



INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO PIAUÍ
CAMPUS TERESINA CENTRAL
TECNOLOGIA EM ANÁLISE E DESENVOLVIMENTO DE SISTEMAS

PAULO ROBERTO BATISTA SOUSA FILHO

**SEGMENTAÇÃO AUTOMÁTICA DE REGIÕES DE INTERESSE EM IMAGENS DE
RETINOGRAFIA**

TERESINA, PIAUÍ

2021

PAULO ROBERTO BATISTA SOUSA FILHO

SEGMENTAÇÃO AUTOMÁTICA DE REGIÕES DE INTERESSE EM IMAGENS DE
RETINOGRAFIA

Projeto apresentado à Banca Examinadora como requisito para aprovação na disciplina de Elaboração de Projetos de Pesquisa do Curso Superior de Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Piauí.

Orientador: Prof. Dr. Thiago Alves Elias da Silva

Coorientador: Prof. M^c. Fernando Castelo Branco Gonçalves Santana

TERESINA, PIAUÍ

2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD

Sousa Filho, Paulo Roberto Batista

S725s Segmentação automática de regiões de interesse em imagens de
retinografia / Paulo Roberto Batista Sousa Filho. - 2021.
51 f.: il. color.

Trabalho de Conclusão de Curso (Tecnologia em Análise e
Desenvolvimento de Sistemas) - Instituto Federal de Educação, Ciência e
Tecnologia do Piauí, Campus Teresina Central, 2021.

Orientador : Prof Dr. Thiago Alves Elias da Silva.

1. Segmentação automática. 2. Disco óptico. 3. Glaucoma. 4. Retinografia.
I. Título.

CDD - 004.21

Elaborado por Tanize Maria Sales CRB 3/1024

PAULO ROBERTO BATISTA SOUSA FILHO

SEGMENTAÇÃO AUTOMÁTICA DE REGIÕES DE INTERESSE EM IMAGENS DE
RETINOGRAFIA

Projeto apresentado à Banca Examinadora como requisito para aprovação na disciplina de Elaboração de Projetos de Pesquisa do Curso Superior de Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Piauí.

Aprovado pela banca examinadora em 20 de Dezembro de 2021.

BANCA EXAMINADORA:

**Prof. Dr. Thiago Alves Elias da
Silva**

Instituto Federal de Educação,
Ciência e Tecnologia do Piauí - IFPI

**Prof. M^º. Fernando Castelo
Branco Gonçalves Santana**

Instituto Federal de Educação,
Ciência e Tecnologia do Piauí - IFPI

**Prof. Dr. Otílio Paulo da Silva
Neto**

Instituto Federal de Educação,
Ciência e Tecnologia do Piauí - IFPI

**Prof. M^º. Francisco Marcelino
Almeida de Araújo**

Instituto Federal de Educação,
Ciência e Tecnologia do Piauí - IFPI

TERESINA, PIAUÍ

2021

A Deus, ao meu filho e aos meus pais.

AGRADECIMENTOS

Sou imensamente grato a Deus, por me iluminar e me permitir chegar até aqui. Sou grato à Ele pela força e fidelidade durante toda a minha trajetória de vida, pois sem ele, eu não seria nada.

Sou grato a minha mãe, Maria Cosma, por todo o carinho e amor. Por me apoiar, me encorajar e por estar presente em todos os momentos da minha vida me direcionando no caminho certo. Sou grato pelas suas orações e por todo o suporte moral que obtive através de seus ensinamentos, seus inestimáveis conselhos e pelo seu exemplo de vida.

Sou grato ao meu pai, Paulo Roberto, por me proporcionar desde pequeno as condições para que eu alcançasse meus objetivos e também por me ensinar o caminho para ser um pessoa digna e melhor.

Sou grato ao meu filho, Aquiles, por sua paciência e compreensão, pois muito de nosso tempo foi direcionado ao desenvolvimento deste trabalho.

Sou grato ao professor Dr. Thiago Alves Elias da Silva, pela confiança, por sua paciência ao longo do curso e agora como meu orientador. Sou grato por seus conselhos, pelo direcionamento e todo suporte que obtive durante o desenvolvimento deste trabalho.

Sou grato ao professor M^c. Fernando Castelo Branco Gonçalves Santana, pela paciência, pelos conselhos, por coorientar este trabalho me dando direcionamento e suporte para alcançar as metas da disciplina.

Sou grato aos meus familiares que estiveram ao meu lado, aos meus amigos que me acompanharam durante toda a vida pessoal, acadêmica e profissional. Sou grato por estarem ao meu lado me ouvindo, me apoiando e fazendo os meus dias mais alegres. Sou grato a cada um de vocês por compartilharem suas vidas comigo e me permitirem fazer parte delas.

Todas as pessoas mencionadas aqui, foram essenciais ao longo do desenvolvimento deste trabalho. A todos vocês, os meus sinceros agradecimentos!

“A vida é como andar de bicicleta. Para manter o equilíbrio, você deve continuar se movendo.”
(Albert Einstein)

RESUMO

Uma das principais causas de cegueira irreversível no Brasil e mundo, o glaucoma é uma doença silenciosa causada pelo aumento da pressão intraocular (PIO). Nas fases iniciais dessa enfermidade, ela não apresenta sintomas, dificultando o seu diagnóstico e o tratamento precoce. Com o aumento da pressão intraocular, o nervo óptico sofre lesões assim como também outras partes do olho. Essas lesões provocam alterações físicas que podem ser observadas por meio de exames de imagem como a Retinografia (Imagem de Fundo de Olho). As imagens de Fundo de olho contém informações valiosas sobre o estado da retina, vasos, do nervo óptico e informações relevantes para diagnóstico. Este trabalho apresenta uma ferramenta segmentação de regiões de interesse em exames de retinografia. A metodologia proposta para essa ferramenta compreende técnicas de processamento de imagens e visão computacional para segmentação de 460 imagens do dataset *Retinal fundus images for glaucoma analysis* (RIGA dataset) no conjunto de imagens MESSIDOR. As regiões de interesse obtidas na imagem de retinografia são o disco óptico e a escavação onde obteve-se pontuação Dice de 86,8% na segmentação do disco óptico e Dice 68,7% na segmentação da escavação.

Palavras-chaves: Segmentação automática, disco óptico, glaucoma, retinografia, escavação.

ABSTRACT

One of the main causes of irreversible blindness in Brazil and worldwide, glaucoma is a silent disease caused by increased intraocular pressure (IOP). In the early stages of this disease, it does not present symptoms, making its diagnosis and early treatment difficult. With the increase in intraocular pressure, the optic nerve suffers damage as well as other parts of the eye. These lesions cause physical changes that can be observed through imaging examinations such as Retinography (Funds of the Eye Imaging). Fundus of the eye images contain valuable information about the status of the retina, vessels, the optic nerve, and diagnostic information. This work presents a tool for segmenting regions of interest in retinal examinations. The proposed methodology for this tool comprises image processing and computer vision techniques for segmenting 460 images from the dataset Retinal fundus images for glaucoma analysis (RIGAdataset) in the MESSIDOR image set. The regions of interest obtained in the retinography image are the optic disc and the excavation, where a Dice score of 86.8% was obtained in the optic disc segmentation and Dice 68.7% in the cup segmentation

Key-words: Automatic segmentation, optical disk, glaucoma, fundus, cup.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Formação da imagem na retina	17
Figura 2 – Comparativo sistema visual e câmera	18
Figura 3 – Sistema visual	18
Figura 4 – Anatomia do olho	19
Figura 5 – Dano no nervo óptico causado pela pressão intraocular alta	20
Figura 6 – Retinografia.	21
Figura 7 – Disco óptico.	22
Figura 8 – Regra ISNT	22
Figura 9 – Exemplos de escavação em um olho normal e aumento da escavação em olho glaucomatoso.	23
Figura 10 – Hemorragia no nervo óptico.	23
Figura 11 – Atrofia Peripapilar do tipo alfa e beta.	24
Figura 12 – Conjunto de sinais vasculares.	24
Figura 13 – Estreitamento arteriolar focal.	25
Figura 14 – Fluxo de um sistema baseado em Visão Computacional	26
Figura 15 – Exemplos de operações lógicas em imagens binárias	27
Figura 16 – Demonstração da equalização do histograma de uma imagem	28
Figura 17 – Operações morfológicas em imagens.	29
Figura 18 – Fluxograma da metodologia proposta	33
Figura 19 – Imagem e sua respectiva máscara FOV segmentada.	35
Figura 20 – Fluxograma da segmentação do disco óptico.	35
Figura 21 – Canais azul (B), verde (G) e vermelho (R) separados.	36
Figura 22 – Demonstração de limiarização iterativa.	36
Figura 23 – Disco óptico e falsos positivos.	37
Figura 24 – Disco óptico e ruído periférico.	37
Figura 25 – Máscara FOV normal e dilatada.	38
Figura 26 – Máscara da área do disco óptico.	38
Figura 27 – Máscara binária do disco óptico.	39
Figura 28 – Resultados da segmentação do disco óptico.	39
Figura 29 – Fluxograma da segmentação da escavação.	40
Figura 30 – Disco óptico segmentado em escala de cinza.	41
Figura 31 – Resultados da segmentação da escavação.	41
Figura 32 – Delimitação do disco óptico e escavação.	42
Figura 33 – Coeficiente Dice.	42
Figura 34 – Resultados da segmentação do disco óptico na base MESSIDOR.	44
Figura 35 – Resultados da segmentação da escavação da base MESSIDOR.	45

Figura 36 – Comparativo entre Ground Truth e resultados de segmentação.	46
---	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultados da Segmentação do Disco Óptico.	43
Tabela 2 – Resultados da Segmentação da Escavação.	44

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

PIO	Pressão Intraocular
ROI	<i>Region Of Interest</i>
OCT	<i>Optical Coherence Tomography</i>
CFNR	Camada de Fibras Nervosas da Retina
OMS	Organização Mundial de Saúde
SBG	Sociedade Brasileira de glaucoma
GPAA	Glaucoma Primário de Ângulo Aberto
CBO	Glaucoma Primário de Ângulo Aberto
CID	Classificação Internacional de Doenças
HNO	Hemorragia do Nervo Óptico
APP	Atrofia Peripapilar
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
RIGA	<i>Retinal Fundus Images for Glaucoma Analysis</i>
OCR	<i>Optical Character Recognition</i>
FOV	<i>Field Of Vision</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Justificativa	15
1.2	Objetivos	16
1.2.1	Objetivo Geral	16
1.2.2	Objetivos Específicos	16
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
2.1	Sistema visual	17
2.1.1	Anatomia do olho	19
2.2	Glaucoma	20
2.3	Exame de Retinografia (Exame de Fundo de Olho)	21
2.4	Visão computacional	25
2.4.1	Processamento Digital de Imagens	25
2.5	Técnicas de Pré-processamento	26
2.5.1	Operações Aritméticas com Imagens	26
2.5.2	Filtro de Mediana	27
2.5.3	Equalização de histograma	28
2.5.4	Morfologia	28
3	TRABALHOS RELACIONADOS	30
3.1	An Adaptive Threshold Based Image Processing Technique for Improved Glaucoma Detection and Classification	30
3.2	Segmentação Automática do Disco Óptico e de Vasos Sanguíneos em Imagens de Fundo de Olho	30
3.3	Segmentação do Disco Óptico e Escavação com o uso de Redes Neurais para Auxílio à Detecção de Glaucoma	31
3.4	Optic Disc and Cup Image Segmentation Utilizing Contour-Based Transfor- mation and Sequence Labeling Networks	31
4	METODOLOGIA	33
4.1	Aquisição de imagens	34
4.2	Segmentação	34
4.2.1	Segmentação do Disco Óptico	35
4.2.2	Segmentação da Escavação	40
4.3	Validação da Segmentação	42
5	RESULTADOS	43

5.1	Resultados da segmentação	43
5.1.1	Resultados da Segmentação do Disco Óptico	43
5.1.2	Resultados da Segmentação da Escavação	44
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	47
6.1	Trabalhos futuros	47
	REFERÊNCIAS	48

1 INTRODUÇÃO

As doenças oculares são comuns e afetam pelo menos 2,2 milhões de pessoas no mundo inteiro segundo a Organização Mundial de Saúde (OMS). As estimativas da OMS para 2022, são que 79,6 milhões de pessoas em todo o mundo tenham glaucoma (ORGANIZATION, 2019). Segundo a Sociedade Brasileira de Glaucoma (SBG), só no Brasil, mais de 2 milhões de brasileiros a partir dos 40 anos têm a enfermidade (ORGANIZATION, 2019; LTDA., 2021).

Uma pesquisa feita pelo IBOPE Inteligência com o título "Um olhar para o glaucoma no Brasil" mostrou que 53% dos entrevistados jovens com idade entre 18 e 24 anos não sabem o que é glaucoma, 21% nunca foram a uma consulta e 10% foram só uma vez. Já os adultos com idade a partir de 55 anos, 71% não sabem o que é a doença (BOND, 2020). Devido a falta de conhecimento e a falta de prevenção por meio de exames de rotina, a doença só é descoberta em estágios avançados.

O glaucoma é uma doença assintomática em seus estágios iniciais, podendo levar à cegueira se não for devidamente tratada. O glaucoma é a maior causa de cegueira irreversível no mundo. É uma doença neurodegenerativa (causa dano progressivo no nervo óptico) que leva à perda do campo visual (GLAUCOMA, 2021).

Ligada a fatores genéticos, étnicos e etários tem como principal fator de risco o aumento da pressão intraocular (PIO). Essa doença possui maior incidência em pessoas acima de 40 anos e, embora não tenha cura, existem tratamentos e intervenções cirúrgicas eficazes para atrasar ou impedir a progressão (OTTAIANO; ÁVILA, 2019; BONFADINI, 2016).

Os principais tipos de glaucoma são conhecidos como Glaucoma Primário de Ângulo Aberto (GPAA), Glaucoma de Ângulo Fechado (GAF), Glaucoma Secundário e Glaucoma Congênito. O GPAA é o mais comum e ocorre 80% dos casos. O aumento da pressão é lento, e o dano ocorre sem que o paciente perceba (GLAUCOMA, 2021; BONFADINI, 2016).

