

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

MATHEUS FELIPE BOSA

SISTEMA DE DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE RAIO DA PUPILA E DA ÍRIS PARA  
PUPILOMETRIA DINÂMICA

CURITIBA

2020

MATHEUS FELIPE BOSA

SISTEMA DE DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE RAIO DA PUPILA E DA ÍRIS PARA  
PUPILOMETRIA DINÂMICA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado  
ao curso de Engenharia Elétrica, ênfase em  
Eletrônica e Telecomunicações, Setor de Tecno-  
logia da Universidade Federal do Paraná, como  
requisito parcial para a obtenção do título de  
Bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Giselle Ferrari  
Coorientador: Prof. Dr. Lucas Ferrari

CURITIBA

2020

## **TERMO DE APROVAÇÃO**

**MATHEUS FELIPE BOSA**

### **SISTEMA DE DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE RAIO DA PUPILA E DA ÍRIS PARA PUPILOMETRIA DINÂMICA**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Engenharia Elétrica, ênfase em Eletrônica e Telecomunicações, Setor de Tecnologia da Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica, pela seguinte banca examinadora:

---

**Prof.ª Dr.ª Giselle Ferrari**  
**Orientadora**

---

**Prof. Dr. Oscar da Costa Gouveia Filho**  
Departamento de Engenharia Elétrica

---

**Prof. Dr. Wilson Arnaldo Artuzi Junior**  
Departamento de Engenharia Elétrica

Curitiba, 2 de julho de 2020.

*A todos os alunos de escola pública no Brasil que, assim como eu, viram a educação como meio transformador de suas vidas.*

## **AGRADECIMENTOS**

Em primeiro lugar agradeço a Deus que me deu saúde e forças para superar todos os momentos difíceis que me deparei ao longo da minha graduação.

Ao meu pai Alcides e minha mãe Silvana, por serem essenciais na minha vida e sempre me incentivarem a estudar e a buscar os meus sonhos. Obrigado por me ajudarem a me tornar um Engenheiro Eletricista.

Agradeço à minha esposa Jeniffer que sempre esteve ao meu lado durante todo o meu percurso acadêmico. Obrigado por seu amor, carinho e companheirismo incondicionais.

À minha orientadora Professora Dra. Giselle Ferrari por todo apoio, paciência e dedicação ao longo do desenvolvimento deste trabalho. Obrigado por me manter motivado durante todo o processo.

Por último, quero agradecer também à Universidade Federal do Paraná, a primeira universidade do Brasil e símbolo de ensino público e de qualidade, bem como a todo o seu corpo docente que dedicou esforços à minha formação acadêmica.

*"O temor do Senhor é o princípio da sabedoria;  
revelam prudência todos os que o praticam.  
O seu louvor permanece para sempre."  
(Salmo 111:10)*

## RESUMO

Neuropatia autonômica é uma das complicações mais severas da diabetes por estar associada à danos no sistema nervoso do paciente e ocasionar disfunções em diversos órgãos do corpo humano. Sua detecção precoce é de suma importância para uma terapia intervencional apropriada. Uma das formas de avaliar a resposta do sistema nervoso de forma não invasiva é a pupilometria dinâmica. Trata-se da análise do reflexo da pupila por meio de estímulos externos. Neste contexto, torna-se imprescindível a avaliação de tal comportamento para o exame neurológico, pois pode haver indícios de lesões cerebrais. A análise consiste em determinar a modulação do raio da pupila e da íris num intervalo de tempo através da segmentação dessas regiões de interesse nas imagens coletadas de pacientes. Dessa forma, este trabalho tem o objetivo de estudar métodos distintos de segmentação, como técnicas baseadas em histograma e detecção de borda, bem como desenvolver um sistema *web* de detecção automática dessas duas regiões do globo ocular. A ferramenta de detecção foi desenvolvida utilizando a linguagem de programação Python e as bibliotecas scikit-image e Streamlit para processamento digital de imagens e para a construção da aplicação, respectivamente. Por fim, a eficácia do algoritmo foi analisada por meio de métricas estatísticas relacionadas a erro ao se comparar as marcações de raio de pupila e íris realizadas por dois especialistas com os valores obtidos pelo sistema proposto.

**Palavras-chaves:** processamento digital de imagens, visão computacional, pupilometria dinâmica.

## ABSTRACT

Autonomic neuropathy is one of the most severe complications of diabetes because it is associated with damage to the patient's nervous system and causes dysfunctions in several organs of the human body. Early detection is very important for appropriate interventional therapy. One of the ways to assess the response of the nervous system in a non-invasive way is dynamic pupillometry. This is the analysis of the pupil's reflex through external stimuli. In this context, it is essential to assess such behavior for neurological examination, as there may be signs of brain damage. The analysis consists in determining the modulation of the pupil and iris radius in a time interval by segmenting these regions of interest in the images collected from patients. Thus, this work aims to study distinct segmentation methods, such as techniques based on histogram and edge detection, as well as to develop a web system for automatic detection of these two regions of the eyeball. The detection tool was developed using Python programming language and the scikit-image and Streamlit libraries for digital image processing and for building the application, respectively. Finally, the effectiveness of the algorithm was analyzed using statistical metrics related to error when comparing the pupil and iris radius markings made by two specialists with the values obtained by the proposed system.

**Key-words:** digital image processing, computer vision, dynamic pupillometry.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 – Estruturas do olho humano. . . . .	21
FIGURA 2 – Midríase e miose. . . . .	22
FIGURA 3 – Sintomas da diabetes em estágios avançados e sem tratamento. . . . .	22
FIGURA 4 – Curva de variação do raio da pupila em função do tempo. . . . .	24
FIGURA 5 – Um sistema de visão artificial e suas principais etapas. . . . .	25
FIGURA 6 – Sistema de coordenadas para representação de uma imagem digital. . . . .	26
FIGURA 7 – Padrão de cores RGB. . . . .	27
FIGURA 8 – Representação de imagem no modelo RGB e em escala de cinza. . . . .	28
FIGURA 9 – Imagem contínua projetada em uma matriz de <i>pixels</i> à esquerda e, resultado da amostragem e quantização da imagem à direita. . . . .	28
FIGURA 10 – Exemplos de técnicas de processamento baseadas em histograma. (a) Imagem original. (b) Alongamento de contraste entre os percentis de 2% e 98%. (c) Equalização do histograma. . . . .	30
FIGURA 11 – 4-vizinhança e 8-vizinhança do <i>pixel p</i> , respectivamente. . . . .	31
FIGURA 12 – Convolução entre <i>pixels</i> de uma imagem e máscara 3x3. . . . .	32
FIGURA 13 – Filtragem passa-baixas utilizando filtros da média. (a) Imagem original. (b) Imagem com ruído sal e pimenta. (c) Imagem filtrada por máscara 3x3. (d) Imagem filtrada por máscara 5x5. (e) Imagem filtrada por máscara 7x7. (f) Imagem filtrada por máscara 11x11. . . . .	34
FIGURA 14 – Representação da operação morfológica erosão. . . . .	35
FIGURA 15 – Representação da operação morfológica dilatação. . . . .	36
FIGURA 16 – Representação da operação morfológica abertura. . . . .	36
FIGURA 17 – Representação da operação morfológica fechamento. . . . .	37
FIGURA 18 – Filtragem passa-altas utilizando filtros Sobel. (a) Imagem original. (b) Imagem filtrada por Sobel horizontal. (c) Imagem filtrada por Sobel vertical. (d) Imagem filtrada pela combinação dos filtros Sobel horizontal e vertical. . . . .	39
FIGURA 19 – Metodologia do trabalho. . . . .	43
FIGURA 20 – Amostras de imagens com características gerais distintas entre si. (a) Imagem com maior brilho, contraste, nitidez e número de reflexos. (b) Imagem com menor brilho, contraste, nitidez e número de reflexos. . . . .	44
FIGURA 21 – Sequência de três quadros de vídeo em que registra-se paciente piscando o olho durante pupilometria. . . . .	45

