Tabela 9. O melhor resultado obtido foi na proporção 80%/20%, apresentando acurácia de 98,13%, sensibilidade de 98,1% e especificidade de 98,1%. Para realizar a classificação na base criada para este trabalho, utilizou-se a base de imagens criadas por Almeida et al. (2015) para o treinamento do classificador. O resultado obtido na base de teste foi de 95,57%.

Tabela 9 – Resultados da localização dos olhos utilizando *Random Forest*.

Treinamento	Acurácia	Sensibilidade	Especificidade
60%	96,72%	96,7%	96,7%
70%	96,56%	96,6%	96,6%
80%	98,13%	98,1%	98,1%

A Figura 32 mostra exemplos de classificações com resultados positivos e exemplos de falso-positivo gerado na etapa de classificação. Nesta, os retângulos verdes representam candidatos classificados como olho e os retângulos vermelhos candidatos classificados como não olho. No total, 13 olhos foram classificados de forma errada. Os erros ocorreram principalmente em pacientes que estavam em processo pós-operatório.

Figura 32 – Resultado classificação dos olhos. (A) exemplo de falso-positivo e em (B) exemplo de falso-negativo.

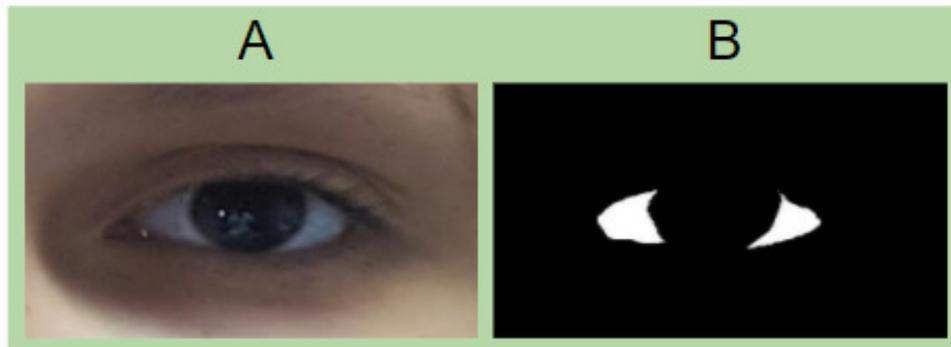


Fonte: Acervo do autor.

5.2 Segmentação da Esclera

A avaliação do método de segmentação é realizada com o uso de anotações manuais da região da esclera na base de imagens de exames de versão. Utilizando-se todos os olhos presentes na base de teste. A Figura 33 (B) exemplifica a região da esclera da imagem original (Figura 33 (A)). Assim, a esclera segmentada pelo método é comparada com a máscara anotada manualmente.

Figura 33 – Exemplo da segmentação manual realizada na base de imagens.



Fonte: Acervo do autor.

A métrica de avaliação utilizada nesta está baseada na métrica proposta por Das et al. (2016). Neste trabalho foram definidas 2 equações para se calcular a precisão e a sensibilidade da segmentação. O cálculo da precisão é realizado com o uso da Equação 16.

$$precisão = NPAM/NPRS \quad (16)$$

onde NPAM é o número de *pixels* pertencentes a região da esclera que foram segmentados automaticamente e NPRS é o número de *pixels* classificados como esclera pelo algoritmo. Já a sensibilidade é calculada com a Equação 17.

$$sensibilidade = NPAM/NRMS \quad (17)$$

onde NRMS é o número de *pixels* segmentados manualmente.

Nesta etapa foram utilizadas 20 imagens aleatórias da base de imagens de Almeida et al. (2015) para o treinamento, em cada uma delas 8 *patches* (Figura 23) foram obtidos. No total foram obtidos 160 *patches* utilizados para a realização do treinamento. Os resultados da validação e dos teste são mostrados na Tabela 10, os testes foram executados 5 vezes, na validação o desvio padrão foi de 1,63. Já nos teste realizados na base deste trabalho, o desvio padrão foi de 1,65.

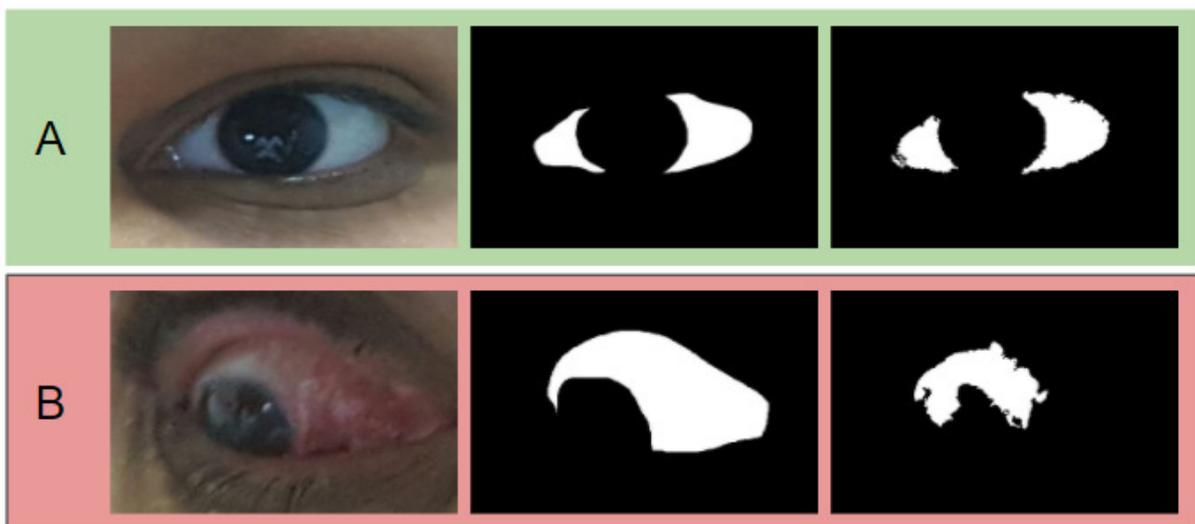
Tabela 10 – Resultados da segmentação da esclera utilizando *Random Forest*.

Treinamento	Nº Imagens	Nº <i>Patches</i>	Sensibilidade	Especificidade	Acurácia
Validação	20	160	72.8%	90.6%	89,42%
Teste	147	-	67,9 %	88,36%	88,46%

A Figura 34 mostra exemplos da segmentação da esclera realizada pelo método proposto. A primeira imagem de cada linha mostra a imagem original, a segunda a segmentação manual realizada e a última mostra a segmentação automática realizada.

Na Figura 34(A) a segmentação foi realizada com sucesso, a esclera presente na imagem tem grande parte da sua área segmentada pelo algoritmo. Na Figura 34(B) a segmentação foi ineficiente, pois não engloba a maioria da região da esclera. Como pode ser observado na imagem, a esclera desse paciente não apresenta as características padrões dessa região, pois o paciente havia passado por um processo cirúrgico algumas semanas antes da realização do exame.

Figura 34 – Exemplos da aplicação do método de segmentação da esclera.



Fonte: Acervo do autor.

5.3 Localização do limbo

A etapa de localização do limbo foi avaliada em duas partes e utilizando-se de todos os olhos presentes na base de teste. A primeira consiste na localização do limbo em imagens frontais dos pacientes, como mostra a Figura 35(A) e a segunda nas imagens referentes ao exame de versão, Figura 35(B). O limbo foi localizado e segmentado corretamente em 39 olhos, dos 42 olhos de imagens frontais presentes na base deste estudo, um total de 92,85%. A Figura 36 mostra exemplos da localização do limbo.