O Glaucoma de Ângulo Fechado é diferente do Glaucoma Primário de Ângulo Aberto, pois apresenta sintomas e se não tratado adequadamente, pode levar à perda visual em poucos dias. No Glaucoma Secundário o aumento da PIO é consequência de outras doenças e uso prolongado de corticoides. O Glaucoma Congênito é uma doença grave provocada pela malformação do sistema de drenagem do globo ocular infantil. O tratamento do Glaucoma congênito é essencialmente cirúrgico (BONFADINI, 2016).

Para diagnosticar o glaucoma, são realizados alguns exames como a retinografia (para avaliar danos no nervo óptico causado pelo glaucoma), Tonometria de Aplanção (para medir a PIO), Gonioscopia (para classificar o tipo de glaucoma), Perimetria ou Campo Visual (para avaliar a perda da visão periférica) e a Tomografia De Coerência Óptica (OCT) (JR.; JR., 2015; BONFADINI, 2016).

Os sistemas de auxílio ao diagnóstico vem ganhando espaço, pois agilizam e aumentam a acurácia do profissional ao detectar detalhes às vezes difíceis de perceber por um humano. A dificuldade pode ser agravada com a fadiga do profissional ao repetir muitas vezes a mesma tarefa. Por isso os sistemas de diagnóstico auxiliado por computador são úteis e o primeiro passo para desenvolver tais sistemas é segmentar regiões de interesse.

A ferramenta desenvolvida e apresentada neste trabalho, automatiza a segmentação feita manualmente por profissionais. O objetivo é alcançado por meio da aplicação de análise estatística, técnicas matemáticas, técnicas de processamento de imagem.

1.1 JUSTIFICATIVA

A visão é um sentido vital pra o ser humano. Ela desempenha um papel crucial em atividades na nossa vida diária. A visão afeta diretamente a economia de uma sociedade quer seja em sistemas de educação, cinema, lazer, transporte ou no marketing. A sociedade se baseia predominantemente no sentido visual cuja deficiência representa um enorme encargo financeiro global devido à perda de produtividade (ORGANIZATION, 2019).

As estimativas das despesas com doenças e deficiências não tratadas aumentam mundialmente 14,3 bi em custos adicionais onde poderiam ser destinados a melhorias na prevenção das doenças visuais ou outras áreas da saúde (ORGANIZATION, 2019). Dada a importância deste sentido, é necessária a prevenção de doenças da visão com melhoria de hábitos e acompanhamento de um oftalmologista.

O acesso à prevenção e ao tratamento é desigual e determinado pela disponibilidade, acessibilidade, capacidade financeira e aceitabilidade dos serviços. O censo de 2019 do Congresso Brasileiro de Oftalmologia (CBO) revelou que 44% dos oftalmologistas brasileiros atuavam nas capitais, onde a proporção de oftalmologistas para pacientes era de 1:3047 contra 1:6153 no interior onde atuam oftalmologistas (OTTAIANO; ÁVILA, 2019).

Para receber atendimento alguns pacientes, em cidades onde não tem um oftalmologista ou existe uma demanda muito alta para eles, precisam se deslocar para as capitais. A OMS estima que a taxa de deficiência visual nas regiões de rendimento médio ou baixo é 4 vezes superior à das regiões de elevado rendimento (ORGANIZATION, 2019).

A falta de recursos financeiros influencia na visita a um oftalmologista assim como gastos posteriores como óculos, lentes ou colírios. Ainda podemos levar em conta que algumas pessoas que usam óculos não se consultam com um médico, e sim com um oculista. Muitas dessas pessoas não procuram o profissional correto por negligência, falta de recursos financeiros ou por falta de conhecimento. Mas a lei brasileira é clara no Decreto 20.931/32 nos artigos 38 e 39 ao impedir que quem prescreve não venda, e quem venda não prescreva com a finalidade de impedir práticas comerciais abusivas (ORGANIZATION, 2019; OTTAIANO; ÁVILA, 2019).

Os avanços proporcionados pelos estudos na área da visão computacional, e inteligência

artificial permitem criar ferramentas que melhoram e tornam os procedimentos médicos mais eficientes e eficazes auxiliando no diagnóstico e na tomada de decisões. Devido as demandas de acessibilidade, financeiras e de disponibilidade de profissionais, as ferramentas de auxílio são necessárias, e o primeiro passo para tais sistemas é a determinação da região de interesse que será analisada. Por isso, este trabalho apresenta uma ferramenta de segmentação automática.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

O principal objetivo deste trabalho é desenvolver uma ferramenta de segmentação automática de imagens para obter regiões de interesse em exames de retinografia. Esta ferramenta, poderá ser utilizada em sistemas CAD para auxiliar médicos no diagnóstico de glaucoma.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Analisar as imagens.
- Segmentar as regiões de interesse.
- Validar a segmentação.

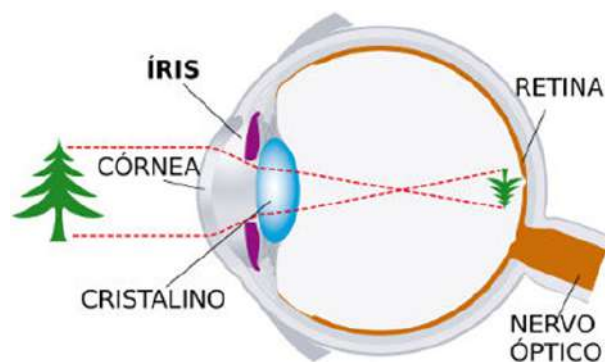
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Para melhor compreensão desse trabalho, ao longo deste capítulo alguns conceitos relacionados a anatomia ocular, convenções usadas por oftalmologistas e as técnicas utilizadas serão apresentadas.

2.1 SISTEMA VISUAL

O sistema visual é composto pelos olhos, nervos ópticos e ligações entre diferentes estruturas do cérebro. Tudo o que vemos é uma interpretação feita pelo cérebro que provém de estímulos luminosos. A luz refletida pelos objetos atravessa a córnea e chega a íris, que por sua vez regula a quantidade de luz é recebida. Então passa pela pupila, pelo cristalino e é focada na retina como mostra a Figura 1 (DAW, 2012).

Figura 1 – Formação da imagem na retina

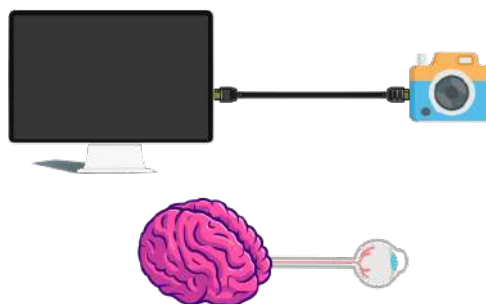


Fonte: (JUNIOR, 2021)

A Figura 1 mostra o percurso da luz e como a imagem chega à retina. As células fotorreceptoras chamadas de cones, são responsáveis pela percepção da cor, e ficam mais juntas na fóvea, onde a imagem é vista mais claramente. Os bastonetes são responsáveis pela percepção da luminosidade, pela visão periférica lateral e pela visão noturna (MARTINI; TIMMONS; TALLITSCH, 2009; DÂNGELO; FATTINI, 2007).

Essas células fotorreceptoras transformam as ondas luminosas em impulsos eletroquímicos. Esses impulsos são transferidos por meio do nervo óptico para o cérebro. De forma análoga o sistema visual pode ser comparado a uma câmera digital (Olho) que é conectada por um cabo de vídeo (Nervo óptico) a um computador (Cérebro) como na Figura 2 (MARTINI; TIMMONS; TALLITSCH, 2009; DAW, 2012).

Figura 2 – Comparativo sistema visual e câmera

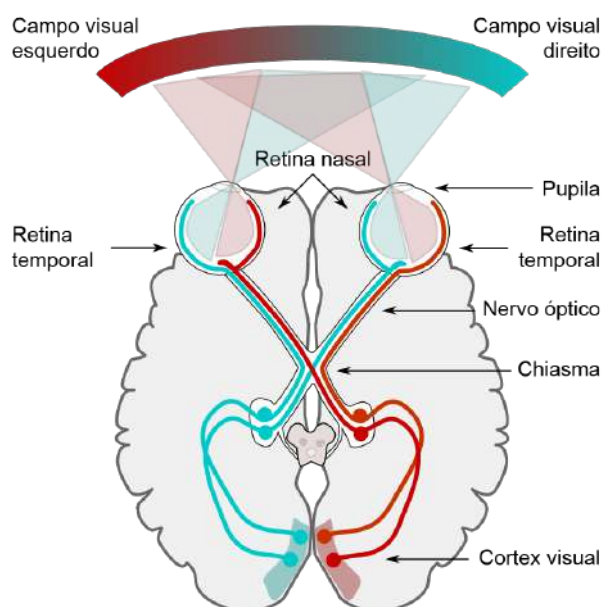


Fonte: Elaborado pelo autor.

Os dois nervos ópticos se encontram no quiasma óptico, onde a informação do lado esquerdo de cada retina é levada para o lado esquerdo do cérebro e a do lado direito de cada retina para o lado direito. Depois é levada por mais fibras nervosas até o córtex visual situado na parte de trás do cérebro (TORTORA; DERRICKSON, 2016).

O córtex visual analisa e sintetiza a informação recolhida em imagem. Para formar uma imagem tridimensional, os olhos precisam mover-se simultaneamente a fim de focalizar o mesmo objeto dos dois lados. E então o córtex sobrepõe a imagem do campo direito de visão, com a imagem do campo esquerdo de visão criando uma visualização 3D do objeto. A maior parte da área do córtex é destinada ao sentido da visão (DAW, 2012). O funcionamento pode ser observado na Figura 3:

Figura 3 – Sistema visual



Fonte: (OFTALMOLÓGICA, 2021)

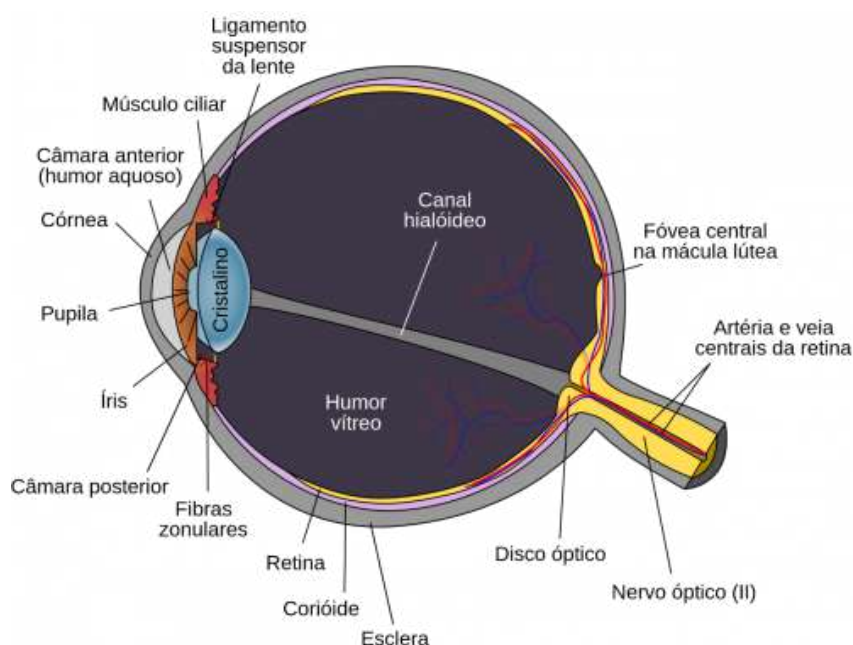
A Figura 3 é um corte transversal das estruturas que compõem o sistema visual. De

maneira simplificada podemos ver em azul e vermelho o caminho que a luz percorre até ser capturada a retina e depois transformada em impulsos eletroquímicos que são levados até o córtex visual para o cérebro formar a imagem.

2.1.1 Anatomia do olho

Os olhos ficam protegidos pela cavidade óssea do crânio, e são cobertos por duas dobras finas de pele chamadas de pálpebras. Os cílios localizados nas bordas das pálpebras protegem os olhos de partículas em suspensão (DÂNGELO; FATTINI, 2007). Na Figura 4, observa-se as estruturas que compõem o olho e que serão descritas ao longo desta seção.

Figura 4 – Anatomia do olho



Fonte: (FERNANDES, 2020)

A córnea é o tecido transparente que cobre a pupila. Junto com o cristalino, que funciona como lente, a córnea ajusta o foco da imagem no olho enquanto a íris controla a quantidade de luz. Atrás da íris o corpo ciliar se contrai para ajustar a visão para enxergar de perto ou de longe, também ajuda na formação do humor aquoso (DAW, 2012). O humor aquoso é um líquido que fica entre a córnea e o cristalino, e tem por função nutrir a córnea e o cristalino além de ajudar na pressão intraocular (PIO) (TORTORA; DERRICKSON, 2016).

A esclera, a parte branca que reveste os olhos, é ligada à córnea e tem função de proteção. Nela estão os músculos extra-oculares, que são responsáveis pela movimentação dos olhos. Entre a esclera e a retina está a coróide, uma membrana muito fina cheia de vasos sanguíneos que é responsável pela nutrição dos olhos. Bem no fundo do olho temos a retina a camada nervosa responsável por transformar sinais luminosos em informações para ser levada ao cérebro pelos nervos ópticos (DÂNGELO; FATTINI, 2007).