FIGURA 22 – Reflexos especulares sobre imagem causados por LEDs infravermelhos. . . . .	46
FIGURA 23 – Disposição dos <i>pixels</i> utilizados para localização de artefatos. . . . .	46
FIGURA 24 – Telas de início do sistema de detecção automática do raio da pupila e da íris. (a) Opções de carregamento de imagens para o processamento. (b) Modos de execução do sistema. . . . .	50
FIGURA 25 – Telas da etapa de pré-processamento da imagem. (a) Filtragem de suavização. (b) Configuração do algoritmo de tratamento de reflexos. (c) Visualização do resultado obtido pelo algoritmo de tratamento de reflexos. . . . .	51
FIGURA 26 – Telas da etapa de segmentação da pupila pelo método de binarização global. (a) Configuração da geração do histograma. (b) Ajuste dos parâmetros dos operadores morfológicos. (c) Visualização do resultado obtido pelo algoritmo de binarização global. . . . .	51
FIGURA 27 – Telas da etapa de segmentação da pupila pelo método de identificação de circunferências. (a) Configuração dos parâmetros do detector de bordas de Canny. (b) Visualização do resultado obtido pelo algoritmo de identificação de circunferências. . . . .	52
FIGURA 28 – Telas da etapa de segmentação da íris. (a) Filtragem de realce. (b) Visualização do resultado obtido pelo algoritmo de determinação do raio da íris. . . . .	52
FIGURA 29 – Telas apresentando a imagem de entrada e os resultados obtidos no modo de execução de configuração. (a) Imagem de entrada. (b) Imagem de saída com raio da pupila e da íris traçados em branco. . . . .	53
FIGURA 30 – Telas apresentando os resultados obtidos no modo de execução completo. (a) Visualização da lista de parâmetros configurados. (b) Mensagens apresentadas pelo sistema durante execução do algoritmo de detecção do raio da pupila e da íris. (c) Visualização dos resultados obtidos para os quadros analisados de vídeo de pupilometria. . . . .	54
FIGURA 31 – Remoção de ruído tipo sal e pimenta. (a) Imagem de entrada. (b) Imagem após filtragem pela mediana utilizando máscara $7 \times 7$ . . . . .	54
FIGURA 32 – Tratamento de reflexos especulares em imagem. (a) Imagem de entrada. (b) Imagem processada pelo algoritmo de tratamento de reflexos. (c) Imagem processada após filtragem pela mediana. . . . .	55
FIGURA 33 – Binarização de imagem a partir de histograma. (a) Imagem após tratamento de reflexos. (b) Histograma da imagem. (c) Imagem binarizada a partir do histograma. . . . .	55

FIGURA 34 – Operações morfológicas aplicadas em imagem binarizada. (a) Imagem binarizada. (b) Imagem após dilatação. (c) Imagem após erosão. (d) Imagem após abertura. (e) Imagem após fechamento.	56
FIGURA 35 – Identificação da pupila. (a) Imagem original. (b) Imagem com contornos destacados pelo filtro de Canny. (c) Imagem com pupila segmentada após aplicação da transforma circular de Hough. . . . .	56
FIGURA 36 – Filtros passa-altas aplicados sobre imagem com reflexos tratados. (a) Prewitt vertical. (b) Sobel vertical. (c) Scharr vertical. . . . .	57
FIGURA 37 – Determinação do raio da íris. (a) Caminho do gradiente (linha em branco) que se inicia no ponto equivalente ao centro da íris acrescido horizontalmente pelo raio da pupila (ponto em azul) e alcança o ponto de fronteira entre íris e esclera (ponto em vermelho). (b) Raio da íris traçado sobre imagem original (arco em branco) a partir do centro da pupila e da íris (ponto em verde). . . . .	57
FIGURA 38 – Primeiro quadro dos vídeos de pupilometria dos pacientes nº12 e nº1, ambos coleta de nº 1. (a) Quadro referente ao paciente nº 12. (b) Quadro referente ao paciente nº 1. . . . .	58
FIGURA 39 – Marcações dos raios da pupila e da íris para os quadros do vídeo de pupilometria do paciente nº 12 e coleta nº 1. . . . .	59
FIGURA 40 – Marcações dos raios da pupila e da íris para os quadros do vídeo de pupilometria do paciente nº 1 e coleta nº 1. . . . .	60

## **LISTA DE TABELAS**

TABELA 1 – Resultados das métricas MAE e RMSE para os raios da pupila e da íris referentes ao paciente nº 12 e coleta nº 1. . . . .	59
TABELA 2 – Resultados das métricas MAE e RMSE para os raios da pupila e da íris referentes ao paciente nº 1 e coleta nº 1. . . . .	60

## **LISTA DE ABREVIATURAS E DE SIGLAS**

**HTTP** *Hypertext Transfer Protocol* - Protocolo de comunicação

**IDF** International Diabetes Federation

**MAE** *Mean Absolute Error* - Erro Médio Absoluto

**OMS** Organização Mundial da Saúde

**PaaS** *Platform as a Service* - Plataforma como Serviço

**RGB** *Red-Green-Blue* - padrão de cores definido a partir das cores primárias vermelho, verde e azul

**RMSE** *Root Mean Squared Error* - Raiz Quadrada do Erro Médio Quadrático

**ROI** *Region Of Interest* - região de interesse, na qual se deseja realizar o processamento

**SBD** Sociedade Brasileira de Diabetes

## **LISTA DE SÍMBOLOS**

$\sigma$	Desvio padrão da função gaussiana
L	Parâmetro utilizado para tratamento de reflexos especulares e relacionado com a dimensão dos artefatos
k	Fator multiplicativo para tratamento de reflexos especulares e que especifica o nível de intensidade dos artefatos

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>17</b>
1.1	CONTEXTO E MOTIVAÇÃO	17
1.2	OBJETIVOS	18
1.2.1	Objetivo Geral	18
1.2.2	Objetivos Específicos	18
1.3	CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO	18
1.4	ESTRUTURA DO DOCUMENTO	19
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>20</b>
2.1	OLHO HUMANO	20
2.1.1	Íris	21
2.1.2	Pupila	21
2.2	DIABETES <i>MELLITUS</i>	21
2.3	PUPILOMETRIA	23
2.4	PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS	24
2.4.1	Imagen Digital	26
2.4.1.1	Sistema RGB de cores	26
2.4.1.2	Amostragem e quantização	27
2.4.1.3	Região de interesse	28
2.4.2	Histograma	29
2.5	FILTRAGEM DE IMAGENS	29
2.5.1	Filtragem Espacial	30
2.5.2	Filtragem no Domínio da Frequência	31
2.5.3	Filtros Lineares e Não-Lineares	32
2.5.4	Filtros Passa-Baixas	32
2.5.4.1	Filtro da média	32
2.5.4.2	Filtro da mediana	33
2.5.4.3	Filtro gaussiano	33
2.5.5	Filtros Passa-Altas	33
2.5.6	Filtros Passa-Faixas	33
2.6	MORFOLOGIA MATEMÁTICA BINÁRIA	33
2.6.1	Elemento Estruturante	35
2.6.2	Erosão	35
2.6.3	Dilatação	35
2.6.4	Abertura	36