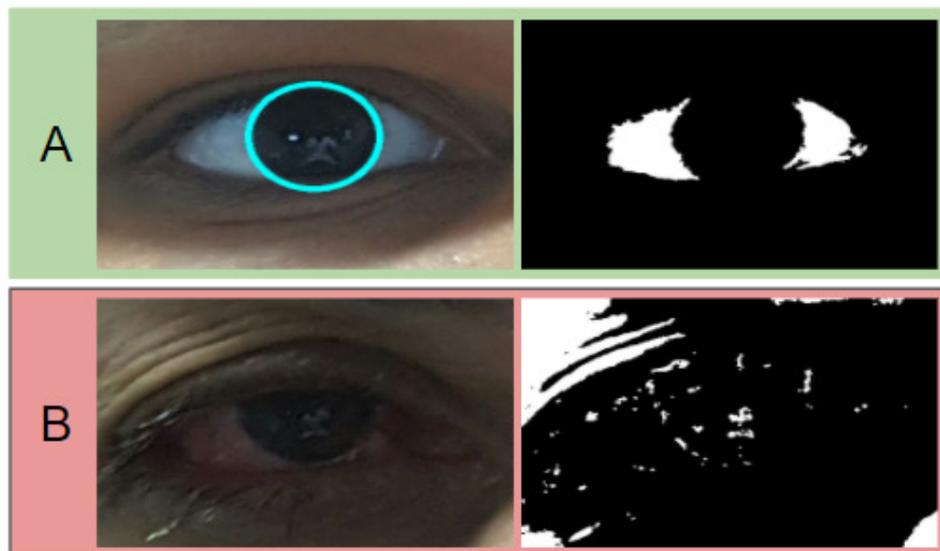
Na Figura 36(A), a segmentação da esclera foi realizada com sucesso, o que tornou possível a localização do limbo, já na Figura 36(B) a segmentação da esclera não foi realizada com sucesso, gerando erro na localização do limbo.

Figura 35 – Exemplo de imagem frontal (A) e de exame de versão (B).



Fonte: Acervo do autor.

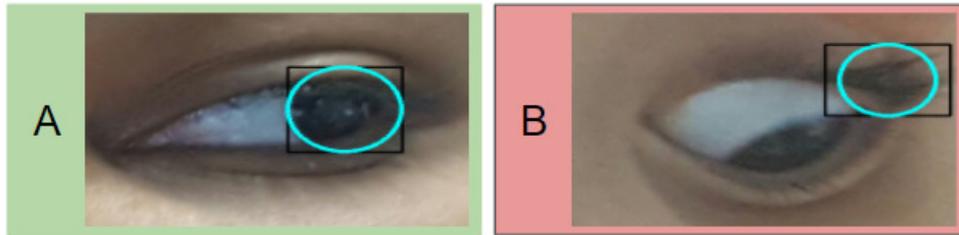
Figura 36 – Exemplos de resultados da localização do limbo em imagens frontais.



Fonte: Acervo do autor.

A segunda etapa é a localização do limbo nas imagens dos exames de versão. Nelas o limbo foi localizado e segmentado em 90,07%. Dos 252 limbos presentes nas imagens dos exames de versão, 227 foram encontrados pelo algoritmo. A Figura 37(A) mostra exemplos de limbos localizados com sucesso. A Figura 37(B) mostra um exemplo onde o limbo foi localizado de forma errada. O erro aconteceu principalmente em exames dos músculos do oblíquo inferior e superior, onde grande parte do limbo não está visível.

Figura 37 – Exemplos de resultados da localização do limbo em imagens do exame de versão.



Fonte: Acervo do autor.

5.4 Localização do Canto dos olhos

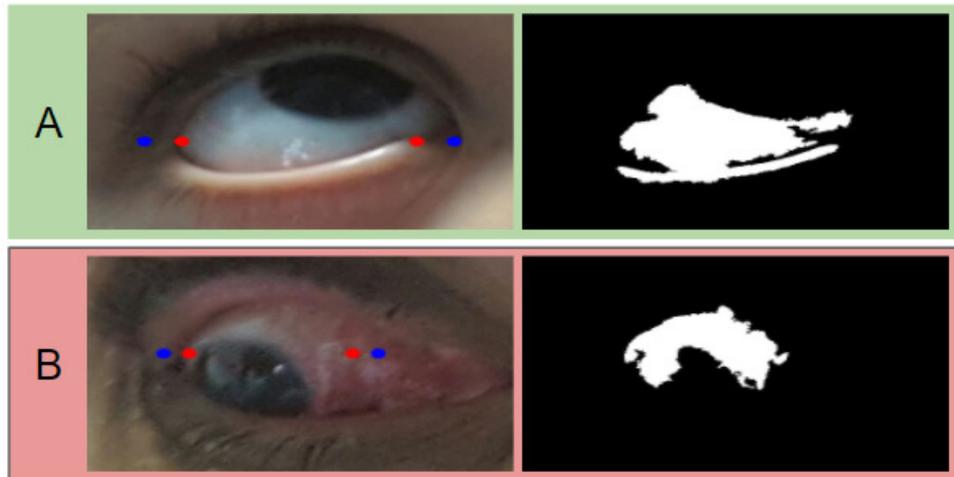
A localização do canto dos olhos foi testada em todas as 147 imagens para uma avaliação mais completa da mesma. Com o objetivo de validar o método proposto, realizou-se testes considerando a segmentação manual da esclera e considerando a esclera segmentada automaticamente. Os pontos dos cantos dos olhos foram marcados de forma manual, a localização do canto é considerada correta quando o canto localizado está a uma distância inferior a 50 *pixels* do canto marcado.

Quando a esclera foi segmentada de forma automática, a acurácia total foi de 90,13%. Enquanto que a acurácia de cada um dos cantos dos olhos foi de 93,87% para os cantos internos, isto é, aquele mais perto do nariz, e de 96,25% para o canto externo, o que fica mais próximo da orelha.

Para a segmentação manual, a acurácia total foi de 96,69%. Enquanto que a acurácia do canto nasal foi de 97,95% e de 98,97% para o canto lateral (mais próximo da orelha). Os resultados da localização dos cantos dos olhos são totalmente dependentes da precisão do algoritmo de segmentação de esclera. Escleras com erro de segmentação geram localização dos cantos dos olhos de forma errada.

A Figura 38 mostra exemplos da localização do canto dos olhos. Na Figura 38(A) tem-se um exemplo de imagem onde a localização dos olhos foi obtida com sucesso, nela a segmentação da esclera foi bem realizada. Já na Figura 38(B) temos um exemplo de imagem onde não foi possível localizar os cantos dos olhos pois a área segmentada pela esclera foi pequena.

Figura 38 – Exemplos de resultados da localização do canto dos olhos. Os pontos vermelhos são os pontos dos cantos dos olhos antes do ajuste de 16%. Os pontos azuis são os pontos após o ajuste.



Fonte: Acervo do autor.

Tabela 11 – Resultados da localização dos cantos dos olhos.

Tipo de Segmentação	Acurácia	Acurácia Canto Interno	Acurácia Canto Externo
Automática (Método)	90,13%	93,87%	96,25%
Manual	96,69%	97,95%	98,97%

5.5 Versões Automáticas

As versões automáticas foram avaliadas comparando-se o resultado do especialista com os resultados obtidos pelo método proposto (Seção 4.2.7). A base de imagem possui 147 imagens de 21 pacientes, possibilitando a avaliação de cada músculo um total de 42 vezes, uma para cada olho dos 21 pacientes presentes na base. Nas próximas seções são apresentados os resultados da medida da versão para os músculos. Por ser um exame subjetivo, a avaliação da versão pode divergir entre especialistas. Assim, foi definida uma tolerância de erro de 1 ponto de intensidade. Logo, resultados de acurácia e erro médio serão apresentados, também, com e sem a margem de erro estimada.