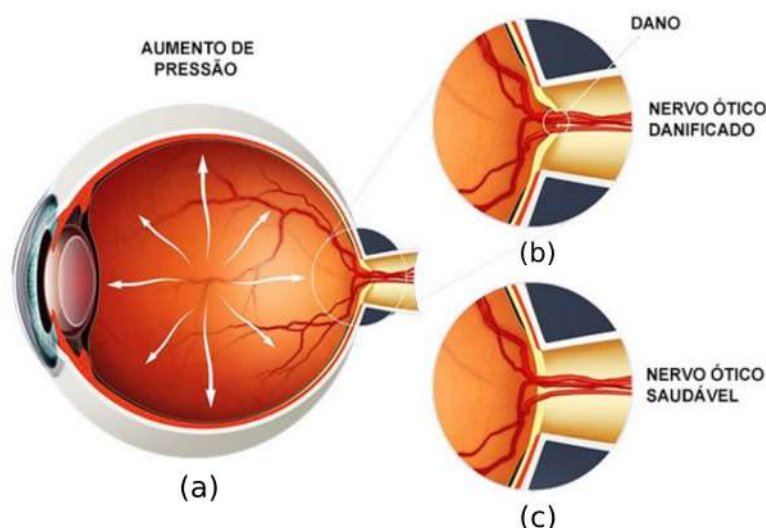
No centro da retina, está a mácula lútea, que é a região mais sensível da retina. Ela distingue detalhes no meio do campo visual. E no centro da mácula lútea se encontra a fóvea central, uma parte com muita irrigação de sangue que contém a maior concentração dos cones, onde os detalhes são melhor percebidos (DAW, 2012; MARTINI; TIMMONS; TALLITSCH, 2009).

A parte dorsal do olho do cristalino até a retina é preenchida pelo humor vítreo, um líquido gelatinoso que mantém pressão contante e é responsável pela forma do olho. O canal hialóideo é um resquício de desenvolvimento intra-uterino do corpo vítreo (MARTINI; TIMMONS; TALLITSCH, 2009).

2.2 GLAUCOMA

O glaucoma tem como principal causa o aumento da pressão intraocular (PIO). Uma pessoa que não tem PIO alta, ainda sim pode desenvolver glaucoma, e por isso a PIO é considerada um dos fatores de risco e não um fator determinante. O aumento da PIO ocorre quando não existe a drenagem correta do humor aquoso. O glaucoma somente é percebido após um longo tempo de progressão enquanto danifica lentamente o nervo óptico (WGA, 2021), como demonstrado na Figura 5.

Figura 5 – Dano no nervo óptico causado pela pressão intraocular alta



Fonte: (BRANDÃO, 2021)

A Figura 5a demonstra o aumento da escavação no nervo óptico devido ao aumento da pressão. Na imagem 5b, está em destaque o dano causado ao nervo óptico através do aumento da escavação. Na imagem 5c, observa-se o nervo óptico saudável.

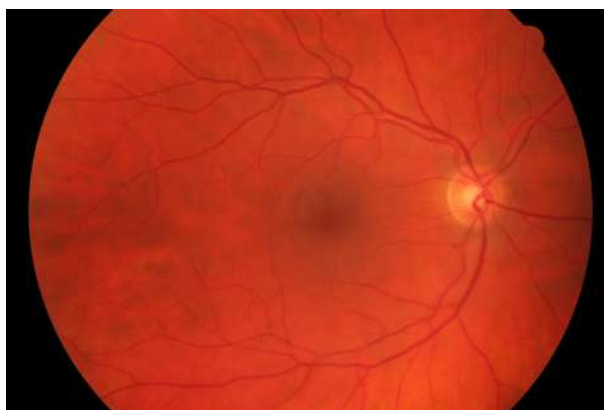
Após a retinografia se houver suspeita de glaucoma deverão ser feitos exames de tonometria, para medir a PIO, paquimetria para medir a espessura da córnea e gonioscopia para

avaliar o ângulo da câmara anterior do olho, que é onde ocorre a drenagem do humor aquoso (BONFADINI, 2016).

2.3 EXAME DE RETINOGRAFIA (EXAME DE FUNDO DE OLHO)

A retinografia é o registro do fundo olho por meio de fotografias em alta resolução. Também conhecida como exame de fundo de olho, através desse exame podemos ver com detalhes a situação de estruturas do fundo do olho como a retina, nervo ótico, mácula e vasos (CORD, 2020). O Exame de retinografia é realizado desde 1951, quando o primeiro oftalmoscópio foi inventado pelo cientista e filósofo alemão Hermann von Helmholtz (WILLIAMS, 2021). Na Figura 6 temos um exemplo de retinografia.

Figura 6 – Retinografia.



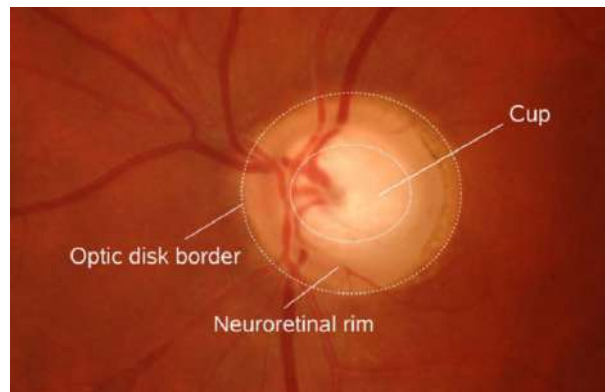
Fonte: (BUDAI; ODSTRCILIK, 2013)

O princípio óptico da retinografia é projetar a luz emitida pelo oftalmoscópio no fundo do olho, que por sua vez é refletida pela retina possibilitando ver as suas estruturas. A pupila do paciente é dilatada para melhor visualização, por isso é necessário acompanhamento quando uma pessoa for fazer este exame (CORD, 2020).

Existem dois tipos de Retinografia, a direta onde se obtém uma imagem ampliada e com campo estrito de visão, e a indireta com menor ampliação e com visão ampla da retina (JANEIRO, 2016; CORD, 2020). A retinografia é utilizada para diagnóstico e acompanhamento de várias doenças como, glaucoma, descolamento da retina, doenças do nervo óptico, degeneração macular, oclusões vasculares da retina, retinopatia diabética entre outras (CORD, 2020; JANEIRO, 2016).

O achado individual estrutural mais importante para o diagnóstico de glaucoma é a aparência do disco óptico e da retina peripapilar que é a Camada de Fibras Nervosas da Retina (CFNR) (JR.; JR., 2015). As partes que compõem o disco óptico podem ser vistas na Figura 7.

Figura 7 – Disco óptico.

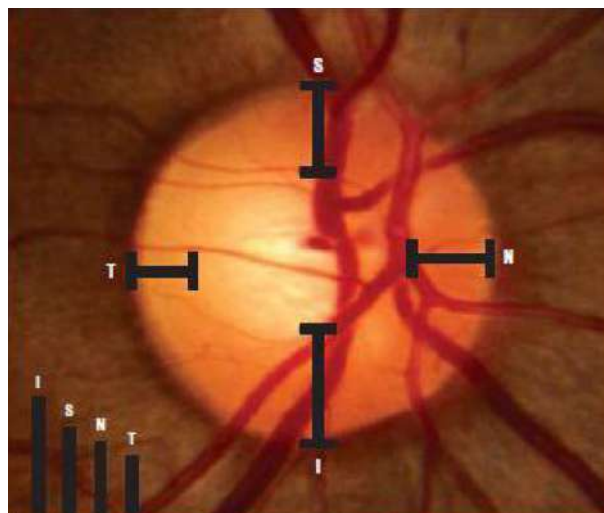


Fonte: (BOCK et al., 2010)

Na Figura 7 é possível observar as estruturas do disco óptico como a borda do disco óptico (optic disk border), a rima neural (neuroretinal rim) e a escavação (cup). Os principais sinais relacionados ao glaucoma a serem pesquisados são defeito localizado da CFNR, perda localizada do anel neural, assimetria de escavação, atrofia peripapilar do tipo beta e presença de hemorragia no disco (JR.; JR., 2015).

A continuidade da CFNR que está dentro do disco óptico, chama-se debrum neural. A rima neural ou debrum neural, na maioria das pessoas segue a regra ISNT como apresentado na Figura 8. Segundo o regra ISNT, a rima neural é mais espessa na parte do polo inferior, seguida do polo superior, setor nasal e por último e menos espessa o setor temporal (JR.; JR., 2015).

Figura 8 – Regra ISNT

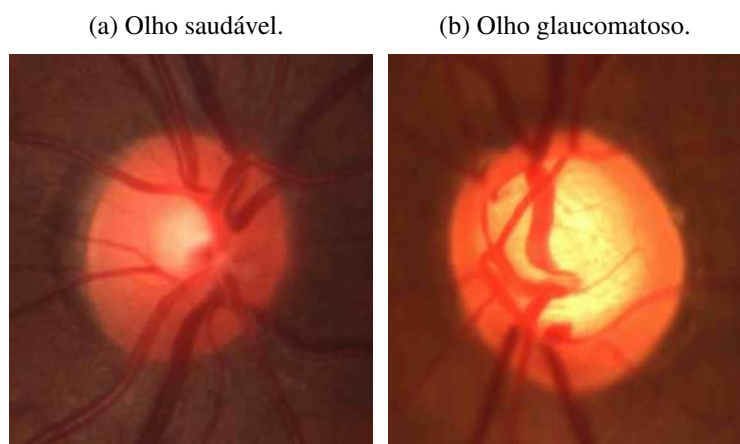


Fonte: (HALEEM et al., 2013)

Na Figura 8, podemos ver o padrão ISNT em um olho saudável. É fundamental determinar as margens do disco óptico e da escavação com precisão, quando o disco óptico for avaliado. Uma das principais alterações do disco óptico é o aumento da escavação, que ocorre devido a perda de rima neural. Ela pode acontecer de forma concêntrica, quando todas as regiões da rima

neural sofrem alteração, ou iniciar-se nos polos ocasionando aumento da escavação (JR.; JR., 2015). Nas duas formas a regra ISNT é corrompida. A Figura 9 demonstra as características de um olho saudável e um glaucomatoso.

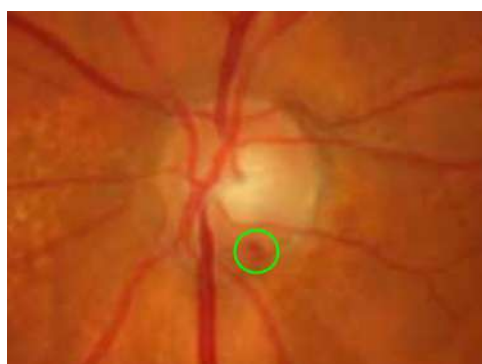
Figura 9 – Exemplos de escavação em um olho normal e aumento da escavação em olho glaucomatoso.



Fonte: Adaptado pelo autor de (ACHARYA et al., 2017)

Na Figura 9a é possível ver o tamanho da escavação de um olho normal, e na Figura 9b um exemplo onde existe o aumento e assimetria da escavação do olho glaucomatoso (ACHARYA et al., 2017; HALEEM et al., 2013). Nos vasos sanguíneos também podem ser observados alguns sinais do glaucoma. Entre estes sinais, está a hemorragia no nervo óptico (HNO) que raramente é encontrada em olhos normais. A HNO pode ser observada na Figura 10.

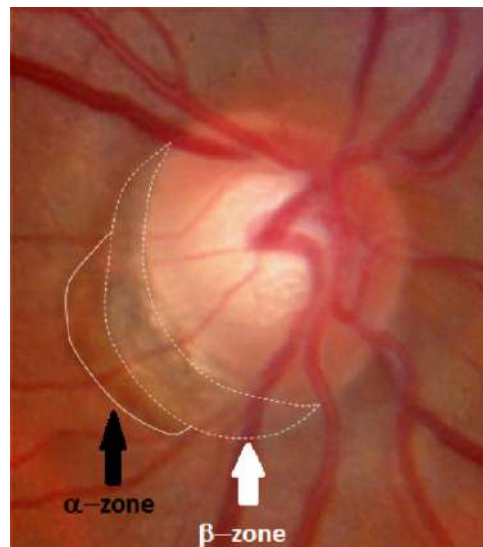
Figura 10 – Hemorragia no nervo óptico.



Fonte: (JR.; JR., 2015)

Na Figura 10 observa-se a HNO destacada dentro do círculo verde. Um importante fator de risco para a progressão do glaucoma é a atrofia peripapilar (APP) do tipo beta que está exemplificada na Figura 11. A HNO tende a ocorrer olhos com a APP mais extensas e nas regiões mais largas da APP (JR.; JR., 2015).

Figura 11 – Atrofia Peripapilar do tipo alfa e beta.

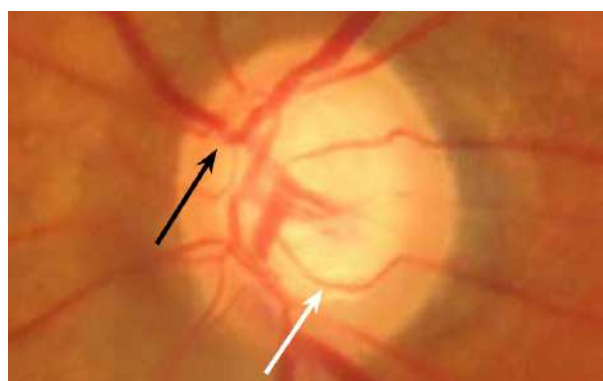


Fonte: (HALEEM et al., 2013)

O disco óptico na Figura 11 apresenta atrofia peripapilar do tipo alfa em destaque na área apontada pela seta preta, e atrofia peripapilar do tipo beta na área apontada pela seta branca. Outro sinal é o desnudamento do vaso circunlinear. Ele não é específico do glaucoma, mas se estiver presente, serve de alerta para verificar outros sinais de alteração glaucomatosa. Um exemplo são vasos em baioneta, que assim como o desnudamento dos vasos circunlineares ocorrem com perda de tecido neural (JR.; JR., 2015).

A quebra da regra ISNT também deve ser observada se houver desnudamento dos vasos e vasos em baioneta. O anasalamento de vasos que pode ser visto na Figura 12, pode ocorrer nas escavações com glaucoma e nas que são fisiologicamente grandes (JR.; JR., 2015).

Figura 12 – Conjunto de sinais vasculares.