2.6.5	Fechamento . . . . .	37
2.7	SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS . . . . .	37
2.7.1	Limiarização . . . . .	37
2.7.2	Detecção de Bordas . . . . .	38
2.7.2.1	Operadores de gradiente . . . . .	38
2.7.2.2	Detector de bordas de Canny . . . . .	39
2.7.2.3	Transformada circular de Hough . . . . .	40
2.8	MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO . . . . .	41
2.8.1	Erro Médio Absoluto . . . . .	41
2.8.2	Raiz Quadrada do Erro Médio Quadrático . . . . .	41
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS . . . . .</b>	<b>42</b>
3.1	RECURSOS COMPUTACIONAIS . . . . .	42
3.1.1	Python . . . . .	42
3.1.2	scikit-image . . . . .	42
3.1.3	Streamlit . . . . .	43
3.1.4	Heroku . . . . .	43
3.2	METODOLOGIA . . . . .	43
3.2.1	Aquisição de Imagens . . . . .	44
3.2.2	Pré-Processamento . . . . .	45
3.2.2.1	Tratamento de reflexos especulares . . . . .	45
3.2.3	Segmentação da Pupila . . . . .	47
3.2.3.1	Binarização global . . . . .	47
3.2.3.2	Identificação de circunferências . . . . .	47
3.2.4	Segmentação da Íris . . . . .	48
3.2.4.1	Detecção de bordas . . . . .	48
3.2.5	Avaliação de Desempenho do Sistema . . . . .	48
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES . . . . .</b>	<b>49</b>
4.1	SISTEMA DE DETECCÃO AUTOMÁTICA . . . . .	49
4.2	PRÉ-PROCESSAMENTO . . . . .	53
4.3	SEGMENTAÇÃO DA PUPILA . . . . .	54
4.3.1	Binarização Global . . . . .	55
4.3.2	Identificação de Circunferências . . . . .	55
4.4	SEGMENTAÇÃO DA ÍRIS . . . . .	56
4.5	AVALIAÇÃO DE DESEMPENHOS . . . . .	58
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS . . . . .</b>	<b>61</b>
5.1	TRABALHOS FUTUROS . . . . .	61

<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>62</b>
--------------------------	-----------

## 1 INTRODUÇÃO

### 1.1 CONTEXTO E MOTIVAÇÃO

*Diabetes mellitus* é uma das doenças endócrinas mais conhecidas no mundo. Dados fornecidos pela Organização Mundial da Saúde (OMS) mostram que a diabetes é o quarto maior fator de mortalidade no mundo (4%), estando atrás das doenças cardiovasculares (44%), câncer (22%) e dos problemas respiratórios (5%) (WHO, s.d.).

Em 2015, a Federação Internacional de Diabetes (International Diabetes Federation, IDF) estimou que 8,8% da população mundial com 20 a 79 anos de idade vivia com diabetes, o equivalente a cerca de 415 milhões de pessoas. Esse número foi projetado para ser superior a 642 milhões em 2040 desde que as tendências atuais persistam. Essa análise traz ainda que cerca de 75% dos casos são de países em desenvolvimento, regiões que tendem a apresentar o maior crescimento em ocorrências nas próximas décadas (IDF, 2015).

Além disso, segundo a Sociedade Brasileira de Diabetes (SBD), o aumento da doença está associado a fatores como rápida urbanização, sedentarismo, excesso de peso, crescimento e envelhecimento populacional, bem como à maior sobrevida das pessoas diabéticas (SBD, 2017).

Observa-se, assim, que a doença está relacionada a fatores conectados a problemas resultantes, na maioria das vezes, de um estilo de vida sedentário e tecnológico que é adotado por grande parte da população. Isso representa um alerta aos sistemas de saúde, pois a doença pode agravar-se e alcançar o estágio de neuropatia autonômica, uma das complicações mais comuns e sérias da diabetes. Espera-se um crescimento na carga de utilização dos serviços de saúde, pois a neuropatia autonômica acompanha uma maior incidência de doenças cardiovasculares e cerebrovasculares decorrentes da danificação a nervos.

Então, uma forma de acessar o sistema nervoso e avaliar a neuropatia autonômica é a pupilometria dinâmica. Esse método consiste na análise do reflexo pupilar após estímulos luminosos externos.

Nesse contexto, mostra-se relevante o desenvolvimento de estudos e soluções tecnológicas que possam contribuir para uma melhor compreensão da doença e seus efeitos, visto que uma parcela significativa da população mundial é impactada pela diabetes.

## 1.2 OBJETIVOS

### 1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo do presente trabalho consiste em desenvolver um sistema capaz de efetuar a detecção das regiões da pupila e da íris em imagens obtidas a partir de vídeo de pupilometria dinâmica, comparando o desempenho do sistema aos resultados apresentados por especialistas.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

- Revisar conceitos já estudados nas disciplinas de graduação sobre processamento digital de imagens e visão computacional;
- Implementar algoritmo para segmentação de pupila e íris em imagens oriundas de vídeo de pupilometria dinâmica;
- Quantificar a dilatação pupilar de pacientes;
- Desenvolver sistema *web* para execução do processamento das imagens de pupilometria dinâmica e apresentar resultados obtidos;
- Validar o sistema proposto utilizando os resultados alcançados por especialistas analisando o mesmo banco de imagens.

## 1.3 CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO

A análise dos vídeos de pupilometria é geralmente realizada de forma não-automatizada, utilizando ferramentas manuais para demarcação das áreas de interesse nos quadros. O projeto busca desenvolver um *software* que possa ser gravado em um pupilômetro embarcado, capaz de realizar a segmentação das regiões da pupila e da íris, bem como calcular métricas da resposta fotomotora do paciente de maneira automatizada. Com o intuito de obter um desempenho satisfatório com relação a custo e tempo computacionais, técnicas clássicas de processamento digital de imagem serão utilizadas durante o processo de caracterização do comportamento pupilar.

O trabalho configura-se como relevante para a complementação da formação acadêmica do autor, como bacharel em Engenharia Elétrica, pois o desenvolvimento e a disponibilização *online* do sistema de detecção confere uma perspectiva externa à academia.

#### 1.4 ESTRUTURA DO DOCUMENTO

O presente trabalho estrutura-se da seguinte maneira:

Neste capítulo, sendo a etapa introdutória, o contexto e as motivações foram apresentados, assim como os objetivos geral e específicos foram enunciados e, na sequência, abordaram-se as contribuições que o trabalho se propõe a efetuar.

No capítulo 2, revisam-se os conceitos teóricos envolvidos nos estudos referentes ao processamento digital de imagens.

No capítulo 3, descrevem-se os materiais e métodos empregados para o desenvolvimento do sistema proposto.

No capítulo 4, discutem-se os resultados obtidos a partir da aplicação dos métodos propostos.