5.5.1 Reto Medial e Reto Lateral

A base contém 4 indivíduos com alterações no músculo reto medial e 1 alteração no músculo reto lateral. O método em geral apresentou 10 resultados incorretos, 7 referentes ao

reto medial e 3 referente ao reto lateral. Os resultados obtidos pelo método e o diagnosticado pelo especialista são mostrados na Tabela 12.

Tabela 12 – Comparação dos resultados obtidos pelo algoritmo e pelo especialista para os músculos Reto Medial e Reto Lateral.

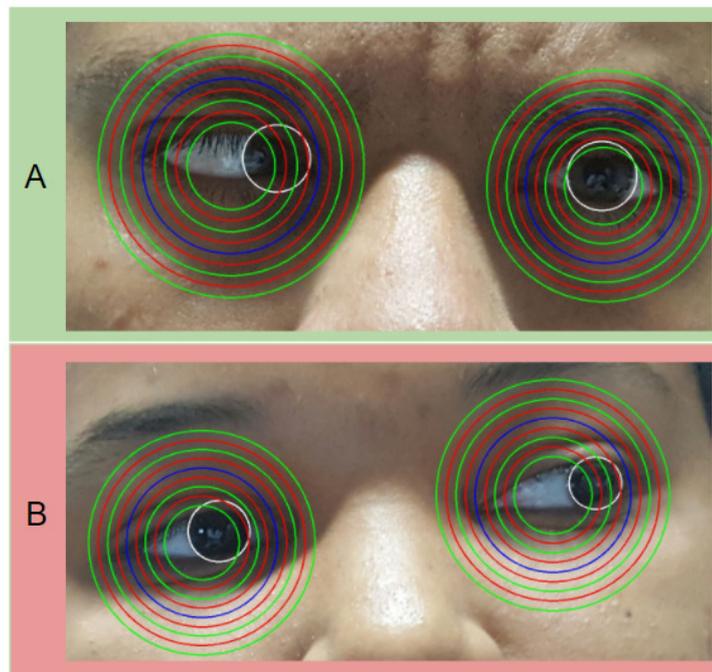
	Especialista (RM)	Método (RM)	Erro	Especialista (RL)	Método (RL)	Erro
01	0	-2	2	0	0	0
02	0	-1	1	0	0	0
03	0	0	0	0	0	0
04	0	0	0	0	0	0
05	0	0	0	0	0	0
06	-1	-1	0	0	0	0
07	0	0	0	0	0	0
08	0	0	0	0	0	0
09	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	-1	1
14	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	-4	-4	0
16	0	0	0	0	0	0
17	-3	-3	0	0	0	0
18	-1	-1	0	0	0	0
19	0	+3	3	0	0	0
20	0	+2	2	0	0	0
21	0	-2	2	0	-1	1
22	0	0	0	0	0	0
23	0	0	0	0	0	0
24	0	+1	1	0	0	0
25	+2	+2	0	0	0	0
26	0	0	0	0	0	0
27	0	0	0	0	0	0
28	0	0	0	0	0	0
29	0	0	0	0	0	0
30	0	0	0	0	0	0
31	0	0	0	0	0	0
32	0	0	0	0	0	0
33	0	0	0	0	0	0
34	0	0	0	0	-1	1
35	0	0	0	0	0	0
36	0	0	0	0	0	0
37	0	0	0	0	0	0
38	0	0	0	0	0	0
39	0	-1	1	0	0	0
40	0	0	0	0	0	0
41	0	0	0	0	0	0
42	0	0	0	0	0	0

A Figura 39(A) mostra exemplos da classificação do reto medial obtida com sucesso. O especialista aferiu o reto medial da imagem como normal, isto é, quando o mesmo não apresenta alteração, o método proposto obteve o mesmo resultado (Elemento 14 da Tabela

12). Na Figura 39(B) tem-se um exemplo onde a quantificação apresentou erro, nela o especialista quantificou o músculo como normal, mas o algoritmo considerou um desvio de -2 (Elemento 01 da Tabela 12). Outros erros detectados foram em pacientes que possuem desvios em outro músculo. O músculo reto medial obteve acurácia de 83,33%. O erro médio apresentado pelo método foi de 0,261.

Considerando a margem de erro do exame de versão, o músculo reto medial obteve uma acurácia de 90,47% e um erro médio de 0,214.

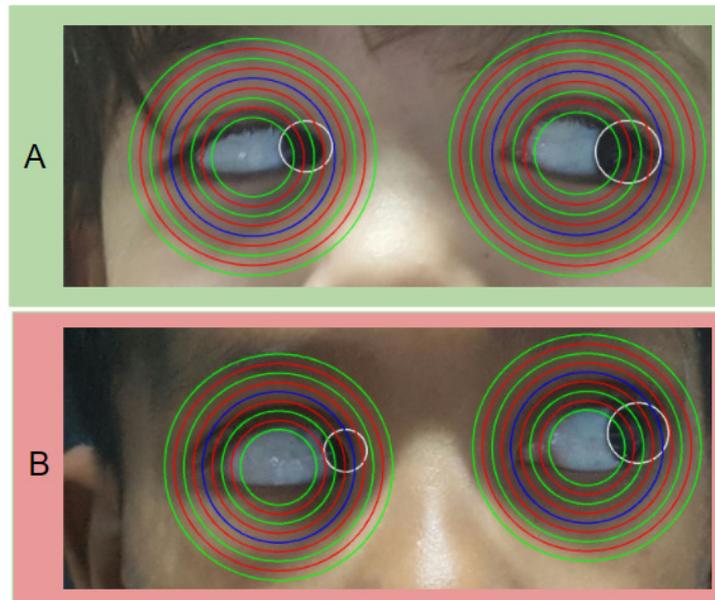
Figura 39 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão nos músculos reto medial.



Fonte: Acervo do autor.

A Figura 40(A) mostra exemplos da quantificação do reto lateral obtida com sucesso (Elemento 09 da Tabela 12). Na Figura o médico não diagnosticou alteração no músculo, mesmo resultado dado pelo algoritmo. Na Figura 40(B), o algoritmo detectou um desvio de +2 no músculo do reto lateral, mas a análise do médico indica um músculo sem alteração (Elemento 21 da Tabela 12). O músculo reto lateral obteve acurácia de 92,85% e um erro médio de 0,071. Considerando a margem de erro do exame de versão, o músculo reto lateral não apresentou problemas, resultando em 100% de acurácia, logo, erro nulo.

Figura 40 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão nos músculos reto lateral



Fonte: Acervo do autor.

5.5.2 Oblíquo Inferior e Reto Superior

A base contém 3 indivíduos com alterações no músculo oblíquo inferior, e 2 alterações no músculo reto superior. O método apresentou 12 resultados incorretos, 7 referentes ao Oblíquo Inferior e 5 referente ao Reto Superior. Os resultados obtidos pelo método e o diagnóstico do especialista são mostrados na Tabela 13.