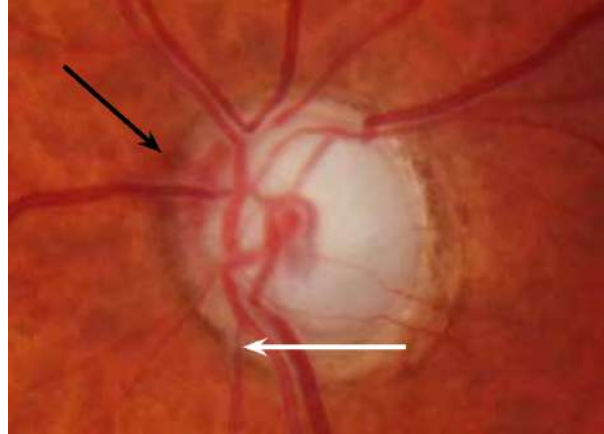


Fonte: (JR.; JR., 2015)

A Figura 12 apresenta anasalamento dos vasos (seta preta) e desnudamento de vaso circunlinear (seta branca). Com o aumento da escavação no nervo óptico, pode ocorrer anasalamento progressivo e as alterações na posição dos vasos sanguíneos (JR.; JR., 2015). Também

temos como sinal estreitamento arteriolar (Figura 13) e vasos colaterais do nervo óptico, resultado de obstrução crônica do fluxo venoso (JR.; JR., 2015; HALEEM et al., 2013).

Figura 13 – Estreitamento arteriolar focal.



Fonte: (JR.; JR., 2015)

Na Figura 13, pode-se observar o estreitamento arteriolar (seta branca), a hemorragia de disco óptico na região nasal superior (seta preta).

2.4 VISÃO COMPUTACIONAL

A visão computacional consiste em programar computadores para enxergar o ambiente ao nosso redor para reconhecer e extrair informações de coisas no ambiente. Resumindo, a visão computacional tenta dar à máquina o sentido humano da visão (BARELLI, 2018). Para nós humanos é fácil reconhecer uma pessoa em uma fotografia combinando reconhecimento da face, com roupas e o cabelo. Podemos reconhecer um animal e identificar sua espécie por exemplo (SZELISKI, 2010). Na biologia, a percepção visual de alguns seres vivos é estudada e representada em modelos que descrevem suas fisiologias. Já a visão computacional tenta fazer o inverso, que é descrever o mundo que vemos em uma ou mais imagens para reconstruir suas características, através da forma, distribuição de cores, texturas e iluminação (BARELLI, 2018).

A visão computacional reconhece padrões através de algoritmos e fórmulas matemáticas e está intimamente relacionada com o processamento de imagens e o reconhecimento de padrões para uso em reconhecimento óptico de caracteres (OCR), detecção facial e detecção de movimento (BARELLI, 2018; SZELISKI, 2010).

2.4.1 Processamento Digital de Imagens

O processamento de imagens compreende as técnicas de captura, representação e manipulação das imagens (QUEIROZ; GOMES, 2006). Os sistemas de visão computacional normalmente apresentam um fluxo comum que está representado na Figura 14.

Figura 14 – Fluxo de um sistema baseado em Visão Computacional



Fonte: Adaptado pelo autor de (BARELLI, 2018)

Em um sistema de visão computacional a primeira etapa geralmente é a aquisição de imagens. Nela as imagens são obtidas por meio de uma câmera, sensor ou dispositivo e então a imagem é digitalizada. Logo após a digitalização da imagem ela segue para a próxima etapa que é o pré-processamento. Nessa parte é necessário ter as ROIs definidas e usar técnicas de manipulação de imagem para evidenciá-las para a segmentação, que é o próximo passo (QUEIROZ; GOMES, 2006).

Na etapa de segmentação as ROIs são identificadas e extraídas gerando uma ou mais imagens. Depois das ROIs serem obtidas na segmentação, a extração de características se torna mais fácil como medir a área por exemplo. E na última etapa, o reconhecimento de padrões, ocorre o processamento de alto nível. Aqui o objeto é reconhecido através de suas características e interpretado (PEDRINI H.; SCHWARTZ, 2008).

2.5 TÉCNICAS DE PRÉ-PROCESSAMENTO

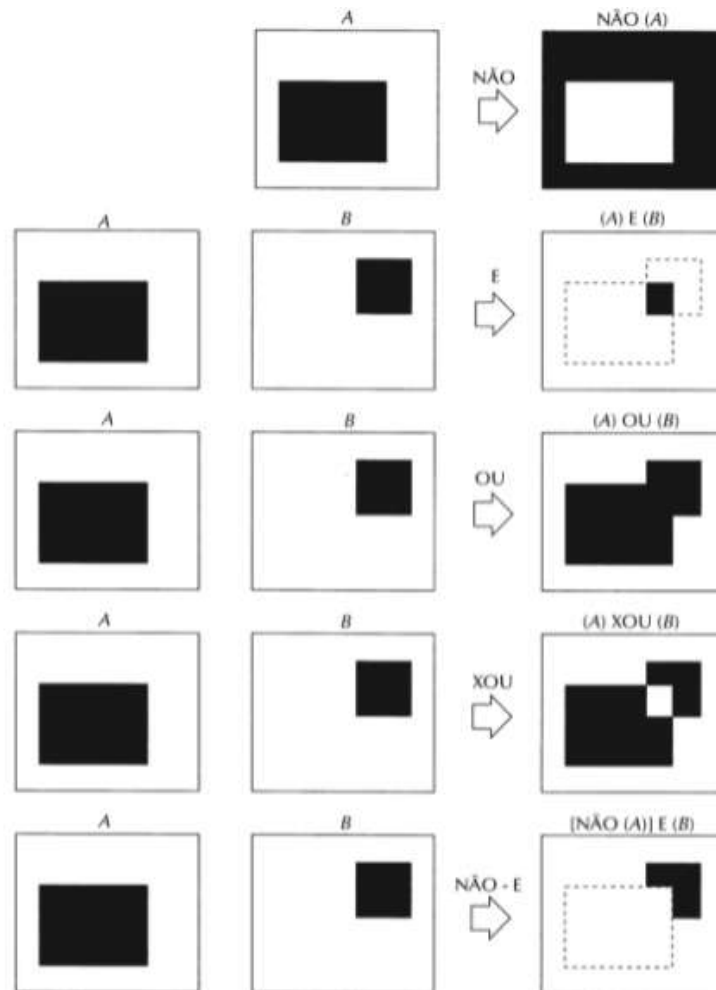
Agora serão apresentadas as técnicas utilizadas para pré-processamento das imagens utilizadas neste trabalho.

2.5.1 Operações Aritméticas com Imagens

Operações matemáticas como lógica e aritmética, são muito usadas no processamento de imagens. São operações básicas feitas entre dois pixels p e q como a adição ($p + q$), subtração ($p - q$), multiplicação ($p * q$) e Divisão (p / q).

Normalmente as imagens tem o mesmo tamanho, onde as operações são feitas pixel a pixel onde (x,y) da primeira imagem corresponde a (x,y) da segunda imagem. As operações lógicas mais utilizadas em processamento de imagens são E ($p \text{ E } q$), OU ($p \text{ OU } q$) e NOT ($\bar{q}$) (GONZALEZ R.C.; WOODS, 2000). Na Figura 15) podemos ver alguns exemplos de operações lógicas com imagens binárias.

Figura 15 – Exemplos de operações lógicas em imagens binárias



Fonte: Adaptado de (GONZALEZ R.C.; WOODS, 2000)

A Figura 15, demonstra na prática como funcionam as operações. À esquerda antes da seta, estão as imagens que serão utilizadas nas operações, e de acordo com a operação o seu respectivo resultado.

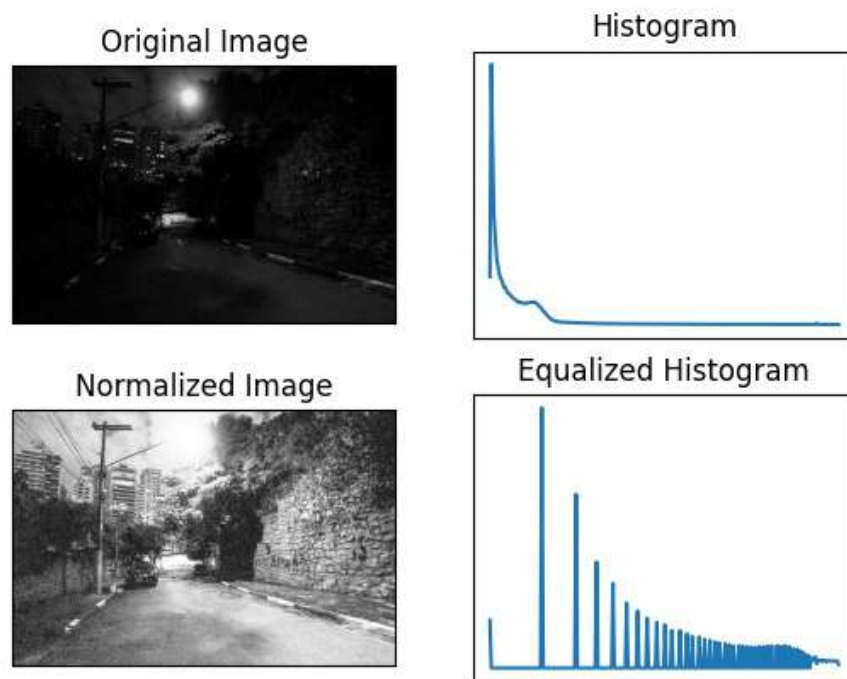
2.5.2 Filtro de Mediana

O filtro de mediana é um filtro não linear é usado para suavizar a imagem. Ela seleciona um pixel e substitui o nível de cor de cada pixel da vizinhança pela mediana, sendo capaz de filtrar pixels que provocam ruído na imagem (PEDRINI H.; SCHWARTZ, 2008; GONZALEZ R.C.; WOODS, 2000). A mediana é uma medida de tendência central estatística e ocupa o centro de um conjunto ordenado ascendentemente. Caso sejam par as observações, é calculada a média dos dois elementos no centro (MORETTIN; BUSSAB, 2017).

2.5.3 Equalização de histograma

o histograma de uma imagem, é a distribuição das frequências dos níveis de cinza dos pixels. A equalização de histograma é uma técnica que distribui os níveis de cinza de uma imagem melhorando o seu contraste. A imagem que resulta da equalização, tem uma distribuição mais uniforme das frequências de cores (PEDRINI H.; SCHWARTZ, 2008). A Figura 16 mostra um exemplo de como a equalização de histograma funciona.

Figura 16 – Demonstração da equalização do histograma de uma imagem



Fonte: Elaborado pelo autor.

Como demonstrado na Figura 16, a imagem normalizada melhora o contraste. À direita, o resultado da redistribuição dos níveis de cor.

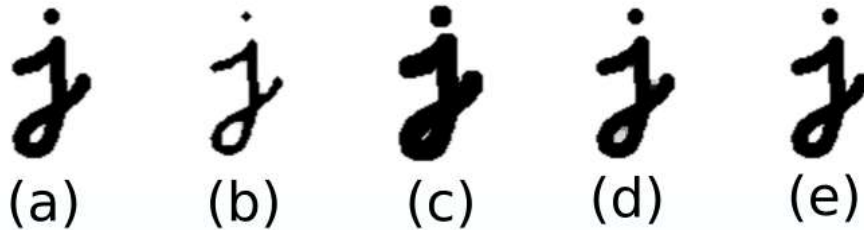
2.5.4 Morfologia

A técnica de processamento de imagens baseada na forma se chama Morfologia. Uma das principais operações com imagens binárias mais comuns são as Transformações Morfológicas. Para transformar uma imagem primeiro é feita a convolução da imagem com um elemento estruturante (matriz previamente definida, conhecida e menor que a imagem que será feita a operação), de qualquer formato (3x3 por exemplo) obtém-se uma saída binária dependendo do resultado da operação (SZELISKI, 2010; BURGER; BURGE, 2016).

A origem do elemento estruturante é o seu centro. As operações morfológicas mais comuns são a erosão, a dilatação, a abertura (dilatação seguida de erosão) e o fechamento

(erosão seguida de dilatação) (SZELISKI, 2010). Na Figura 17 temos exemplos de operações morfológicas em imagens binárias.

Figura 17 – Operações morfológicas em imagens.



Fonte: Adaptado de (SZELISKI, 2010)

A Figura 17a é imagem original onde foram aplicadas as transformações morfológicas. Respectivamente as transformações utilizadas foram: erosão na imagem 17b, dilatação na imagem 17c, abertura na imagem 17d e fechamento na imagem 17e.

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Os trabalhos selecionados neste capítulo tem como objetivo comum a segmentação e classificação de imagens de retinografia. Nem todos os trabalhos citados abaixo se limitam somente à segmentação dos vasos, disco e escavação ou utilizam as mesmas metodologias ou base de imagens para isso. Estão ordenados pelo ano de publicação.

3.1 AN ADAPTIVE THRESHOLD BASED IMAGE PROCESSING TECHNIQUE FOR IMPROVED GLAUCOMA DETECTION AND CLASSIFICATION

Neste artigo, o objetivo é segmentar o disco óptico a partir do canal vermelho de uma imagem de retinografia. O autor (ISSAC; SARATHI; DUTTA, 2015) afirma que o canal verde apresenta um maior contraste entre os valores de pixel mais claros. Os pixels da escavação tendem a ser mais brilhantes que o restante do disco óptico. O canal verde fornece um alto contraste que ajuda a diferenciar o disco óptico da escavação.

O limiar ideal para segmentar os objetos na imagem foi obtido a partir do histograma da imagem de retinografia e foi baseado em alguma característica localizada e particular de cada imagem. A cabeça do nervo óptico (NO) (disco óptico e escavação) é a região mais clara, consequentemente possui valores mais altos na escala de cinza.

A segmentação proposta neste trabalho é adaptativa e depende dos recursos estatísticos de cada imagem. Após a segmentação são extraídas características da imagem para a classificação de glaucoma. As informações extraídas são a razão de escavação para disco óptico, área da rima neural e a posição dos vasos sanguíneos na regra ISNT.