E finalmente, no capítulo 5, apresentam-se as devidas conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo será estudada a base teórica dos métodos utilizados neste trabalho.

A seção 2.1 aborda a estrutura do olho humano e o sentido da visão. A seção 2.2 detalha características da doença diabetes *mellitus*. A seção 2.3 define o que é pupilometria. A seção 2.4 descreve conceitos fundamentais e algumas técnicas de processamento digital de imagens. A seção 2.5 apresenta conceitos relacionados com a operação de filtragem de imagens. A seção 2.6 apresenta as operações de morfologia matemática binária. A seção 2.7 consiste na especificação de técnicas adequadas para a segmentação de regiões como pupila e íris. Por fim, a seção 2.8 apresenta métricas estatísticas para avaliação do desempenho do sistema de detecção automática desenvolvido.

### 2.1 OLHO HUMANO

O olho é o órgão responsável por receber ondas luminosas e convertê-las em impulsos eletroquímicos que são enviados ao cérebro por meio do nervo óptico. Esses impulsos, ao atingirem o córtex visual, são interpretados como imagens e, dessa maneira, o ser humano se relaciona com o ambiente. Trata-se, então, de um órgão fotossensível que diretamente relacionado à capacidade de visão. Localiza-se dentro de uma estrutura óssea protetora conhecida como órbita. O globo ocular apresenta forma aproximadamente esférica e, seu diâmetro pode chegar a medir 24 mm (BOYD; TURBERT, 2018).

A Figura 1 apresenta as principais componentes do órgão.

- Esclera: camada protetora e de coloração esbranquiçada;
- Coroide: tecido vascularizado do globo ocular com função nutritiva;
- Córnea: tecido resistente e transparente que cobre a superfície anterior do olho;
- Retina: apresenta células especializadas na fotorrecepção, responsáveis pela conversão da informação luminosa em impulsos nervosos;
- Lente ou cristalino: responsável pelo foco da imagem na retina. Possui estrutura de lente convergente e consistência gelatinosa.

A seguir são detalhadas as regiões da íris e pupila, objetos de estudo deste trabalho.

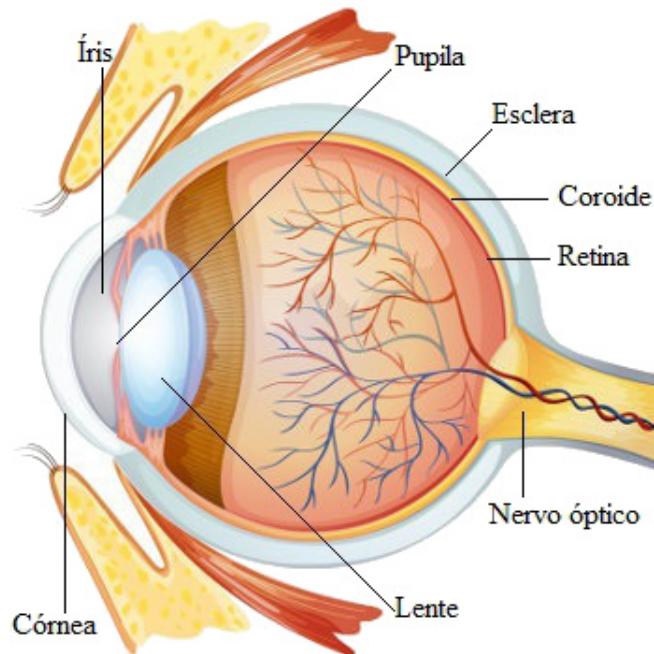


FIGURA 1 – Estruturas do olho humano.

Fonte: (EDUCAÇÃO, s.d.).

### 2.1.1 Íris

A íris é o prolongamento da coroide que apresenta coloração variada. Suas fibras musculares determinam o diâmetro pupilar de maneira a controlar a incidência de luz externa sobre as células sensíveis localizadas na retina. As fibras relaxam quando a intensidade da luz é baixa, aumentando o tamanho da pupila. Em compensação, as mesmas fibras contraem se a luz possui alta intensidade, reduzindo assim o tamanho da pupila e protegendo a retina.

### 2.1.2 Pupila

A pupila está situada na região central da íris. É a estrutura do olho responsável por controlar a intensidade luminosa que atingirá a retina. Isso é efetuado por dois músculos, denominados esfíncter e dilatador, que possuem as funções de contrair e dilatar a pupila, respectivamente (CASSIANO, s.d.). Observando a Figura 2, nota-se a diferença da abertura da pupila nos estágios de midríase (aumento do diâmetro) e miose (diminuição do diâmetro). Segundo Gonzalez e Woods (2001), o diâmetro da pupila humana varia entre 2 e 8 mm.

## 2.2 DIABETES MELLITUS

*Diabetes mellitus* é uma doença metabólica causada por uma secreção inadequada de insulina ou uma ação deficiente deste hormônio. Existe ainda, a possibilidade

da manifestação dos dois mecanismos (MANDRUP-POULSEN, 1998). A insulina é um hormônio produzido no pâncreas, órgão do corpo humano com a função de regular os níveis de glicose, uma das principais fontes de energia, na corrente sanguínea dentro dos limites apropriados ao organismo.



FIGURA 2 – Midríase e miose.  
Fonte: (CASSIANO, s.d.).

O excesso de glicose circulando por veias e artérias é prejudicial e apresenta danos a longo prazo que envolvem degeneração e falência de órgãos. Em decorrência desses distúrbios, podem surgir as complicações: potencial perda da visão e falta de adaptação da visão no escuro, insuficiência renal, neuropatia periférica com riscos de úlceras nos pés e neuropatia autonômica provocando sintomas gastrointestinais e cardiovesselares (FOSS-FREITAS; MARQUES; FOSS, 2008). A Figura 3 ilustra alguns possíveis sintomas da diabetes em estágios avançados da doença e sem tratamento.



FIGURA 3 – Sintomas da diabetes em estágios avançados e sem tratamento.  
Fonte: (DIABETES, 2019).

A detecção precoce da neuropatia autonômica diabética é de suma importância para uma terapia intervencional apropriada. Um método simples e não-invasivo de se

acessar o sistema nervoso é a pupilometria dinâmica, a qual permite a avaliação da disfunção autonômica pupilar (FOTIOU et al., 2000).

### 2.3 PUPILOMETRIA

A pupilometria dinâmica é uma técnica não-invasiva que consiste em estudar a atuação da pupila de pacientes após a aplicação de estímulos externos. A modulação do raio da pupila em resposta a um feixe luminoso pode fornecer uma indicação precoce de neuropatia diabética autonômica (DÜTSCH et al., 2004). Devido a isso, as características deste reflexo têm sido utilizadas para aprofundar o conhecimento acerca de doenças tais como depressão, alcoolismo, Alzheimer, DM, entre outras (FOTIOU et al., 2000; MEEKER et al., 2005). Atualmente, sabe-se que a variação do raio pupilar é reduzida em estágios avançados da DM (SMITH; SMITH et al., 1978; SMITH; SMITH, 1983).