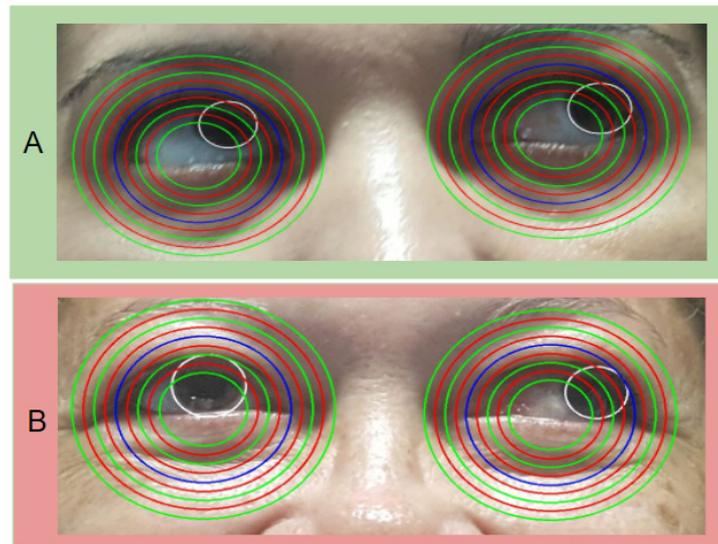
Tabela 13 – Diagnóstico do especialista e resultado fornecido pelo método para os músculos Oblíquo Inferior e Reto Superior.

	Especialista (OI)	Método (OI)	Erro	Especialista (RS)	Método (RS)	Erro
01	0	0	0	0	0	0
02	0	-2	2	0	0	0
03	0	0	0	0	0	0
04	0	0	0	0	0	0
05	0	0	0	0	0	0
06	0	0	0	0	0	0
07	0	0	0	0	0	0
08	0	0	0	0	0	0
09	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0
12	0	-1	1	0	-2	2
13	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0
16	0	-4	4	0	-2	2
17	0	-2	2	0	0	0
18	0	-4	4	0	0	0
19	+2	+2	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	-1	1
23	+2	+2	0	-2	-1	1
24	0	0	0	0	0	0
25	-4	+1	5	+2	+2	0
26	0	0	0	0	0	0
27	0	0	0	0	0	0
28	0	0	0	0	0	0
29	0	0	0	0	0	0
30	0	0	0	0	0	0
31	0	0	0	0	0	0
32	0	0	0	0	0	0
33	0	0	0	0	0	0
34	0	0	0	0	0	0
35	0	0	0	0	0	0
36	0	0	0	0	0	0
37	0	0	0	0	0	0
38	0	0	0	0	0	0
39	0	0	0	0	0	0
40	0	-2	2	0	-2	2
41	0	0	0	0	0	0
42	0	0	0	0	0	0

A Figura 41(A) mostra exemplos da quantificação desvio no oblíquo inferior obtida com sucesso, nesta imagem o músculo não possui nenhum desvio (Elemento 15 da Tabela 13). Enquanto a Figura 41(B) mostra um paciente onde a quantificação apresentou erro ao quantificar o músculo com um desvio de -2, enquanto o médico diagnosticou o músculo como normal (Elemento 17 da Tabela 13). Para o músculo oblíquo inferior o método obteve

acurácia de 83,3% e erro médio de 0,47. Considerando-se a margem de erro do diagnóstico do exame de versão, para o músculo oblíquo inferior obteve acurácia de 85,71% e erro médio de 0,45.

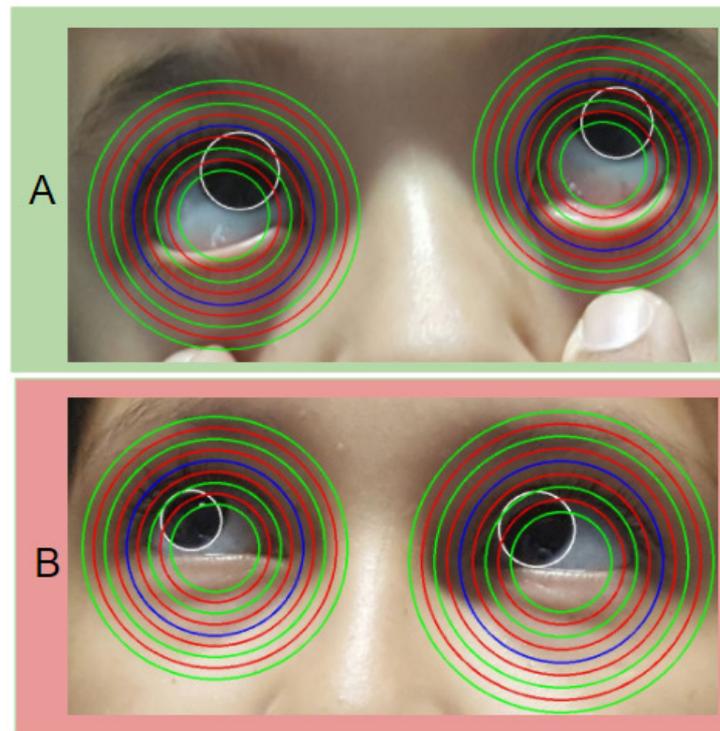
Figura 41 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão nos músculos oblíquo inferior.



Fonte: Acervo do autor.

A Figura 42(A) mostra exemplos da quantificação do reto superior obtida com sucesso (Elemento 03 da Tabela 13). O músculo foi diagnosticado pelo algoritmo e pelo especialista como sem desvio. A Figura 42(B) mostra um exemplo onde a quantificação apresentou um erro, ao diagnosticar o músculo com um desvio de -2, quando a diagnóstico do especialista foi de um músculo sem desvio (Elemento 12 da Tabela 13). O músculo reto superior obteve uma acurácia de 88,09% e um erro médio de 0,19. Considerando-se a margem de erro do diagnóstico do exame de versão, o músculo reto superior obteve acurácia de 92,85% e erro médio de 0,14.

Figura 42 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão nos músculos reto superior.



Fonte: Acervo do autor.

5.5.3 Oblíquo Superior e Reto Inferior

A base contém 3 indivíduos com alterações no músculo Oblíquo Superior e 1 alteração no músculo Reto Inferior. O método em geral apresentou 12 resultados incorretos, 8 referentes ao Oblíquo Superior e 4 referente ao Reto Inferior. Os resultados obtidos pelo método e o diagnóstico do especialista são mostrados na Tabela 14.

A Figura 43(A) mostra exemplos da quantificação do oblíquo superior obtida com sucesso. Nela o diagnóstico do especialista e do algoritmo indicam um músculo sem desvio (Elemento 01 da Tabela 14). Enquanto a Figura 43(B) mostra um exemplo onde a quantificação apresentou erros (Elemento 05 da Tabela 14). O método aferiu um desvio de -1, no entanto o especialista diagnosticou o músculo como sem desvio. Já para o músculo Oblíquo Superior obteve acurácia de 80,9% e erro médio de 0,19. Considerando-se a margem de erro do exame de versão, o músculo oblíquo superior não apresentou problemas, resultando em 100% de acurácia e erro igual a 0.