A classificação foi baseada em Máquina de Vetor Suporte (SVM) em 67 imagens das quais 35 são de casos saudáveis e 32 glaucomatosos. E como resultado obteve uma precisão de 94,11% especificidade de 90% e sensibilidade de 100% com kernel RBF.

Resumidamente, o autor utiliza o canal vermelho para segmentação do disco óptico e o canal verde para a segmentação da escavação com a limiarização adaptativa. O autor não apresenta os resultados da segmentação do disco óptico ou da escavação.

3.2 SEGMENTAÇÃO AUTOMÁTICA DO DISCO ÓPTICO E DE VASOS SANGÜÍNEOS EM IMAGENS DE FUNDO DE OLHO

Em sua tese, (CARDOSO et al., 2019) propõe um algoritmo de segmentação baseado em filtro energia multiescala e transformada de Hough para localização rápida do disco, um algoritmo baseado em *houghness index 3D* combinado com morfologia matemática e uso da representação *Anatassov Intuitionistic Fuzzy Set* para segmentar o disco óptico e uma rede neural

multilayer *perceptron* onde o pré-processamento é baseado em *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) e filtro de Wiener para segmentar os vasos sanguíneos.

As bases utilizadas no trabalho foram as bases DIARETB1, DRIVE, HRF e MESSIDOR totalizando 1374 imagens, onde obteve 99,59% de acurácia para segmentação do disco óptico e acurácia de 94% e 95% para segmentação de vasos sanguíneos na base DRIVE para 1º e 2º observador respectivamente. O autor não segmenta a escavação neste trabalho.

3.3 SEGMENTAÇÃO DO DISCO ÓPTICO E ESCAVAÇÃO COM O USO DE REDES NEURAIS PARA AUXÍLIO À DETECÇÃO DE GLAUCOMA

A abordagem deste trabalho foi recorrer a Inteligência Artificial (IA) para segmentar as ROIs. Nesta monografia o objetivo de (CARON, 2020) é verificar se a Rede Neural Artificial de arquitetura U-Net é capaz de realizar a segmentação do disco óptico e da escavação. A base de imagens utilizada foi RIM-ONE versão R3. A primeira etapa do pré-processamento foi dividir a imagem estereoscópica e utilizar o canal esquerdo.

Depois de cortar a imagem o canal verde é utilizado para o restante do processo. A imagem original com a respectiva máscara delimitada manualmente por um profissional é utilizada como treinamento. A busca das ROIs e a segmentação é feita pela rede neural, de forma automática.

Como resultado, o autor obteve um F1-score médio de 0,9440 para segmentação do disco óptico e F1-score médio de 0,835 para a segmentação da escavação. O conjunto de teste foi de 18 imagens, sendo elas de pacientes com glaucoma, 6 suspeitos e 6 normais.

Apesar de usar redes neurais neste trabalho, após a segmentação as imagens não são classificadas e o número de imagens é pequeno.

3.4 OPTIC DISC AND CUP IMAGE SEGMENTATION UTILIZING CONTOUR-BASED TRANSFORMATION AND SEQUENCE LABELING NETWORKS

Em seu trabalho, (AL., 2020) utilizou U-Net para obter limiar bruto e, em seguida, recortar a área ao redor dos limites para formar uma imagem de contorno de limite centralizado. Depois rotulou com linguagem natural sequencial para criar uma nova rede convolucional chamada SU-Net combinada com o algoritmo de Viterbi para decodificar os limites de segmentação.

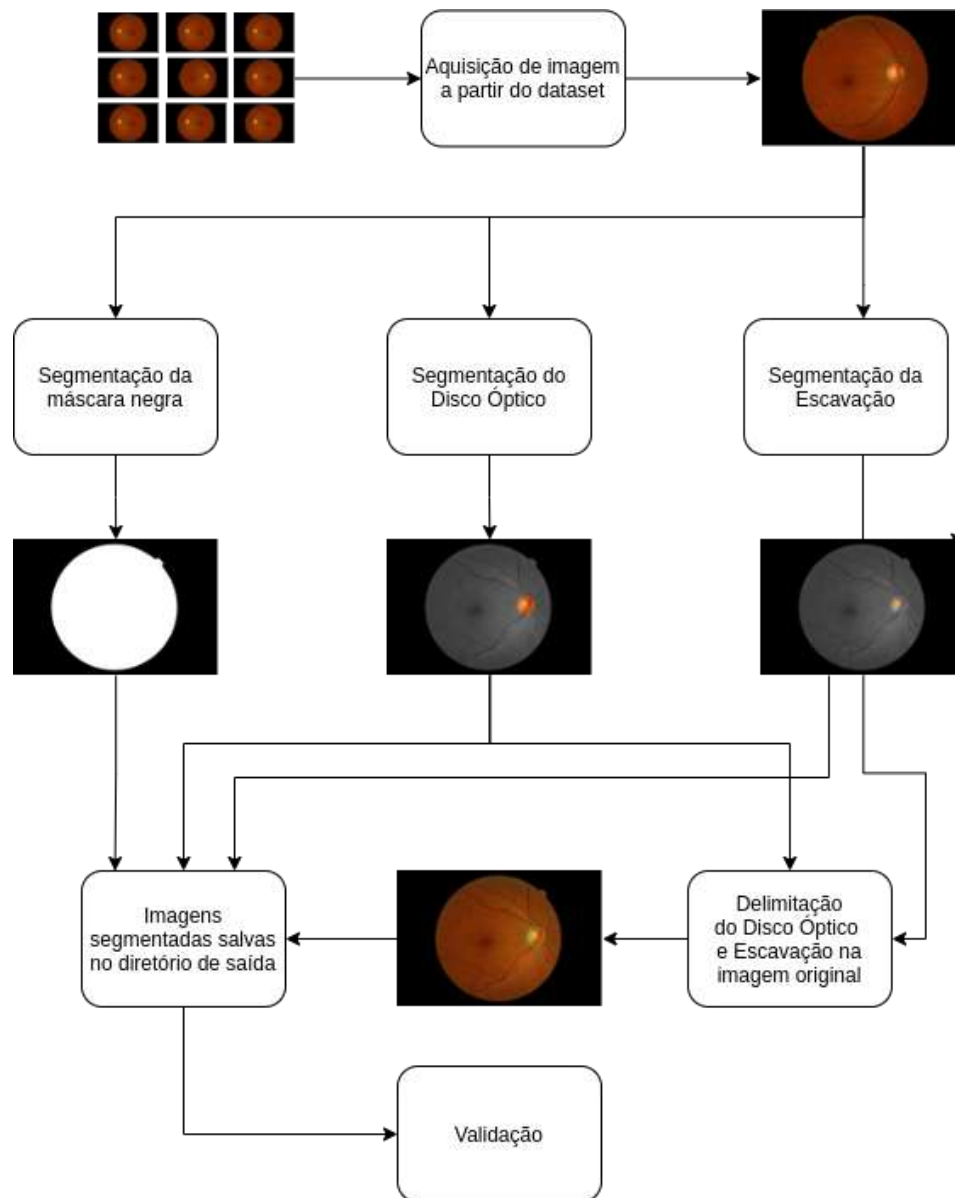
A Base utilizada foi o RIGA dataset v.2 e o conjunto de imagens utilizadas foi o MESSIDOR com 460 imagens e a base de imagens Drishti-GS. Como resultados na base MESSIDOR o autor obteve 0.979 de coeficiente DICE na segmentação do disco e 0.920 na segmentação da escavação. Como resultado da segmentação na base Drishti-GS com 50 imagens de treinamento e 51 imagens de teste, o autor obteve coeficiente DICE 0.976 na segmentação do disco óptico e 0.907 na segmentação da escavação.

Embora o autor tenha utilizado a mesma base de imagens e o mesmo conjunto, as técnicas utilizadas foram bem distintas já que (AL., 2020) utiliza redes neurais convolucionais.

4 METODOLOGIA

A metodologia proposta tem como objetivo segmentar as regiões de interesse para auxiliar o diagnóstico de glaucoma. Para o desenvolvimento deste trabalho, foram usados conceitos de visão computacional e processamento de imagens. A ferramenta foi desenvolvida na linguagem Python especificamente a versão 3.8. Para a visão computacional foram utilizadas as biblioteca OpenCV na sua versão 4.5 e Scikit-image versão 0.18. O fluxo do processamento está representado na Figura 18.

Figura 18 – Fluxograma da metodologia proposta



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 18 apresenta o fluxo de trabalho da ferramenta, iniciando pela aquisição das

imagens seguido da segmentação das ROI. A etapa de pré-processamento será apresentada em cada região de interesse (ROI) segmentada.

4.1 AQUISIÇÃO DE IMAGENS

Para o desenvolvimento deste trabalho, são utilizadas as imagens obtidas do banco de imagens MESSIDOR do dataset *Retinal fundus images for glaucoma analysis: the RIGA dataset* (ALMAZROA et al., 2018). O RIGA dataset é um banco de imagens público derivado de três fontes: MESSIDOR com 460 imagens, Bin Rushed Ophthalmic center que contém 195 imagens e Magrabi Eye center com 95 imagens. Nas imagens deste dataset o disco óptico e a escavação foram delimitados manualmente por 6 experientes oftalmologistas.

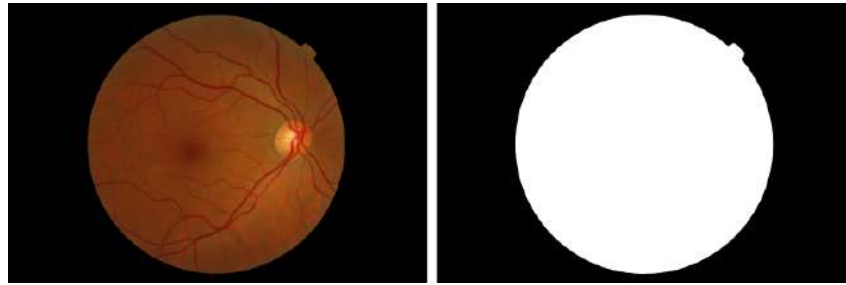
Foram utilizadas as 460 imagens do conjunto MESSIDOR no formato TIFF com a resolução de 960 x 1440 pixels, 2440 x 1488 pixels e 1536 x 2304 pixels. Para cada uma das 460 imagens do conjunto de MESSIDOR, existe uma imagem com a delimitação do disco óptico e da escavação feita cada um dos 6 especialistas. Ao todo cada especialista delimitou 460 imagens, totalizando 3220 imagens. Esta base de imagens não possui a marcação manual dos vasos sanguíneos por especialistas. O RIGA dataset está disponível em <https://deepblue.lib.umich.edu/data/concern/data_sets/3b591905z>.

4.2 SEGMENTAÇÃO

Na etapa de segmentação, o processo se inicia com a imagem sendo obtida do diretório de entrada. Então, o disco óptico é segmentado e, logo em seguida, a escavação. Após a segmentação do disco óptico e a escavação, o contorno do disco óptico e da escavação são escritos na imagem original para fins de validação.

Antes da segmentação das regiões de interesse, o fundo preto da retinografia é segmentado. Esse fundo preto que está presente na imagem será chamado daqui em diante neste trabalho de máscara de campo de visão (FOV). Para obtê-la foi utilizada a segmentação por cor com a imagem em escala de cinza, no intervalo de 0 a 30. O intervalo foi definido em testes de segmentação. A máscara que contorna o olho é utilizada para neutralizar ruídos após uma equalização de histograma. A Figura 19 exemplifica o resultado desta segmentação.

Figura 19 – Imagem e sua respectiva máscara FOV segmentada.



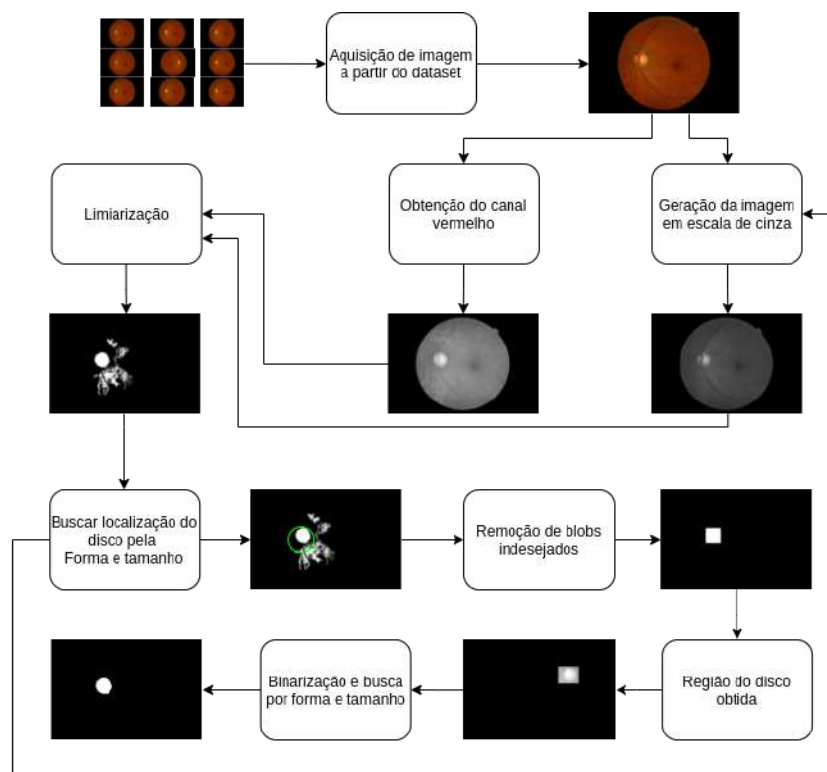
Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 19 observa-se a imagem original à esquerda e sua respectiva máscara FOV à direita.

4.2.1 Segmentação do Disco Óptico

O disco óptico é a primeira região de interesse a ser segmentada. A Figura 20 apresenta o fluxo do processamento das imagens até a segmentação do disco óptico.

Figura 20 – Fluxograma da segmentação do disco óptico.