Segundo Fotiou et al. (2000), esta técnica é uma das mais utilizadas para acessar o sistema nervoso autônomo, o qual é subdividido nos sistemas simpático e parassimpático. O sistema autônomo simpático, de modo geral, estimula ações que mobilizam energia, permitindo ao organismo responder a situações de estresse. Enquanto que o sistema autônomo parassimpático estimula principalmente atividades relaxantes. O tamanho da pupila em repouso é um indicativo da avaliação da atividade simpática, enquanto que a mudança do tamanho da pupila a um breve estímulo de luz é predominantemente parassimpática. Dessa maneira, a mudança no tamanho da pupila a um breve estímulo de luz é baseada no equilíbrio funcional entre o sistema nervoso simpático e parassimpático (FOTIOU et al., 2000; MIRANDA-VILELA, s.d.).

Assim, com a utilização da pupilometria dinâmica é efetuada a aquisição de vídeo do comportamento da pupila estimulada por um lampejo luminoso ao longo do tempo. As imagens de vídeo geralmente são coletadas num ambiente escuro, com o auxílio de uma câmera infravermelha a fim de se registrar o comportamento antes e depois ao estímulo externo. A pupila em repouso no escuro dilata-se até seu raio máximo e, ao ser estimulada por um *flash*, contrai-se até a sua condição mínima. Encerrado o estímulo externo, a pupila retorna para a sua posição de equilíbrio, isto é, torna a se dilatar. Esse comportamento pode ser visualizado na Figura 4, a qual também indica os valores medidos para a condição experimental com um único *flash*. Esses valores são:

1. Tempo de latência do alcance do *Plateau*;
2. Tempo de latência para o início da constrição;
3. Duração da constrição;

4. Tempo de latência para a maior constrição;
5. Raio da pupila no alcance do *Plateau*;
6. Raio da pupila para a máxima constrição;
7. Raio da pupila antes do disparo do *flash*.

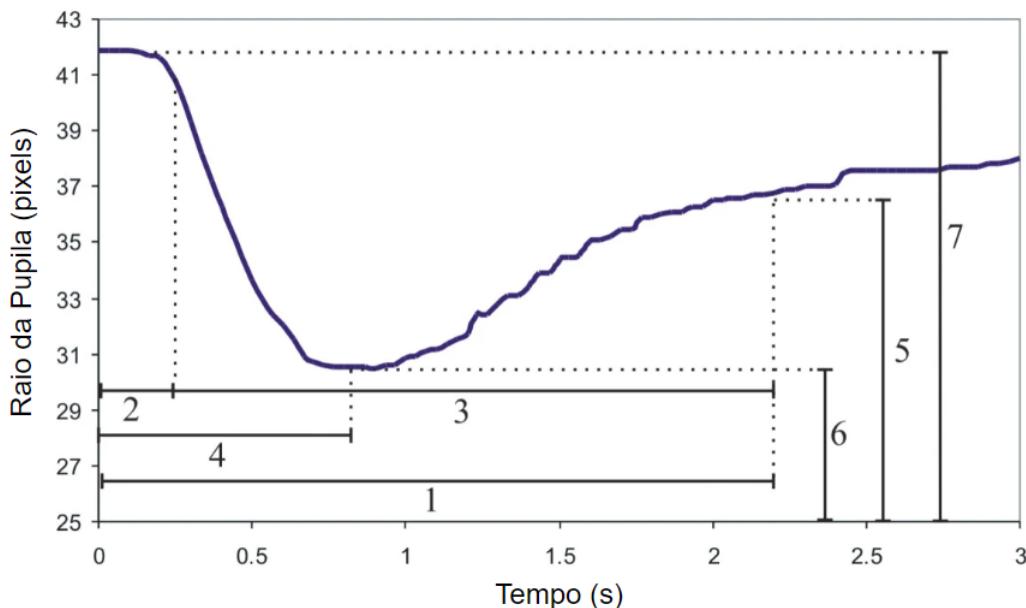


FIGURA 4 – Curva de variação do raio da pupila em função do tempo.  
Fonte: Adaptado de Ferrari et al. (2010).

A partir dos valores do raio da pupila e da íris, bem como o comportamento ao longo do tempo dessas duas regiões, pode-se calcular métricas descritas por Ferrari (2008). Essas métricas consideram a razão entre os valores dos raios da pupila e da íris, não sendo necessária a conversão de unidade de medida de *pixel* para milímetro, por exemplo, para análise estatística de uma amostra verificada. Uma dessas métricas utilizadas é a razão entre o raio pupilar e o raio da íris quando na condição de máxima dilatação, conhecida pela sigla RPIMD.

## 2.4 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

Câmeras, equipamentos de radiografia, microscópios eletrônicos, radares, equipamentos de ultrassom, entre vários outros dispositivos eletrônicos produzem imagens contendo informações. O objetivo do processamento digital de imagens é extrair informações relevantes para a aplicação desejada, cuja finalidade cobre o espectro de entretenimento até medicina.

Um sistema de visão artificial geralmente é dividido nas seguintes etapas: aquisição, pré-processamento, segmentação, extração de características e reconhecimento

e interpretação. Como ilustra a Figura 5, as etapas compartilham de uma base de conhecimento acerca do problema que está sendo analisado.

A etapa de aquisição de imagens é composta por um sensor e um digitalizador, onde o sensor converte a informação óptica em sinal elétrico e o digitalizador transforma a imagem analógica em imagem digital. O pré-processamento consiste em aprimorar a qualidade da imagem gerada na etapa de aquisição. A segmentação divide a imagem conforme a área de interesse desejada. A etapa de extração de características, é responsável em extrair características que possam ser relevantes para um determinado problema. A etapa de reconhecimento e interpretação é o processo de atribuição de um rótulo a um objeto baseado em suas características, traduzidas por seus descritores. A base de conhecimentos é o conjunto de todas as tarefas executadas em cada etapa, em que se pressupõe a existência de um conhecimento sobre o problema a ser resolvido (FILHO; NETO, 1999).

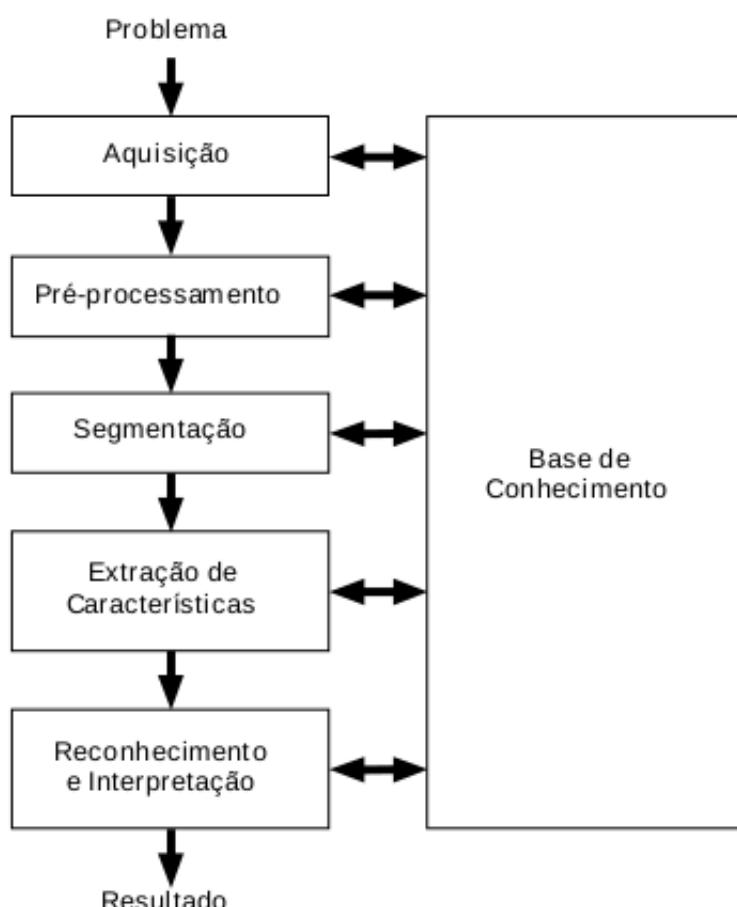


FIGURA 5 – Um sistema de visão artificial e suas principais etapas.  
Fonte: (FILHO; NETO, 1999).