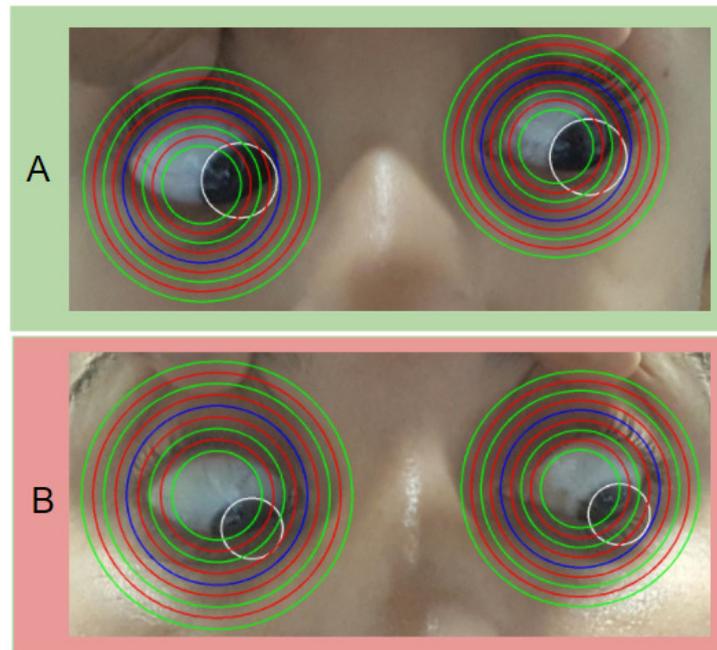
A Figura 44(A) mostra exemplos da quantificação do reto inferior obtida com sucesso, onde o diagnóstico do especialista e do algoritmo indicam um músculo sem desvio.

Tabela 14 – Diagnostico do especialista e resultado fornecido pelo algoritmo para os músculos Oblíquo Superior e Reto Inferior.

	Especialista (OS)	Método (OS)	Erro (OS)	Especialista (RI)	Método (RI)	Erro (RI)
01	0	0	0	0	0	0
02	0	0	0	0	0	0
03	0	0	0	0	0	0
04	0	0	0	0	0	0
05	0	-1	1	0	0	0
06	0	0	0	0	0	0
07	0	0	0	0	0	0
08	0	0	0	0	0	0
09	0	1	1	0	1	1
10	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0
12	0	-1	1	0	0	0
13	0	-1	1	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	-4	4
17	0	-1	1	0	0	0
18	0	-1	1	0	0	0
19	+2	+2	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0
23	-2	-1	1	+1	+1	0
24	0	0	0	0	0	0
25	+2	+2	0	0	0	0
26	0	0	0	0	0	0
27	0	0	0	0	0	0
28	0	0	0	0	0	0
29	0	0	0	0	0	0
30	0	0	0	0	0	0
31	0	0	0	0	0	0
32	0	0	0	0	-1	1
33	0	0	0	0	0	0
34	0	0	0	0	0	0
35	0	0	0	0	0	0
36	0	0	0	0	0	0
37	0	0	0	0	0	0
38	0	0	0	0	0	0
39	0	-1	1	0	-2	2
40	0	0	0	0	0	0
41	0	0	0	0	0	0
42	0	0	0	0	0	0

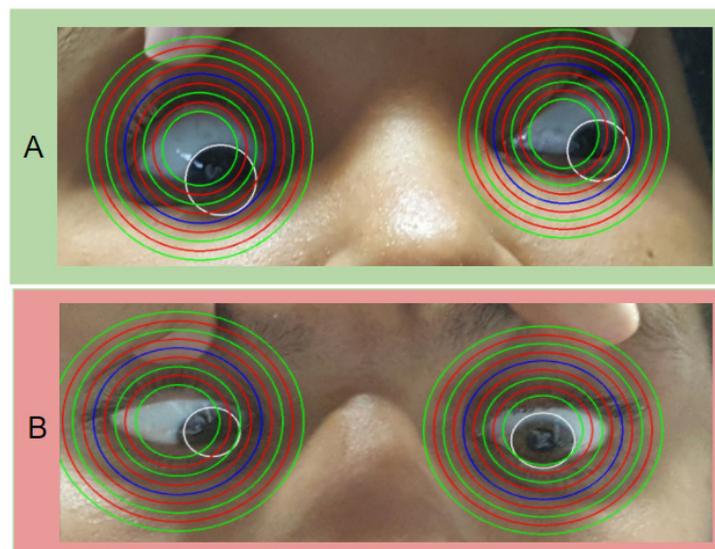
Já a Figura 44(B) mostra um exemplo onde a quantificação apresentou erro ao diagnosticar o músculo como -4, quando o especialista quantificou o mesmo como sem desvio. O músculo reto inferior apresentou acurácia de 90,04% e erro médio de 0,19. Considerando-se a margem de erro do diagnostico do exame de versão, para o músculo reto inferior obteve acurácia de 95,23% e erro médio de 0,14.

Figura 43 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão no músculo oblíquo superior.



Fonte: Acervo do autor.

Figura 44 – Exemplos de resultados da realização do exame de versão nos músculos reto inferior.



Fonte: Acervo do autor.

5.6 Execução Automática do Método

Nesta seção serão apresentados os resultados das etapas de forma conjunta, para se realizar a avaliação da automação do método proposto. As próximas seções mostram os

resultados para cada uma das etapas presentes partindo da localização do olhos, que é o estágio inicial da metodologia.

5.6.1 Localização dos Olhos

Na etapa de localização do olhos, 25 olhos dos 294 presentes na base não foram localizados. Destes, 12 não foram considerados candidatos a olho e 13 foram classificados incorretamente. Exemplos desta etapa foram apresentados na Seção 5.1. Apresentando assim uma acurácia geral de 91,49%.

5.6.2 Segmentação da Esclera

Para a etapa de segmentação da esclera foram utilizados 269 olhos resultantes da etapa anterior. O método, configurado com os parâmetros mostrados na Seção 5.2, obteve 69,02% de sensibilidade, 89,47% de especificidade e acurácia de 89,47%.

A etapa de segmentação da esclera realiza a segmentação de forma solida dos *pixels* que compõe a mesma quando estes apresentam características padrões: como uma cor normalmente branca e de mesma tonalidade. Mudanças nessas características geram erros na segmentação da esclera, como uma área pequena de segmentação ou não segmentação da mesma. No total, 41 imagens da esclera foram descartadas por não apresentarem uma segmentação adequada, com uma sensibilidade e especificidade abaixo de 30%.

5.6.3 Localização do Limbo

A localização do limbo é realizada em duas partes, a primeira parte localiza o limbo nas imagens frontais. Esse limbo é utilizado como *template* nos limbos presentes nas imagens do exame de versão do paciente. Para realizar a localização do limbo, a esclera das imagens frontais precisa ser segmentada, porém em casos onde essa segmentação da esclera não ocorreu de forma efetiva, o limbo não pode ser segmentado e caso o segundo olho do exame frontal do paciente também não tenha sido localizado, o exame do paciente é perdido. Nos testes realizados 2 pacientes tiveram seus exames descartados devido a não localização do limbo.

Das 42 olhos de imagens frontais presentes na base, 2 não foram localizados na localização dos olhos e 6 não foram localizados devido a esclera. A localização do limbo foi realizada com sucesso em 34 olhos, uma acurácia de 80,95%.

O processo de localização dos olhos e de segmentação da esclera resultaram na perda de 80 olhos da base, 6 referentes as imagens frontais do limbo e 72 referentes a segmentação da esclera. O teste de localização do limbo nos exames de versão foi realizado nos 180 olhos provenientes das etapas anteriores. Nesta etapa, o método obteve acurácia de 88,33% nas 180 imagens de olhos.

5.6.4 Localização dos Cantos dos Olhos

Na localização dos olhos foram utilizados 159 olhos resultantes da etapas de segmentação da esclera e localização do limbo. O método erros na localização dos cantos dos olhos de 7 cantos internos, obtendo acurácia de 95,59%, e na localização de 9 cantos externos, obtendo acurácia de 94,33%. A acurácia global desta etapa foi de 92,81%. Os erros ocorrem principalmente nas imagens dos exames reto lateral e medial onde o paciente possui algum desvio nos músculos.