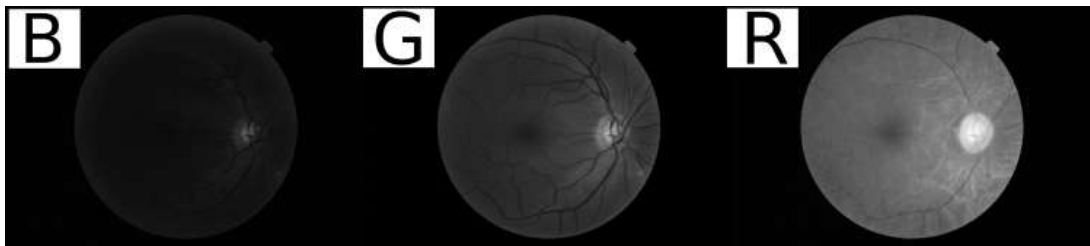


Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 20 apresenta o processo da segmentação do disco óptico. A etapa de pré-processamento da imagem consiste na geração da imagem em escala de cinza e a obtenção do canal vermelho, ambas, a partir da imagem original.

Os canais da imagem original são separados para destacar as regiões de interesse. Enquanto o canal verde realça os vasos sanguíneos, o canal vermelho realça o disco óptico (ISSAC; SARATHI; DUTTA, 2015; YANG et al., 2018). Para exemplificar, a Figura 21 demonstra por que os canais BGR (azul, verde e vermelho) podem ser utilizados para os fins mencionados acima.

Figura 21 – Canais azul (B), verde (G) e vermelho (R) separados.



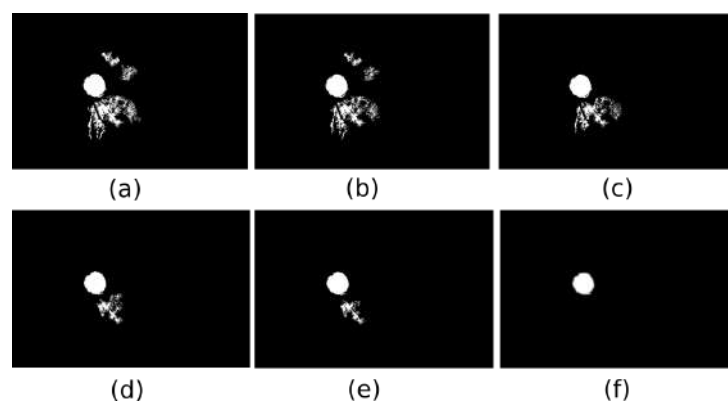
Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 21, observa-se que o canal vermelho (R) deixa o disco óptico bem mais evidente, enquanto o verde (G) realça os vasos. O canal azul (B) apresenta o menor contraste de todos.

O processo de segmentação é iniciado buscando o disco no canal vermelho. Se a busca no canal vermelho falhar, o canal cinza da imagem é utilizado para buscá-lo. Para encontrar o disco óptico pretende-se obter a região mais brilhante da imagem (HALEEM et al., 2013; ISSAC; SARATHI; DUTTA, 2015).

A binarização da imagem é feita iterando sobre o limiar da imagem até que o disco seja encontrado. Este processo faz o limiar da binarização para cada imagem ser dinâmico e particular. O limiar da binarização é obtido quando a região do disco possui a forma e a área determinados previamente. A forma vem do conhecimento prévio de que o disco óptico pode variar de circular a elíptico. A área do disco é obtida empiricamente observando o limiar através de testes. Na Figura 22, pode-se observar como se comporta o algoritmo a cada iteração.

Figura 22 – Demonstração de limiarização iterativa.



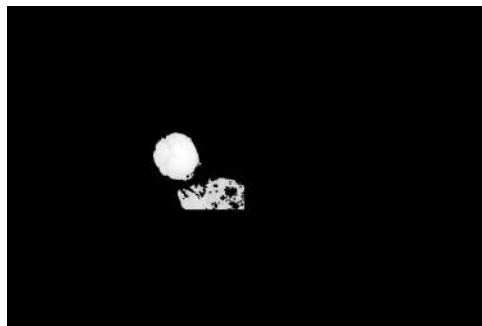
Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 22, é possível ver a sequência de iterações que antecede a localização do disco óptico. Da Figura 22a até 22e, é possível perceber que a medida que o limiar aumenta, as regiões com menor nível são removidas até que o disco seja encontrado como na Figura 22f.

Para determinar o centro do disco óptico, as coordenadas (x,y) do centro de massa do blob são detectadas utilizando momentos da imagem. Os momentos ou momentos estatísticos são determinados por funções matemáticas com base em estatística e possibilitam obter valores das características de um objeto (BARELLI, 2018). Para calcular momentos, a imagem precisa ser binária. As características descritas pelos momentos podem ser área, orientação, cor e geometria.

Em alguns casos, na detecção de disco, a retinografia contém mais de uma região de alto brilho. Um exemplo é a Figura 23. Quando isso ocorre é feita a filtragem de formas. O disco óptico é selecionado entre as demais formas através da manipulação de contornos pelo tamanho da área e forma. O intervalo de área mínima e máxima são obtidos através de testes realizados com as imagens. Os contornos fora do intervalo são removidos pintando as formas indesejadas de preto.

Figura 23 – Disco óptico e falsos positivos.

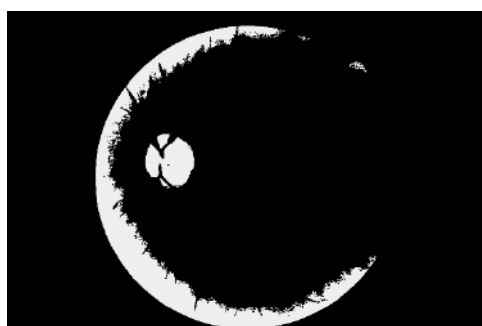


Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 23, pode se observar ruído na imagem abaixo do disco antes do ruído ser pintado de preto. Esse tipo de ruído é comum na segmentação pelo canal vermelho.

Quando a busca é feita no canal cinza, ruídos causados pelo brilho da captura podem se localizar na parte periférica retinal. Um exemplo é a Figura 24.

Figura 24 – Disco óptico e ruído periférico.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 24 é um exemplo de um tipo de ruído que pode ocorrer no canal cinza, onde um arco com alto brilho interfere na detecção por área. Para resolver este problema a máscara de campo de visão (FOV) é dilatada para cobrir as bordas e eliminar esse tipo de ruído. O processo de dilatação da máscara pode ser visto na Figura 25.

Figura 25 – Máscara FOV normal e dilatada.

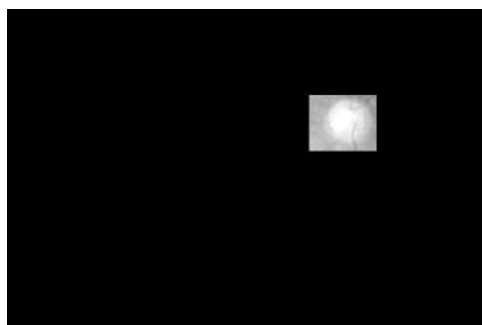


Fonte: Elaborado pelo autor.

Observando a Figura 25, é possível ver na Figura 25a a máscara FOV original e na Figura 25b a máscara FOV dilatada. A máscara FOV dilatada é usada no processo de remoção do arco brilhante por meio de operação pixel a pixel.

Depois de obter as coordenadas do disco óptico, um retângulo é traçado de acordo com a resolução da imagem na proporção 1:1.2 levando em consideração o tamanho máximo observado em testes para cada resolução de imagem existente na base. A proporção da largura é maior pois leva-se em consideração as falhas de precisão de localização do centro do massa. A máscara da região então é criada e a região segmentada como na Figura 26.

Figura 26 – Máscara da área do disco óptico.

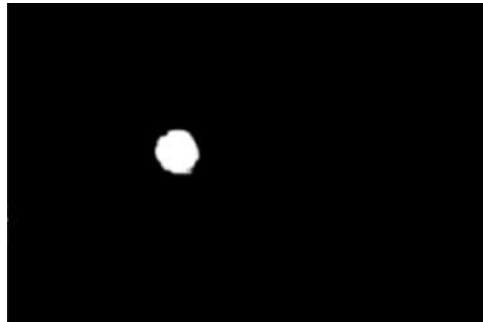


Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 26 exemplifica o resultado do isolamento do disco e também a correta detecção do disco óptico. É possível perceber também, que o disco se localiza à direita no retângulo, que possui este formato para suportar essas variações.

Depois do disco ser detectado a imagem é novamente binarizada iterando no limiar até que tenha a área de intervalo determinado anteriormente e a forma desejada. A forma é determinada traçando o mínimo retângulo ao redor do disco a ser validado. Para ser aprovada, a razão de altura/largura deve ser de 1 a 1,7 para discos com elipse vertical. Para discos que não são elipses verticais, a razão largura/altura varia de 1 a 1.12. O resultado da segmentação pode visto na Figura 27.

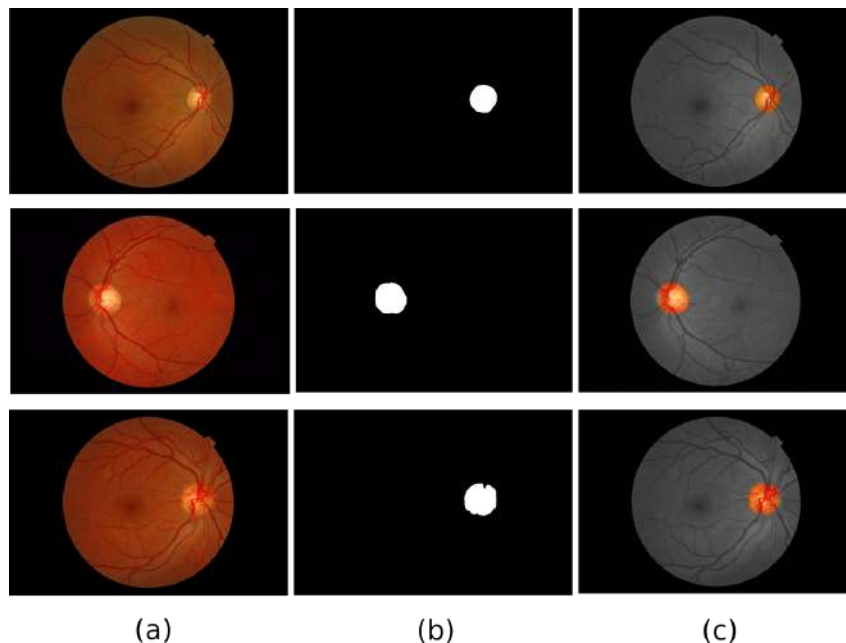
Figura 27 – Máscara binária do disco óptico.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 27 apresenta o resultado da segmentação do disco. Alguns dos resultados da etapa de segmentação do disco óptico, são apresentados na Figura 28.

Figura 28 – Resultados da segmentação do disco óptico.



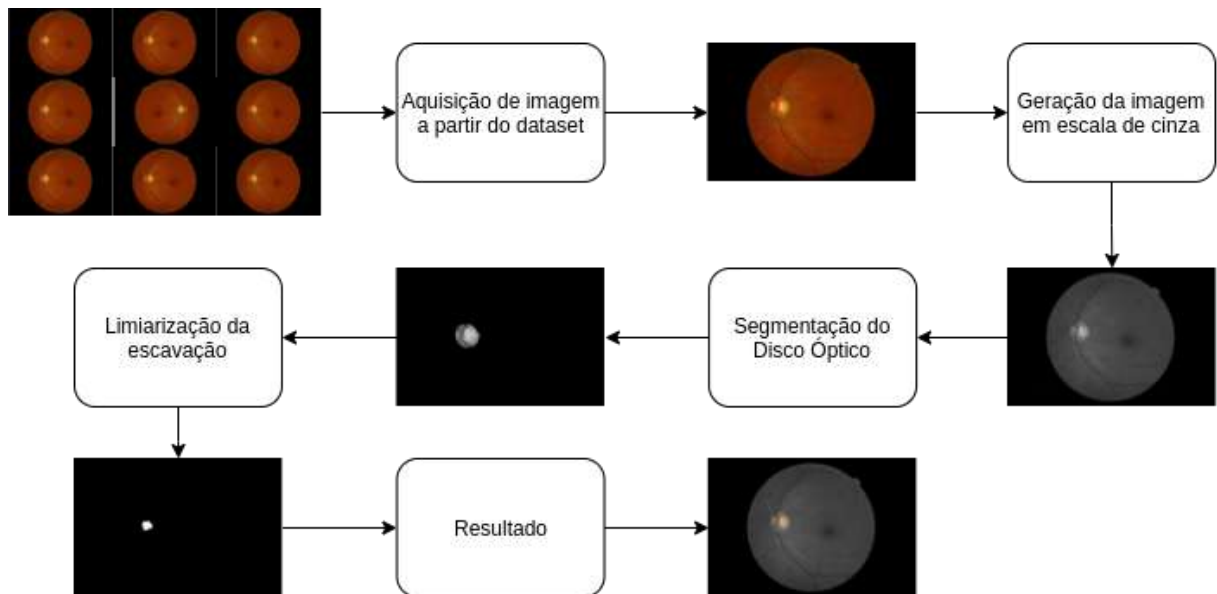
Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 28 observa-se a imagem original em 28a, a máscara utilizada para segmentação do disco óptico na imagem 28b e o disco óptico segmentado e destacado em cores na imagem 28c.

4.2.2 Segmentação da Escavação

No glaucoma, uma das principais alterações que ocorrem é o aumento da escavação. Com o aumento da escavação, a área da rima neural diminui. Para obter a rima neural, deve-se delimitar o disco óptico e a escavação. Como o disco óptico já está segmentado, é perceptível pela Figura 29 que o fluxo possui menos etapas até a segmentação da escavação.

Figura 29 – Fluxograma da segmentação da escavação.