### 2.4.1 Imagem Digital

Segundo Gonzalez e Woods (2001), uma imagem digital pode ser definida como uma função bidimensional,  $f(x, y)$ , cujos parâmetros  $x$  e  $y$  correspondem às coordenadas espaciais no plano. A amplitude de  $f$  até qualquer par ordenado  $(x, y)$  representa a intensidade da imagem neste ponto e é definida como  $I(x, y)$ . A Figura 6 mostra a orientação de coordenadas de uma imagem digital.

Se  $x$ ,  $y$  e  $I$  são valores finitos e discretos, então trata-se de uma imagem digital. Por sua vez, uma imagem digital é composta por um número finito de elementos, cada um dos quais possui uma localização e um valor numérico. Esses elementos são conhecidos como elementos de imagem, ou ainda *pixels* (do inglês *picture elements*).

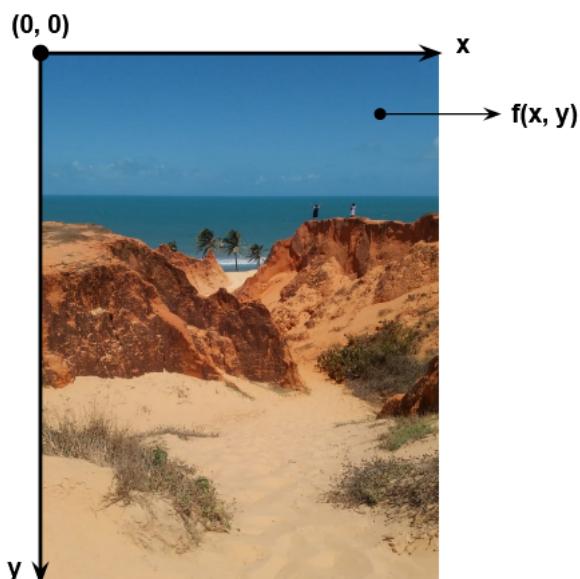


FIGURA 6 – Sistema de coordenadas para representação de uma imagem digital.  
Fonte: o autor.

#### 2.4.1.1 Sistema RGB de cores

Cada *pixel* de uma imagem tem uma cor que foi produzida por uma combinação de cores primárias (vermelho, verde e azul). Diz-se que cada cor representa um canal e, a combinação aditiva dos três canais define o sistema RGB (*Red-Green-Blue*), utilizado para a reprodução de cores em dispositivos eletrônicos.

Esse sistema é baseado em um sistema de coordenadas cartesianas, que pode ser visto como um cubo, onde três de seus vértices são as cores primárias, e os outros três, as cores secundárias. O vértice junto a origem é o preto e o mais afastado da origem é referente à cor branca. A escala de cinza se estende através da diagonal, do preto até o branco, como ilustrado na Figura 7.

O valor de cada uma das cores primárias, no sistema decimal, varia de 0 a 1, correspondendo a sua tonalidade. Porém, geralmente a representação desses valores é feita usando números inteiros de 0 a 255, devido ao fato de que cada valor de um canal de cor é armazenado em um *byte* (8 bits) (GONZALEZ; WOODS, 2001). Dessa forma, no caso de imagens monocromáticas, cada *pixel* pode variar numa escala de cinza desde a intensidade 0 até  $2^{N-1}$ , sendo  $N$  o número de bits.

As imagens do banco de dados utilizado neste trabalho foram coletadas por meio de uma câmera monocromática com iluminação infravermelha de maneira a ser menos invasiva para os pacientes. Cada imagem adquirida pelo dispositivo é colorida e, com o intuito de diminuir o tempo computacional de processamento em etapas posteriores, deve-se proceder com a conversão para escala de cinza na fase de pré-processamento.

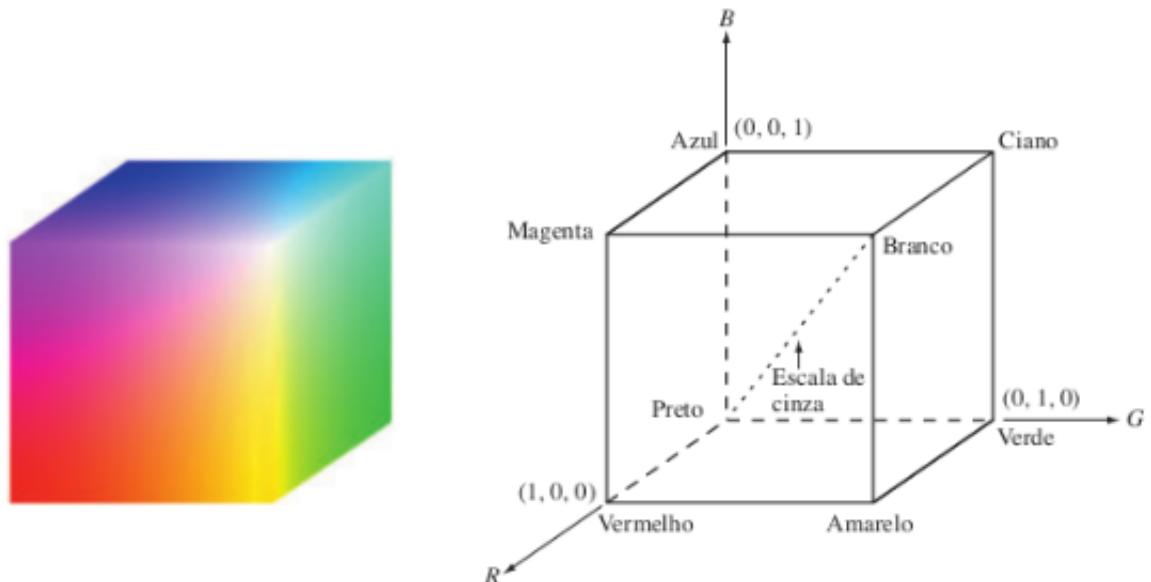


FIGURA 7 – Padrão de cores RGB.  
Fonte: (GONZALEZ; WOODS, 2001).

A Figura 8 ilustra o processo de conversão de uma imagem colorida para escala de cinza, destacando a matriz RGB de três camadas.

#### 2.4.1.2 Amostragem e quantização

Os processos de amostragem e quantização são utilizados para criar uma imagem digital, em que dados analógicos ou contínuo são convertidos para um formato digital ou discretizado da informação de forma que ela possa ser armazenada e processada por um computador. O processo de amostragem consiste em digitalizar as coordenadas espaciais ( $x, y$ ) da imagem, enquanto o processo de quantização consiste em discretizar os níveis de intensidade dos *pixels* da imagem (GONZALEZ; WOODS, 2001). A Figura 9 ilustra o efeito desses dois processos numa superfície contínua.