5.6.5 Medida da Versão

As versões automáticas foram avaliadas comparando-se o resultado do especialista com os resultados obtidos pelo método proposto (Seção 4.2.7). Nesta fase estão presentes 145 olhos, onde o limbo e o canto dos olhos foram obtidos de forma correta pelo método automático. A acurácia total do método foi de 84% e o erro médio global foi de 0,28. Considerando-se a margem de erro admitida pelo exame, a acurácia do método foi de 92,41% e o erro médio global foi de 0,2. As próximas seções mostram os resultados obtidos para cada músculo do exame de versão.

O músculo reto medial foi avaliado em 27 imagens que passaram por todas as etapas do método proposto. A Tabela 15 mostra os resultados nessas 27 imagens. O músculo apresentou acurácia de 77,7% e erro médio de 0,37. Considerando-se a margem de erro permitida no exame a acurácia da medida do músculo passa a ser 85,18% e o erro médio 0,29.

O músculo reto lateral foi avaliado em 28 imagens que passaram por todas as etapas do método proposto. A Tabela 16 mostra os resultados nessas 28 imagens. Neste músculo o método apresentou acurácia de 92,85% e um erro médio de 0,07. Aplicando-se a margem de erro permitida no exame a acurácia da medida da versão no músculo RL passa a ser 100% e o erro médio 0.

Tabela 15 – Resultados músculo Reto Medial

	Especialista (RM)	Método (RM)	Erro
01	0	-2	2
02	0	-2	2
03	0	0	0
04	0	0	0
05	0	0	0
06	0	0	0
07	0	0	0
08	0	0	0
09	0	0	0
10	0	0	0
11	0	0	0
12	0	0	0
13	0	0	0
14	0	+2	2
15	0	-2	2
16	0	0	0
17	0	0	0
18	0	+1	1
19	+2	+2	0
20	0	0	0
21	0	0	0
22	0	0	0
23	0	0	0
24	0	0	0
25	0	-1	1
26	0	0	0
27	0	0	0

Tabela 16 – Resultados músculo Reto Lateral

	Especialista (RL)	Método (RL)	Erro
01	0	0	0
02	0	0	0
03	0	0	0
04	0	0	0
05	0	0	0
06	0	0	0
07	0	0	0
08	0	0	0
09	0	0	0
10	0	-1	1
11	0	0	0
12	-4	-4	0
13	0	0	0
14	0	-1	1
15	0	0	0
16	0	0	0
17	0	0	0
18	0	0	0
19	0	0	0
20	0	0	0
21	0	0	0
22	0	0	0
23	0	0	0
24	0	0	0
25	0	0	0
26	0	0	0
27	0	0	0
28	0	0	0

O músculo oblíquo inferior foi avaliado em 23 imagens que passaram por todas as etapas do método proposto. A Tabela 17 mostra os resultados nessas 23 imagens. Neste músculo o método apresentou acurácia de 78,26% e erro médio de 0,56. Aplicando-se a margem de erro permitida no exame a acurácia da medida no músculo OI passa a ser 86,9% e o erro médio 0,47.

O músculo reto superior foi avaliado em 24 imagens que passaram por todas as etapas do método proposto. A Tabela 18 mostra os resultados nessas 24 imagens. Neste músculo o método apresentou acurácia de 83,33% e um erro médio de 0,25. Considerando-se a margem de erro permitida no exame a acurácia da medida no músculo RS passa a ser 87,5% e o erro médio 0,16.

Tabela 17 – Resultados músculo Oblíquo Inferior

	Especialista (OI)	Método (OI)	Erro
01	0	0	0
02	0	-2	2
03	0	0	0
04	0	0	0
05	0	0	0
06	0	0	0
07	0	0	0
08	0	0	0
09	0	0	0
10	0	-1	1
11	0	0	0
12	0	0	0
13	0	0	0
14	0	-4	4
15	0	0	0
16	0	0	0
17	-4	+1	5
18	0	0	0
19	0	0	0
20	0	0	0
21	0	0	0
22	0	0	0
23	0	-1	1

Tabela 18 – Resultados músculo Reto Superior

	Especialista (RS)	Método (RS)	Erro
01	0	0	0
02	0	0	0
03	0	0	0
04	0	0	0
05	0	0	0
06	0	0	0
07	0	0	0
08	0	0	0
09	0	-2	2
10	0	0	0
11	0	0	0
12	0	-2	2
13	0	0	0
14	0	0	0
15	0	0	0
16	-2	-1	1
17	0	0	0
18	+2	+2	0
19	0	0	0
20	0	0	0
21	0	0	0
22	0	0	0
23	0	-1	1
24	0	0	0

O músculo oblíquo superior foi avaliado em 22 imagens que passaram por todas as etapas do método proposto. A Tabela 19 mostra os resultados nessas 22 imagens. Neste músculo o método apresentou acurácia de 81,81% e um erro médio de 0,18. Considerando-se a margem de erro permitida no exame a acurácia da medida no músculo OS passa a ser 100% e o erro médio 0.

O músculo reto inferior foi avaliado em 21 imagens que passaram por todas as etapas do método proposto. A Tabela 20 mostra os resultados nessas 21 imagens. No músculo RI o método apresentou acurácia de 95,23% e um erro médio de 0,28.

Tabela 19 – Resultados músculo
Oblíquo Superior

	Especialista (OS)	Método (OS)	Erro
01	0	0	0
02	0	0	0
03	0	0	0
04	0	0	0
05	0	0	0
06	0	0	0
07	0	+1	1
08	0	0	0
09	0	0	0
10	0	-1	1
11	0	-1	1
12	0	0	0
13	0	0	0
14	+2	+2	0
15	0	0	0
16	+2	+2	0
17	0	0	0
18	0	0	0
19	0	0	0
20	0	0	0
21	0	-1	1
22	0	0	0

Tabela 20 – Resultados músculo Reto Inferior

	Especialista (RI)	Método (RI)	Erro
01	0	0	0
02	0	0	0
03	0	0	0
04	0	0	0
05	0	0	0
06	0	0	0
07	0	0	0
08	0	0	0
09	0	0	0
10	0	0	0
11	0	-4	4
12	0	0	0
13	0	0	0
14	+1	+1	0
15	0	0	0
16	0	0	0
17	0	0	0
18	0	0	0
19	0	0	0
20	0	-2	2
21	0	0	0

5.6.6 Tempo de Execução

O tempo médio de execução do sistema foi de 85 segundos. O processo é mais demorado na segmentação da esclera, onde todos os *pixels* precisam ter suas características extraídas antes da classificação.

6 Conclusão

Este trabalho apresentou um método automático de realização do exame de versão em imagens da face utilizando técnicas de processamento de imagens e reconhecimento de padrões.

Foram propostas as etapas de localização dos olhos, segmentação da esclera, localização do limbo e localização dos cantos do olho para a obtenção das informações necessárias para a realização do exame de versão. A localização dos olhos se mostrou sólida, com uma acurácia de 91,49%.

Para a segmentação da esclera o método proposto conseguiu segmentar parte da esclera na maioria das imagens, porém a quantidade de imagens onde a segmentação apresentou um resultado insuficiente foi inadequada para que o método fornecesse uma informação consistente para as próximas etapas. O método de localização dos cantos dos olhos apresentou acurácia de 83,3% nas imagens dos exames de versão. Já o método de localização do limbo obteve sucesso em 90,18% dos olhos da base de teste.