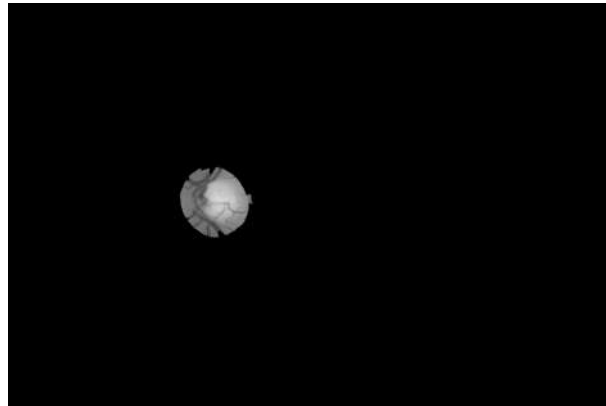
Fonte: Elaborado pelo autor.

O fluxo representado na Figura 29, mostra o pré-processamento que obtém a saída da segmentação do disco óptico e segue para a limiarização. Depois a escavação é finalmente segmentada.

Na Figura 29, o processo da segmentação da escavação se inicia com a aquisição da imagem. Depois é feita a conversão da imagem em escala de cinza. A escavação tende a ser a parte mais clara do disco óptico, então pretende-se encontrar a parte do disco óptico com os níveis mais altos na escala de cinza (HALEEM et al., 2013; ISSAC; SARATHI; DUTTA, 2015).

Para encontrar a escavação, é necessário obter o disco óptico segmentado, pois assim, o limiar leva em consideração somente os pixels da área do disco óptico. Esta segmentação elimina a influência das demais estruturas. Para obter o disco óptico segmentado, é feita a operação lógica OR com a máscara do disco óptico e a imagem em escala de cinza. A Figura 30 mostra o resultado desta operação.

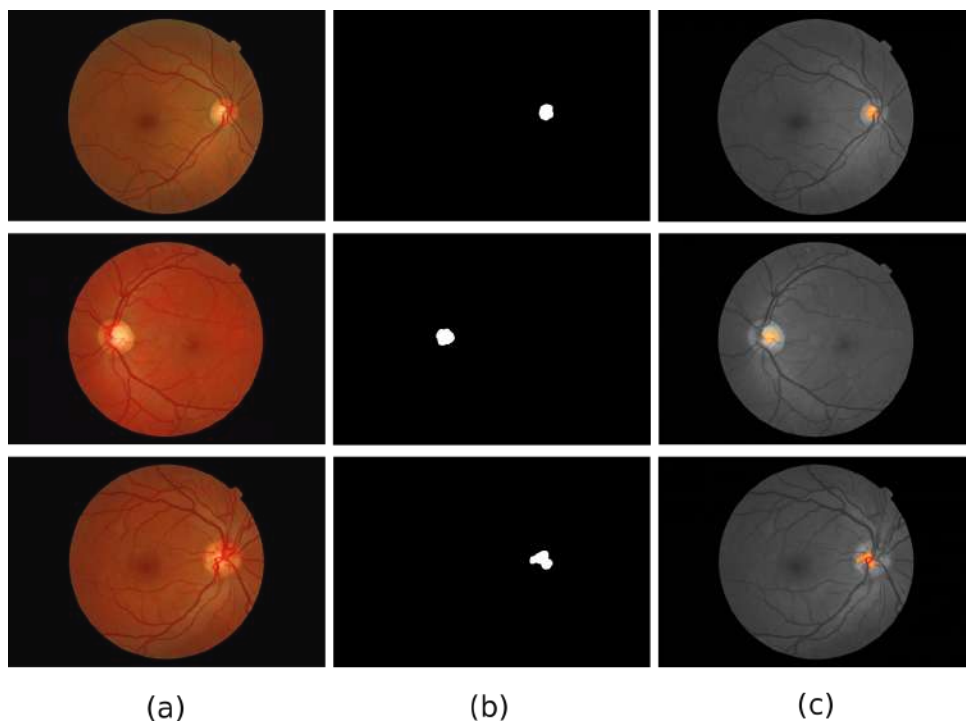
Figura 30 – Disco óptico segmentado em escala de cinza.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para encontrar a escavação, a imagem contendo somente o disco óptico é limiarizada. Após a limiarização obtém-se a máscara, e então ocorre a segmentação da escavação.

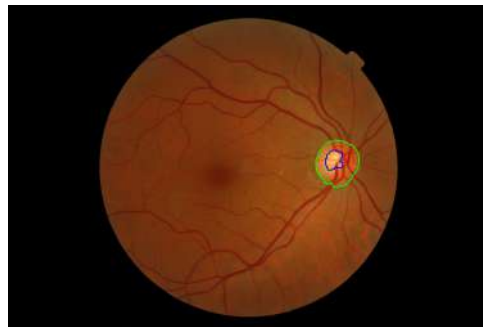
Figura 31 – Resultados da segmentação da escavação.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 31 demonstra alguns dos resultados da segmentação. À esquerda pode-se observar a imagem original em 31a, a máscara utilizada na segmentação na imagem 31b e a escavação segmentada na imagem e destacada em cores na imagem 31b. Depois da segmentação do disco óptico e da escavação, é possível delimitar ambos na imagem original como na Figura 32.

Figura 32 – Delimitação do disco óptico e escavação.



Fonte: Elaborado pelo autor.

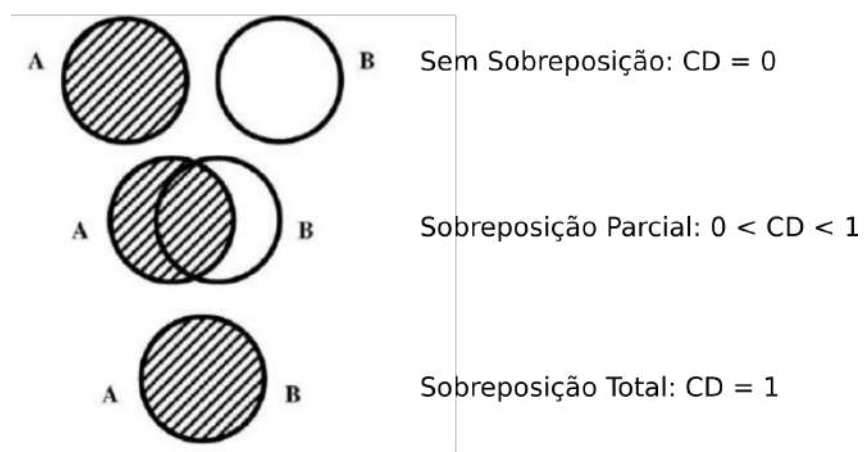
Na Figura 32, é possível observar o disco óptico destacado pelo contorno externo em verde. Na parte interna em azul, o contorno da escavação.

4.3 VALIDAÇÃO DA SEGMENTAÇÃO

A métrica utilizada para este trabalho foi o coeficiente Dice. O coeficiente Dice é uma métrica comum para avaliação de desempenho de segmentação em imagens médicas (BERTELS et al., 2019). O Dice é dado pela fórmula $DC(A,B) = 2(A \cap B)/(A+B)$ (ZOU et al., 2004). A Figura 33 demonstra como a pontuação é obtida ao sobrepor o Ground Truth e a imagem segmentada a ser avaliada.

Figura 33 – Coeficiente Dice.

Sobreposição Espacial das Segmentações A e B



Fonte: Adaptado de (ZOU et al., 2004).

Na Figura 33, é possível perceber como é medido a semelhança entre o que é predito e a verdade. Com coeficiente Dice (CD) 0 não existem semelhanças entre as imagens, se a pontuação for 1 significa que o melhor resultado foi obtido.

5 RESULTADOS

As imagens usadas para os testes, contém muitas variações de resolução, cor, iluminação e contraste. A posição do disco óptico também é dinâmica devido ao ângulo em que a imagem é registrada. O processo de segmentação explicado no capítulo 4 foi aplicado nas 460 imagens da base MESSIDOR do RIGA dataset.

5.1 RESULTADOS DA SEGMENTAÇÃO

Após a segmentação das regiões de interesse, a validação é feita através de coeficiente Dice comparando com os Ground Truths de cada um dos 6 especialistas.

Depois de calculadas as pontuações Dice para cada um dos especialistas, é gerado um sétimo Ground Truth. Este sétimo Ground Truth é o consenso a partir dos Ground Truths dos 6 especialistas. Para obter o consenso dos especialistas foi utilizado o método de voto majoritário (MARQUES, 2012), onde um pixel $P(x,y)$ fará parte do consenso se em K segmentações de especialistas o pixel $P(x,y)$ estiver presente, onde $K = \frac{s+1}{2}$ e s é o número de segmentações de especialistas.

5.1.1 Resultados da Segmentação do Disco Óptico

Os resultados da segmentação do disco óptico na base MESSIDOR são apresentados na Tabela 1. Os especialistas estão representados pela letra "E" e o seu respectivo número seguido do Consenso do Disco representado por CD.

Tabela 1 – Resultados da Segmentação do Disco Óptico.

-	E1	E2	E3	E4	E5	E6	CD
Média	0.861	0.852	0.871	0.869	0.874	0.870	0.868
Mediana	0.895	0.888	0.903	0.903	0.910	0.904	0.903
Desvio	0.124	0.130	0.123	0.124	0.126	0.124	0.125

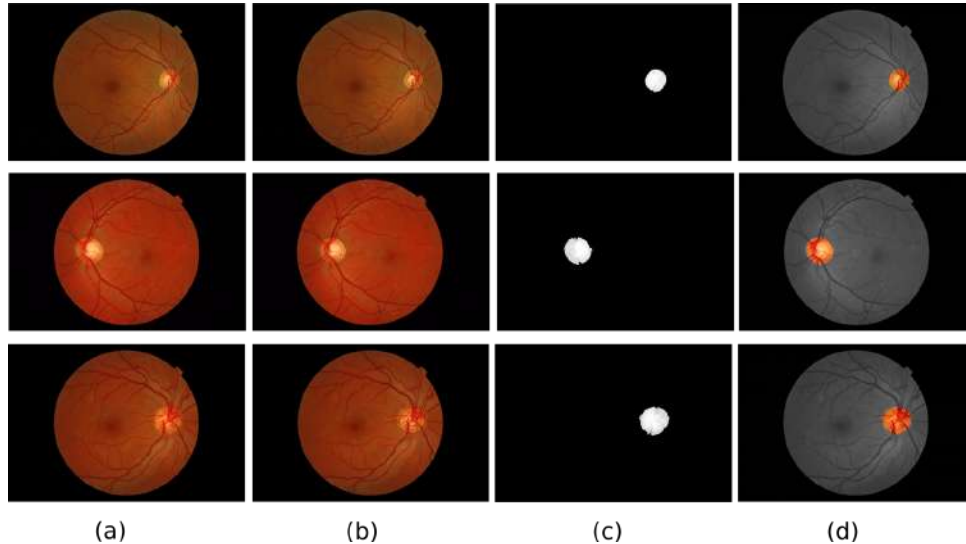
Fonte: Elaborado pelo autor.

Na tabela 1, da coluna E1 a E6, estão os resultados da segmentação do disco por especialista. Estes resultados estão representados pela média, mediana e desvio padrão do Dice de todas as segmentações do disco feitas pela ferramenta desenvolvida e o Ground Truth do respectivo especialista.

Na coluna CD, encontra-se a média, a mediana e o desvio padrão do Dice entre o consenso dos 6 especialistas e do resultado obtido pela ferramenta desenvolvida. Como resultado final da segmentação do consenso entre os especialistas foi obtida média das pontuações DICE

de 86,8%. Na Figura 34, é possível ver alguns dos resultados da segmentação do disco óptico na base MESSIDOR.

Figura 34 – Resultados da segmentação do disco óptico na base MESSIDOR.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 34a observa-se a imagem original. Na imagem 34b, observa-se a delimitação do disco feita por um especialista. Na imagem 34c, a máscara utilizada na segmentação do disco óptico. À direita, na Figura 34d, a segmentação colorida em destaque sobre o fundo cinza.

Durante o desenvolvimento da ferramenta, algumas imagens não puderam ser segmentadas no canal vermelho devido a problemas de contraste. Alternativamente estas imagens foram segmentadas no canal cinza. No canal cinza o disco óptico tem mais ruído devido a interferência dos vasos sanguíneos e o brilho de outras partes, que algumas vezes pode superar o do próprio disco. As imagens de resolução 960 x 1440 apresentaram maior ruído e pontuações mais baixas em relação às imagens de maior resolução que foram segmentadas no canal vermelho.

5.1.2 Resultados da Segmentação da Escavação

Os resultados da segmentação da escavação são apresentados na Tabela 2. Os especialistas estão representados pela letra "E" e o seu respectivo número seguido do Consenso da escavação representado por CE.

Tabela 2 – Resultados da Segmentação da Escavação.

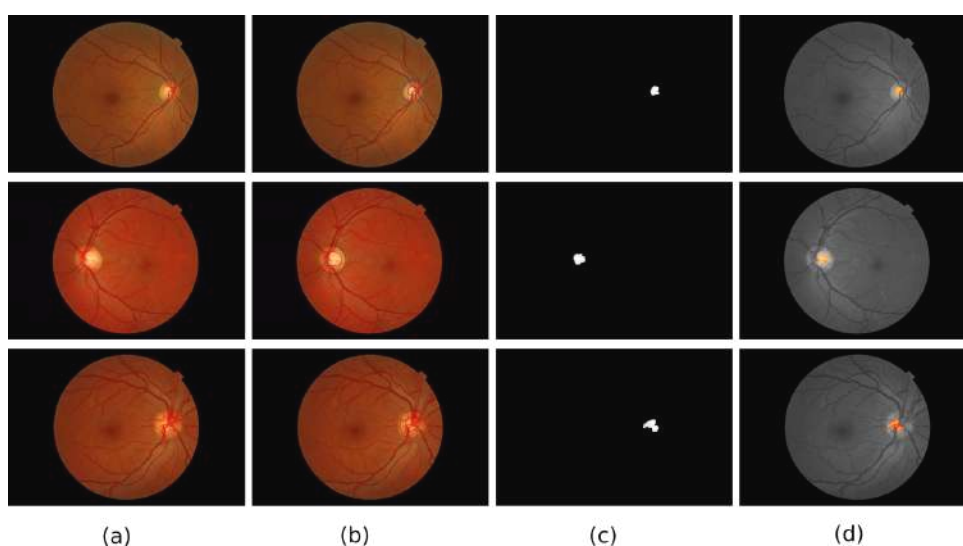
-	E1	E2	E3	E4	E5	E6	CE
Média	0.667	0.669	0.666	0.655	0.675	0.688	0.687
Mediana	0.702	0.698	0.702	0.675	0.719	0.733	0.723
Desvio	0.144	0.149	0.168	0.126	0.167	0.164	0.152

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Tabela 2, apresenta os resultados obtidos com a segmentação da escavação. Da coluna E1 até a coluna E6 estão representadas a média a mediana e o desvio padrão do Dice entre o respectivo especialista e o resultado obtido pela ferramenta desenvolvida de todas as imagens da base.