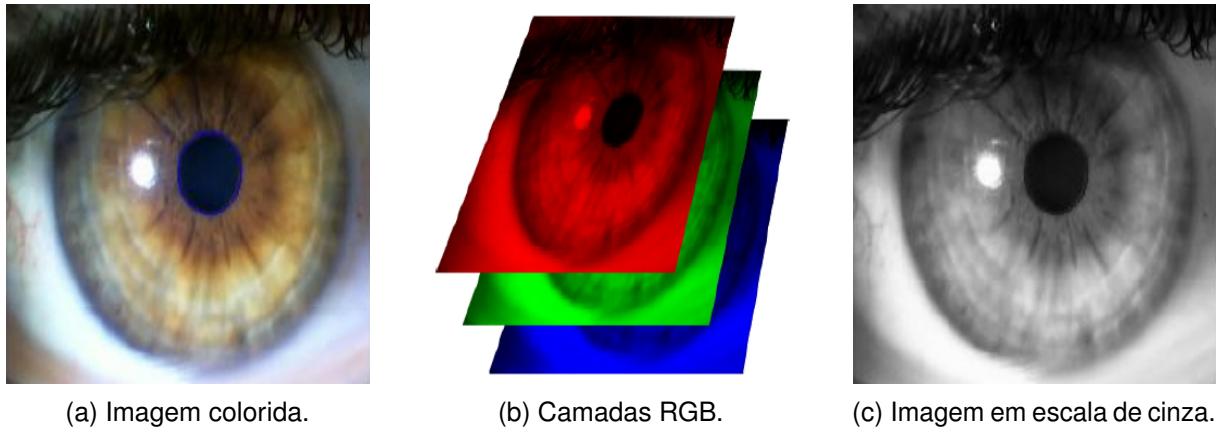


FIGURA 8 – Representação de imagem no modelo RGB e em escala de cinza.  
Fonte: (DIAS, 2014).

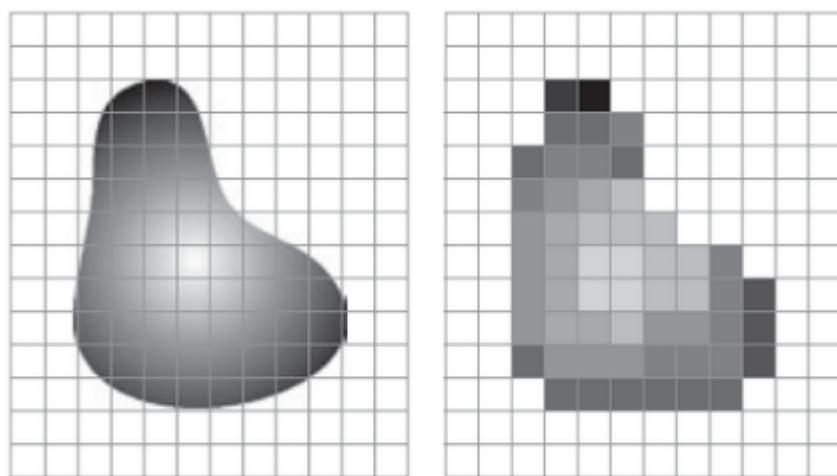


FIGURA 9 – Imagem contínua projetada em uma matriz de *pixels* à esquerda e, resultado da amostragem e quantização da imagem à direita.  
Fonte: (GONZALEZ; WOODS, 2001).

Com isso, uma imagem digital pode ser visualizada como uma matriz  $N \times M$  de valores inteiros positivos, na qual os índices de linha e coluna representarão um ponto espacial  $(x, y)$  na imagem e o valor do elemento da matriz indicará o nível da intensidade nesse ponto. Essa abstração matemática está ilustrada na Equação 2.1:

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0, 0) & f(0, 1) & \dots & f(0, N - 1) \\ f(1, 0) & f(1, 1) & \dots & f(1, N - 1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M - 1, 0) & f(M - 1, 1) & \dots & f(M - 1, N - 1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

#### 2.4.1.3 Região de interesse

Entende-se como Região de Interesse (ROI - *Region Of Interest*) a área da imagem definida automaticamente a partir de parâmetros obtidos na própria imagem

ou, ainda, por um usuário onde o processamento será realizado com o intuito de se extrair o tipo de informação desejado. Neste trabalho, as ROIs correspondem às regiões da pupila e da íris.

#### 2.4.2 Histograma

Um histograma é uma representação gráfica de um conjunto de dados separados em classes ou rótulos, formando barras geralmente com orientação vertical. A base de cada barra representa uma classe e a altura corresponde a quantidade de vezes com que um valor dessa classe ocorreu. Assim, o histograma é capaz de definir a frequência de incidência de valores de um determinado *pixel*. Com isso, pode-se analisar espacialmente, por exemplo, a distribuição de níveis de cores, brilho e contraste, bem como manipulá-lo para melhoramento de alguma característica numa imagem.

A Figura 10 ilustra as técnicas de alongamento de contraste e equalização de histogramas aplicadas numa imagem de pupilometria. A primeira técnica expande a faixa de níveis de intensidade de uma imagem de forma a englobar todo o intervalo de intensidades (GONZALEZ; WOODS, 2001). Já a equalização de histograma é uma operação que melhora o contraste, uniformizando o histograma da imagem de forma automática, redistribuindo os níveis de cinza existentes, e mapeando-os para novos níveis.

### 2.5 FILTRAGEM DE IMAGENS

A filtragem de imagens tem por objetivo aplicar um processo que fará com que a imagem resultante tenha alguma característica melhorada em relação a imagem original. Tratam-se de operações que permitem ou rejeitam determinadas faixas de frequência da imagem processada. Os filtros de imagens são constituídos por técnicas baseadas em filtragem no domínio da frequência e filtragem espacial. Também existem técnicas que combinam as duas abordagens.

Os operadores de filtragem são divididos entre lineares e não-lineares. Os lineares são aqueles cujas operações realizadas sobre os *pixels* respeitam a equação da reta  $y = ax + b$ . O mesmo não se verifica para os operadores não-lineares, pois esses são definidos por funções não-lineares como a logarítmica.

Além disso, os filtros podem ser classificados em três categorias: passa-baixas, passa-altas e passa-faixas. As operações se baseiam tanto no domínio de espaço quanto no da frequência.

- Passa-baixas: aceita a passagem das baixas frequências da imagem;

- Passa-altas: atenua as baixas frequências relacionadas com a informação de detalhes da imagem;
- Passa-faixas: seleciona um intervalo de frequência para o melhoramento.