O método para realização do exame de versão apresentou sucesso na maioria dos casos apresentados na base de teste, porém ao realizar o exame de forma totalmente automática diagnosticou-se a dependência ao método de segmentação de esclera. O método apresentou uma acurácia de 92,41% e um erro médio global de 0,2. Para os músculos analisados no exame o método proposto obteve acurácia e erro médio, respectivamente, de 85,18% e 0,29 para o músculo Reto Medial, 100% e 0 para o músculo Reto Lateral, 86,9% e 0,47 para o músculo Oblíquo Inferior, 87,5% e 0,16 para o músculo Reto Superior, 100% e 0 para o músculo Oblíquo Superior, e 95,23% e 0,28 para o músculo Reto Inferior. Ressalta-se que não existe trabalhos na literatura que realizem esse exame de forma automática.

Assim, é possível afirmar que o método proposto pode ser aprimorado e incorporado em uma software para auxiliar o especialista na realização do exame de versão de forma automática.

6.1 Contribuições Científicas

Para atingir o objetivo principal deste estudo, o método proposto foi formado por varias etapas. O desenvolvimento destas etapas resultaram em contribuições elencadas a seguir:

- Aquisição de base de imagens de exames de versão;
- Proposta de um novo método de localização dos olhos em imagens coloridas;
- Proposta de um novo método de segmentação da esclera;
- Um novo método de segmentação do limbo para imagens diferentes de um mesmo indivíduo;
- Construção de uma solução automática para realizar a medida da versão ocular automaticamente.

Os métodos possuem resultados relevantes dentro da área de pesquisa e apresentaram bons resultados na base utilizada nesta dissertação.

6.2 Trabalhos Futuros

Mesmo com resultados satisfatórios, ainda são necessárias melhorias no trabalho de modo que haja uma dependência menor entre as etapas.

A etapa de localização dos cantos dos olhos apesar de apresentar uma boa acurácia, é dependente da etapa de segmentação da esclera. Sabe-se que existem vários métodos de localização dos olhos, como os mostrados na Seção 2.1, mas muitos deles não obtiveram bons resultados quando aplicados no tipo de imagem adquirida para essa pesquisa, porém ainda existem várias outras metodologias que podem ser testadas. Assim, acredita-se que seria necessário um estudo mais aprofundado para verificar se a literatura apresenta outros métodos que produziriam melhores resultados na tarefa de localização dos cantos dos olhos.

Os métodos de localização do limbo e canto dos olhos mostraram-se dependentes da segmentação da esclera. Logo, o desenvolvimento de técnicas que possam realizar a localização dos mesmos sem a dependência da segmentação é necessário.

A extensão da base utilizada neste trabalho também é necessária uma melhor validação dos resultados obtidos.

Por último, sugere-se a criação de um aplicativo que execute o método em dispositivos móveis podendo auxiliar no compartilhamento de resultados de exames entre médicos, de forma a ajudar no diagnóstico e tratamento dos pacientes.

6.3 Produções Científicas

A Tabela 21 lista os artigos científicos publicados que possuem relação com a metodologia proposta neste trabalho.

Tabela 21 – Artigos publicados que possuem relação com a metodologia proposta.

Tipo	Artigo	Qualis
Congresso	Jullyana Fialho Pinheiro, João Dallyson Sousa de Almeida, Geraldo Braz Junior, Anselmo Cardoso de Paiva and Aristófanés Corrêa Silva. (2017). Sclera Segmentation in Face Images using Image Foresting Transform. CIARP 2017	B1
Congresso	Jullyana Fialho Pinheiro, João Dallyson Sousa de Almeida, Geraldo Braz Júnior e Jorge Antonio Meireles Teixeira. (2017). Avaliação automática de versões oculares. XVII WIM (CSBC 2017 - Workshop de Informática Médica)	B4

Referências

- ALKASSAR, S.; WOO, W. L.; DLAY, S. S.; CHAMBERS, J. A. Efficient eye corner and gaze detection for sclera recognition under relaxed imaging constraints. In: *2016 24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1965–1969.
- ALKASSAR, S.; WOO, W. L.; DLAY, S. S.; CHAMBERS, J. A. A novel method for sclera recognition with images captured on-the-move and at-a-distance. In: *2016 4th International Conference on Biometrics and Forensics (IWBF)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–6.
- ALKASSAR, S.; WOO, W. L.; DLAY, S. S.; CHAMBERS, J. A. Robust sclera recognition system with novel sclera segmentation and validation techniques. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, v. 47, n. 3, p. 474–486, March 2017. ISSN 2168-2216.
- ALMEIDA, J. D. S. D.; SILVA, A. C.; TEIXEIRA, J. A. M.; PAIVA, A. C.; GATTASS, M. Computer-aided methodology for syndromic strabismus diagnosis. *Journal of digital imaging*, Springer, v. 28, n. 4, p. 462–473, 2015.
- BANIĆ, N.; LONČARIĆ, S. Light random sprays retinex: Exploiting the noisy illumination estimation. *IEEE Signal Processing Letters*, v. 20, n. 12, p. 1240–1243, Dec 2013. ISSN 1070-9908.
- BANIĆ, N.; LONČARIĆ, S. Color badger: A novel retinex-based local tone mapping operator. In: _____. *Image and Signal Processing: 6th International Conference, ICISP 2014, Cherbourg, France, June 30 – July 2, 2014. Proceedings*. Cham: Springer International Publishing, 2014. p. 400–408. ISBN 978-3-319-07998-1. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-07998-1_46>.
- BERTOIA, N. *The RGB Color Model*. 2017. Acesso em: 2018-03-28. Disponível em: <<https://nbertoa.wordpress.com/2017/02/14/the-rgb-color-model/>>.
- BICAS, H. E. A. Oculomotricidade e seus fundamentos. *Arquivos Brasileiros de Oftalmologia*, scielo, v. 66, p. 687 – 700, 10 2003. ISSN 0004-2749. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0004-27492003000500026&nrm=iso>.
- COMPANY, T. Q. *Qt*. 2017. <https://www.qt.io/>.
- DALAL, N.; TRIGGS, B. Histograms of oriented gradients for human detection. In: *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*. [S.l.: s.n.], 2005. v. 1, p. 886–893 vol. 1. ISSN 1063-6919.
- DAS, A.; PAL, U.; BALLESTER, M. A. F.; BLUMENSTEIN, M. A new efficient and adaptive sclera recognition system. In: *2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Biometrics and Identity Management (CIBIM)*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1–8. ISSN 2325-4300.
- DAS, A.; PAL, U.; FERRER, M. A.; BLUMENSTEIN, M. Ssrbc 2016: Sclera segmentation and recognition benchmarking competition. In: *2016 International Conference on Biometrics (ICB)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–6.