Na coluna CE, está a média a mediana e o desvio padrão do Dice entre consenso dos especialistas e os resultados obtidos da segmentação realizada pela ferramenta desenvolvida. Como resultado final, obteve-se 68,7% como média das pontuações Dice de todas as escavações do consenso entre os especialistas. A Figura 35 apresenta exemplos de segmentação da escavação na base MESSIDOR.

Figura 35 – Resultados da segmentação da escavação da base MESSIDOR.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 35a, observa-se a imagem original. Na Figura 35b, é possível observar a delimitação da escavação feita por um oftalmologista. A Figura 35c apresenta a máscara utilizada para na segmentação da escavação. E a escavação destacada a cores sobre o fundo cinza na Figura 35d.

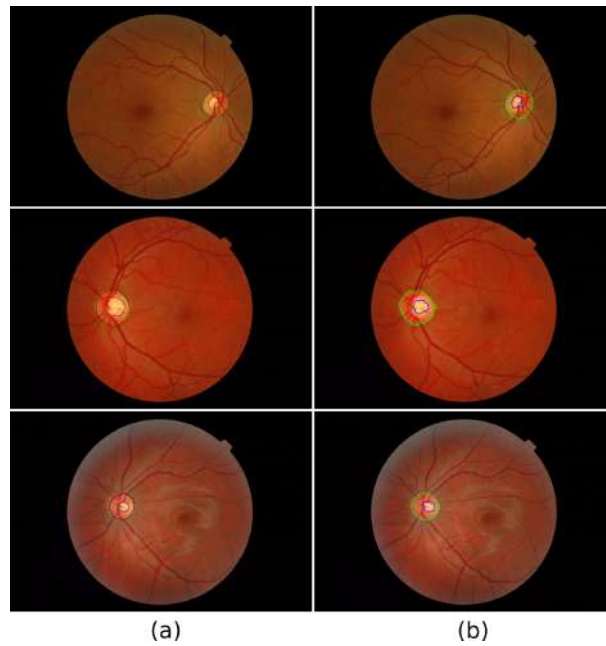
A escavação em olhos com glaucoma pode apresentar assimetria e ter o formato diferente de uma elipse ou círculo. Para definir a área da escavação foi utilizado o intervalo de pixels mais brilhantes de cada imagem. A média de 68,7% apresentada na Tabela 2, se deve ao fato de o intervalo ainda ser estático e a problemas com a forma na segmentação da escavação.

Imagens que foram segmentadas no canal cinza, precisaram de pré-processamento para remover os vasos sanguíneos. Devido as operações de dilatação a área foi alterada levando a variações no formato da escavação e consequentemente alterando a pontuação Dice.

O comparativo de alguns dos resultados de delimitação do disco e da escavação na base MESSIDOR feitos pelo especialista e pela ferramenta desenvolvida são apresentados na Figura

36.

Figura 36 – Comparativo entre Ground Truth e resultados de segmentação.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 36a, encontram-se as delimitações do disco óptico no contorno de maior área e a escavação no contorno de menor área feitos por um oftalmologista. Na Figura 36b, observa-se a delimitação do disco óptico no contorno de maior área destacado em verde e a escavação no contorno de menor área em azul como resultado da segmentação. O contorno do disco óptico e da escavação delimitados na imagem, evidenciam a área da rima neural.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho apresentou uma ferramenta automática de segmentação de disco óptico e escavação em imagens de retinografia. Como resultado final da segmentação do disco óptico nas 460 imagens foi obtido 86,8%, e como resultado da escavação 68,7%.

Os experimentos foram conduzidos com 460 imagens do conjunto MESSIDOR. O conjunto possui as resoluções de 960 x 1440, 1488 x 2240 e 1536 x 2304. A validação das segmentações foi feita calculando o coeficiente Dice entre o consenso dos 6 especialistas obtido por meio da política de votos descrita no capítulo 5 e a saída de processamento.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Pretende-se aperfeiçoar a segmentação após a detecção. Paralelamente gerenciar melhor o contraste das imagens a fim de encontrar padrões para segmentá-las agrupando por suas semelhanças. Pretende-se também testar a ferramenta com outras bases de imagens.

Para o processo de segmentação da escavação, pretende-se pesquisar e aplicar novas técnicas para aumentar a precisão do contorno e da área. Pesquisar novas formas de remoção do ruído na segmentação de ambas as regiões de interesse junto com a correção do contorno.

REFERÊNCIAS

- ACHARYA, U. R. et al. A novel algorithm to detect glaucoma risk using texton and local configuration pattern features extracted from fundus images. *Computers in biology and medicine*, Elsevier, v. 88, p. 72–83, 2017. Citado na página 23.
- AL., X. et. Disco óptico e segmentação de imagem de copo utilizando transformação baseada em contorno e redes de rotulagem de sequência. v. 44, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 32.
- ALMAZROA, A. et al. Retinal fundus images for glaucoma analysis: the riga dataset. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. *Medical Imaging 2018: Imaging Informatics for Healthcare, Research, and Applications*. 2018. v. 10579, p. 105790B. Disponível em: <https://deepblue.lib.umich.edu/data/concern/data_sets/3b591905z>. Citado na página 34.
- BARELLI, F. *Introdução à Visão Computacional: Uma abordagem prática com Python e OpenCV*. [S.l.]: Casa do Código, 2018. Citado 3 vezes nas páginas 25, 26 e 37.
- BERTELS, J. et al. Optimizing the dice score and jaccard index for medical image segmentation: Theory and practice. In: SPRINGER. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. [S.l.], 2019. p. 92–100. Citado na página 42.
- BOCK, R. et al. Glaucoma risk index: automated glaucoma detection from color fundus images. *Medical image analysis*, Elsevier, v. 14, n. 3, p. 471–481, 2010. Citado na página 22.
- BOND, L. *Pesquisa aponta que 40% das pessoas desconhecem o glaucoma*. 2020. 14.06.2021. Disponível em: <<https://agenciabrasil.ebc.com.br/saude/noticia/2020-07/pesquisa-aponta-que-40-das-pessoas-desconhecem-o-glaucoma>>. Citado na página 14.
- BONFADINI, D. G. *Glaucoma*. 2016. 15.06.2021. Disponível em: <<https://iorj.med.br/glaucoma-2>>. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 21.
- BRANDÃO, G. C. O. D. A. *Como o Glaucoma é tratado?* 2021. 15.06.2021. Disponível em: <<https://clinicagamedica.com.br/patologias-oculares/como-o-glaucoma-e-tratado>>. Citado na página 20.
- BUDAI, A.; ODSTRČILIK, J. *High-resolution fundus (hrf) image database*. 2013. Disponível em: <<https://www5.cs.fau.de/research/data/fundus-images/>>. Citado na página 21.
- BURGER, W.; BURGE, M. J. *Digital image processing: an algorithmic introduction using Java*. [S.l.]: Springer, 2016. Citado na página 28.
- CARDOSO, C. d. F. d. S. et al. Segmentação automática do disco óptico e de vasos sanguíneos em imagens de fundo de olho. Universidade Federal de Uberlândia, 2019. Citado na página 30.
- CARON, E. *Segmentação do disco óptico e escavação com o uso de redes neurais para auxílio à detecção de glaucoma*. Dissertação (B.S. thesis) — Universidade do Vale do Taquari - Univates, 2020. Citado na página 31.
- CORD, D. F. M. *EXAME DE FUNDO DE OLHO – O QUE É E COMO É FEITO*. 2020. 01.09.2016. Disponível em: <<https://www.mdsaude.com/oftalmologia/exame-de-fundo-de-olho>>. Citado na página 21.

- DÂNGELO, J.; FATTINI, C. *Anatomia humana sistêmica e segmentar*. Atheneu, 2007. (Biblioteca biomédica). ISBN 9788573798487. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=ySp9PwAACAAJ>>. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 19.
- DAW, N. *How Vision Works: The Physiological Mechanisms Behind What We See*. Oxford University Press, 2012. ISBN 9780199921416. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=s1VpAgAAQBAJ>>. Citado 4 vezes nas páginas 17, 18, 19 e 20.
- FERNANDES, J. *Anatomia Macroscópica do Olho*. 2020. 15.06.2021. Disponível em: <<https://blog.jaleko.com.br/anatomia-macroscopica-do-olho/>>. Citado na página 19.
- GLAUCOMA, S. B. de. *GLAUCOMA É A MAIOR CAUSA DE CEGUEIRA IRREVERSÍVEL NO MUNDO*. 2021. 15.06.2021. Disponível em: <<https://www.sbglaucoma.org.br/glaucoma-e-a-maior-caoa-de-cegueira-irreversivel-no-mundo/>>. Citado na página 14.
- GONZALEZ R.C.; WOODS, R. *Processamento de Imagens Digitais*. Editora Blucher, 2000. ISBN 9788521217268. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=9CbTDwAAQBAJ>>. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- HALEEM, M. S. et al. Automatic extraction of retinal features from colour retinal images for glaucoma diagnosis: a review. *Computerized medical imaging and graphics*, Elsevier, v. 37, n. 7-8, p. 581–596, 2013. Citado 6 vezes nas páginas 22, 23, 24, 25, 36 e 40.
- ISSAC, A.; SARATHI, M. P.; DUTTA, M. K. An adaptive threshold based image processing technique for improved glaucoma detection and classification. *Computer methods and programs in biomedicine*, Elsevier, v. 122, n. 2, p. 229–244, 2015. Citado 3 vezes nas páginas 30, 36 e 40.
- JANEIRO, I. I. O. do Rio de. *Mapeamento de Retina*. 2016. 15.06.2021. Disponível em: <<https://iorj.med.br/mapeamento-de-retina>>. Citado na página 21.
- JR., A. P.; JR., L. A. S. M. *Manual de exame em glaucoma*. [S.l.]: Casa Leitura Médica, 2015. ISBN 9788584940035. Citado 6 vezes nas páginas 14, 21, 22, 23, 24 e 25.
- JUNIOR, D. A. G. *COMO FUNCIONA O OLHO HUMANO ?* 2021. 15.06.2021. Disponível em: <<https://www.hospitalvisaosc.com.br/artigo/11/como-funciona-o-olho-humano-?>> Citado na página 17.
- LTDA., L. P. *CAMPANHA “DE OLHO NO GLAUCOMA” – DIA NACIONAL DE COMBATE AO GLAUCOMA*. [S.l.], 2021. Disponível em: <<https://www.sbglaucoma.org.br/campanha-de-olho-no-glaucoma-dia-nacional-de-combate-ao-glaucoma/>>. Citado na página 14.
- MARQUES, R. Segmentação automática das mamas em imagens térmicas. *Master’s thesis, Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, Niterói, RJ, Brasil*, 2012. Citado na página 43.
- MARTINI, F. H.; TIMMONS, M. J.; TALLITSCH, R. B. *Anatomia Humana-: Coleção Martini*. 6. ed. [S.l.]: Artmed Editora, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 20.
- MORETTIN, P.; BUSSAB, W. *ESTATÍSTICA BÁSICA*. Saraiva Educação S.A., 2017. ISBN 9788502207172. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=vDhnDwAAQBAJ>>. Citado na página 27.

- OFTALMOLÓGICA, N. clínica. *Especialidades Neurophthalmology*. 2021. 15.06.2021. Disponível em: <<http://neurophthalmology.com.br/especialidades.html>>. Citado na página 18.
- ORGANIZATION, W. H. Publications. *World report on vision*. [S.l.]: World Health Organization, 2019. 160 p. p. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.
- OTTAIANO, J. A. A.; ÁVILA, M. *As Condições de Saúde Ocular no Brasil*. 1. ed. [S.l.]: Artmed Editora, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.
- PEDRINI H.; SCHWARTZ, W. *Análise de imagens digitais: princípios, algoritmos e aplicações*. CENGAGE - UM LIVRO, 2008. ISBN 9788522105953. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=13KAPgAACAAJ>>. Citado 3 vezes nas páginas 26, 27 e 28.
- QUEIROZ, J. E. R. de; GOMES, H. M. Introdução ao processamento digital de imagens. *Rita*, v. 13, n. 2, p. 11–42, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.
- SZELISKI, R. *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer London, 2010. (Texts in Computer Science). ISBN 9781848829350. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=bXzAlkODwa8C>>. Citado 3 vezes nas páginas 25, 28 e 29.
- TORTORA, G.; DERRICKSON, B. *Corpo Humano: FUNDAMENTOS DE ANATOMIA E FISIOLOGIA*. ARTMED, 2016. ISBN 9788582713631. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=Xd5RswEACAAJ>>. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.
- WGA, W. G. A. *What is Glaucoma?* 2021. 15.06.2021. Disponível em: <<https://wga.one/wga/what-is-glaucoma>>. Citado na página 20.
- WILLIAMS, L. P. *Hermann von Helmholtz*. 2021. 15.06.2021. Disponível em: <<https://www.britannica.com/biography/Hermann-von-Helmholtz>>. Citado na página 21.
- YANG, C. et al. An efficient optic cup segmentation method decreasing the influences of blood vessels. *Biomedical engineering online*, BioMed Central, v. 17, n. 1, p. 1–15, 2018. Citado na página 36.
- ZOU, K. H. et al. Statistical validation of image segmentation quality based on a spatial overlap index1: scientific reports. *Academic radiology*, Elsevier, v. 11, n. 2, p. 178–189, 2004. Citado na página 42.