- DAWSON-HOWE, K. *A Practical Introduction to Computer Vision with OpenCV*. [S.l.]: Wiley, 2014.
- DOOLEY, K. *Eye Movement*. 2014. Acesso em: 2017-04-20. Disponível em: <<http://www.drdooleynoted.com/anatomy-angel-eye-movement/>>.
- FACON, J. *Morfologia matemática: teoria e exemplos*. Editora Universitária Champagnat da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 1996. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=mes_HAAACAAJ>.
- FREITAS, R. F. *Sistema De Rastreamento Da Mão Humana Utilizando Visão Artificial Para Aplicações Embarcadas*. [S.l.]: Universidade Federal do Ceará, 2011.
- GIGER, M. L. Computer-aided diagnosis of breast lesions in medical images. *Computing in Science & Engineering*, AIP Publishing, v. 2, n. 5, p. 39–45, 2000.
- GONZALEZ, R. E. W. R. C. *Processamento Digital De Imagens*. 3rd. ed. [S.l.]: Pearson, 2011. ISBN 9788576054016.
- GUYTON JOHN E. HALL, A. C. G. A. C. *Tratado de fisiologia Medica*. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2006.
- HALL, M.; FRANK, E.; HOLMES, G.; PFAHRINGER, B.; REUTEMANN, P.; WITTEN, I. H. The WEKA data mining software: an update. *SIGKDD Explorations*, v. 11, n. 1, p. 10–18, 2009.
- HE, L.; REN, X.; GAO, Q.; ZHAO, X.; YAO, B.; CHAO, Y. The connected-component labeling problem: A review of state-of-the-art algorithms. *Pattern Recognition*, v. 70, p. 25 – 43, 2017. ISSN 0031-3203. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320317301693>>.
- HUGO, P.; LUIS, A. A. *UBIRIS: A noisy iris image database*. 2005. 970-977 p.
- ITSEEZ. *The OpenCV Reference Manual*. 2014.
- JAIN, A. K.; DUIN, R. P. W.; MAO, J. Statistical pattern recognition: a review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 22, n. 1, p. 4–37, Jan 2000. ISSN 0162-8828.
- KAPLAN, M. *Seeing Through New Eyes: Changing the Lives of Children with Autism, Asperger Syndrome and other Developmental Disabilities Through Vision Therapy*. [S.l.]: Jessica Kingsley Publishers, 2005.
- KIM, S. T.; CHOI, K. A.; SHIN, Y. G.; KO, S. J. A novel iris center localization based on circle fitting using radially sampled features. In: *2015 International Symposium on Consumer Electronics (ISCE)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–2. ISSN 0747-668X.
- LIU, H.; LIU, Q. Robust real-time eye detection and tracking for rotated facial images under complex conditions. In: *2010 Sixth International Conference on Natural Computation*. [S.l.: s.n.], 2010. v. 4, p. 2028–2034. ISSN 2157-9555.
- LONDERO, F. T. *Estimativa de Orientação com uma Bússola Visual Baseada em Cores*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Santa Maria, 2016.

- LOPES, A. C. *Diagnóstico e tratamento*. [S.l.]: Editora Manole Ltda, 2006.
- LOPES, L. da C. *Controle metrológico da cor aplicado à Estamparia digital de materiais têxteis*. [S.l.]: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2009.
- LU, L.; YANG, Y.; WANG, L.; TANG, B. Eye location based on gray projection. In: *2009 Third International Symposium on Intelligent Information Technology Application*. [S.l.: s.n.], 2009. v. 3, p. 58–60.
- MACHADO, I.; GAMA, R. *Estrabismo para totós*. [S.l.]: Sociedade Portuguesa de Oftamologia, 2012.
- OPHTHALMOLOGY, A. A. of. *What Is Strabismus?* 2014. Último acesso em 2018. Disponível em: <<https://www.aao.org/eye-health/diseases/what-is-strabismus>>.
- PHILLIPS, P. J.; WECHSLER, H.; HUANG, J.; RAUSS, P. J. The feret database and evaluation procedure for face-recognition algorithms. *Image Vision Comput.*, v. 16, n. 5, p. 295–306, 1998. Disponível em: <<http://dblp.uni-trier.de/db/journals/ivc/ivc16.html#PhillipsWHR98>>.
- PING, F. K.; YANG, P. Eye location method based on gray projection with improved skin color segmentation. *International Seminar on Computation, Communication and Control*, 2015.
- Visual computing for medicine. In: PREIM, B.; ; BOTHA, C. (Ed.). *Visual Computing for Medicine (Second Edition)*. Second edition. Boston: Morgan Kaufmann, 2014. p. i –. ISBN 978-0-12-415873-3. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780124158733000237>>.
- RADU, P.; FERRYMAN, J.; WILD, P. A robust sclera segmentation algorithm. In: *2015 IEEE 7th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–6.
- RCOPHTH, T. R. C. of O. *Strabismus surgery for adults in the United Kingdom: indications, evidence base and benefits*. [S.l.: s.n.], 2017.
- RENCHER, A. C. *Methods of multivariate analysis*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2003. v. 492. 309-337 p.
- ROKACH, L. Ensemble-based classifiers. *Artif. Intell. Rev.*, Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA, v. 33, n. 1-2, p. 1–39, fev. 2010. ISSN 0269-2821. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s10462-009-9124-7>>.
- ROSENBAUM, A. L.; SANTIAGO, A. P. *Clinical Strabismus Management: Principles and Surgical Techniques*. [S.l.]: David Hunter, 1999.
- SAHMOUD, S. A.; ABUHAIBA, I. S. Efficient iris segmentation method in unconstrained environments. *Pattern Recognition*, v. 46, n. 12, p. 3174 – 3185, 2013. ISSN 0031-3203. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320313002562>>.
- SAMET, H.; TAMMINEN, M. Efficient component labeling of images of arbitrary dimension represented by linear bintrees. v. 10, p. 579 – 586, 08 1988.
- SANDERSON, C. The vidtimit database. 06 2004.

- SANTOS, G.; PROENÇA, H. A robust eye-corner detection method for real-world data. In: *2011 International Joint Conference on Biometrics (IJCB)*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 1–7.
- SHIMAUTI, A. T.; PESCI, L. de T.; SOUSA, R. L. F. de; PADOVANI, C. R.; SCHELLINI, S. A. Estrabismo: detecção em uma amostra populacional e fatores demográficos associados. *3^a Jornada Paulista de Oftalmologia*, 2012.
- SINAIS., L. de Processamento de Imagens e. *Equalização de histograma*. 2018. Último acesso em 2018. Disponível em: <http://students.wikia.com/wiki/LAPIS/Disciplinas/Processamento_de_Imagens:EqualizacaoHistograma>.
- SINGH, B. M.; IVAMOTO, H.; STROBOS, R. J. Slow eye movements in spinocerebellar degeneration. v. 76, p. 237–40, 09 1973.
- SOLOMON, C.; BRECKON, T. *Fundamentals of Digital Image Processing: A Practical Approach with Examples in Matlab*. [S.l.]: Wiley-BlackWell, 2011. ISBN 978-0-470-84472-4.
- THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. *Pattern Recognition, Fourth Edition*. 4th. ed. [S.l.]: Academic Press, 2008. ISBN 1597492728, 9781597492720.
- TROTТА, R. *Manual anatomicamente completo sobre o olho humano*. 2014. Disponível em: <<http://www.ofthalmologistabh.com.br/manual-anatomicamente-completo-sobre-o-olho-humano/>>.
- VILLANUEVA, A.; PONZ, V.; ARIZ, L. S. M.; PORTA, S.; CABEZA, R. Hybrid method based on topography for robust detection of iris center and eye corners. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications (TOMCCAP)*, v. 9, n. 4, 2013.
- WANG, C.; ZHANG, Z. Research on iris localization algorithm based on the active contour model. v. 9, p. 131–138, 03 2015.
- WRIGHT, K. W.; SPIEGEL, P. H. *Pediatric Ophthalmology and Strabismus*. [S.l.]: Springer Science Business Media, 2013.
- XU, L.; YAN, P.; CHANG, T. *Best first strategy for feature selection*. 1988. 706 - 708 vol.2 p.
- YANOFF, M.; DUKER, J. S. *Oftalmologia*. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2011.
- YIN, B.; SUN, Y.; WANG, C.; GE, Y. Bjut-3d large scale 3d face database and information processing. v. 46, p. 1009–1018, 06 2009.
- ZHENG, Z.; YANG, J.; YANG, L. A robust method for eye features extraction on color image. *Pattern Recognition Letters*, v. 26, n. 14, p. 2252 – 2261, 2005. ISSN 0167-8655. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865505001170>>.