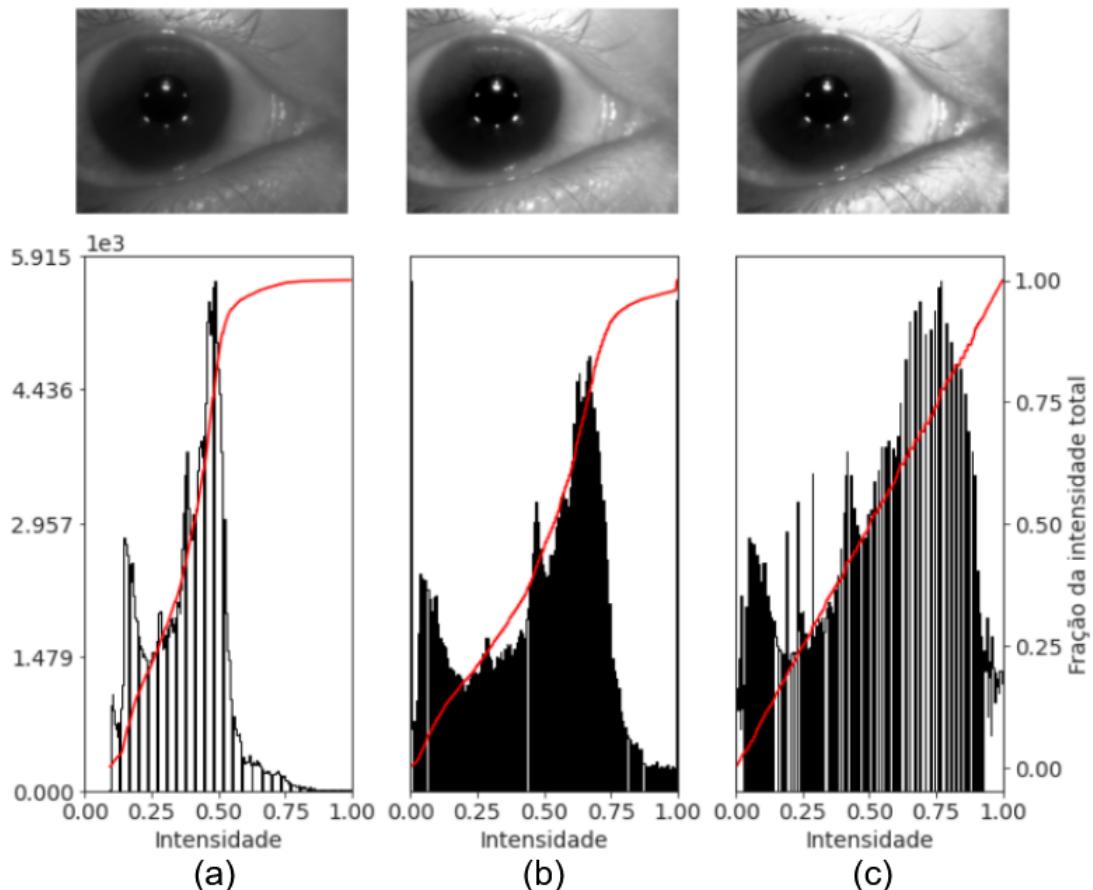


FIGURA 10 – Exemplos de técnicas de processamento baseadas em histograma. (a) Imagem original. (b) Alongamento de contraste entre os percentis de 2% e 98%. (c) Equalização do histograma.

Fonte: o autor.

Neste trabalho, utilizaram-se técnicas de filtragem a fim de remover reflexos especulares de LEDs infravermelhos empregados na sensibilização da pupila durante o exame de pupilometria.

### 2.5.1 Filtragem Espacial

A filtragem no domínio espacial atua diretamente sobre a matriz de *pixels* da imagem digitalizada. As funções de processamento de imagens no domínio espacial podem ser expressas como:

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (2.2)$$

Na Equação 2.2,  $f(x, y)$  é a imagem de entrada,  $g(x, y)$  é a imagem de saída, e  $T$  é um operador em  $f$  definido em uma vizinhança do ponto  $(x, y)$  (GONZALEZ; WOODS, 2001).

A vizinhança do *pixel* centrado no ponto  $(x, y)$  normalmente é definida como a 8-vizinhança, o que equivale a uma região  $3 \times 3$  na qual o *pixel* central é o de referência. Em outros casos também é utilizada a 4-vizinhança. A Figura 11 mostra a disposição dos *pixels* vizinhos.

Na filtragem espacial, o operador  $T$  é aplicado a cada localidade cujo centro é movido *pixel* a *pixel*, iniciando-se no canto superior esquerdo da imagem, resultando assim no valor de  $g$  naquele ponto de referência.

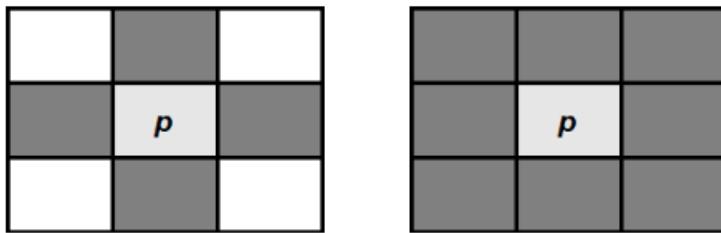


FIGURA 11 – 4-vizinhança e 8-vizinhança do *pixel*  $p$ , respectivamente.

Fonte: o autor.

### 2.5.2 Filtragem no Domínio da Frequênciа

Segundo Filho e Neto (1999), as técnicas de filtragem no domínio da frequência se baseiam no teorema da convolução. A operação de convolução unidimensional entre dois vetores  $A$  e  $B$  pode ser entendida como um conjunto de somas de produtos entre os valores de  $A$  e  $B$ , sendo que inicialmente o vetor  $B$  é espelhado e após cada soma de produtos é deslocado espacialmente de uma posição. Seja  $g(x, y)$  a imagem formada pela convolução da imagem  $f(x, y)$  com um operador linear  $h(x, y)$ :

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) \quad (2.3)$$

Então, a Equação 2.3 é equivalente à Equação 2.4 no domínio da frequência de acordo com o teorema da convolução:

$$G(u, v) = F(u, v)H(u, v) \quad (2.4)$$

Em que  $G$ ,  $F$  e  $H$  correspondem às transformadas de Fourier de  $g$ ,  $f$  e  $h$ , respectivamente.

Segundo Azevedo, Conci e Leta (2008), a análise de imagens no domínio da frequência é realizada primeiramente transformando-se a imagem do domínio espacial

para o de frequência, utilizando a transformada de Fourier. Em seguida, operadores de filtragem são aplicados na imagem. E finalmente, realiza-se a transformada inversa, na qual a imagem no domínio da frequência retorna para o domínio espacial.

### 2.5.3 Filtros Lineares e Não-Lineares

Os filtros lineares utilizam máscaras as quais possuem pesos das intensidades dos *pixels* da imagem. Se pesos diferentes forem usados em partes diferentes da imagem, o filtro linear será considerado espacialmente variante (AZEVEDO; CONCI; LETA, 2008).

Os filtros não-lineares operam conforme a vizinhança dos *pixels*, como por exemplo os filtros da mediana e da moda.

### 2.5.4 Filtros Passa-Baixas

Na filtragem passa-baixa as componentes de alta frequência são atenuadas ou removidas. Essas componentes correspondem a regiões de bordas, detalhes finos e transições abruptas de intensidade, como ruído. Devido a isso, ocorre a suavização ou borramento na imagem ao se atenuar as componentes de alta frequência.

#### 2.5.4.1 Filtro da média

O filtro da média é um filtro linear que substitui cada *pixel* pelo valor médio das intensidades dos *pixels* vizinhos. Uma forma de se construir esse filtro é utilizar uma máscara  $3 \times 3$  com todas as suas posições com valor igual à unidade. Em seguida, deve-se dividir o resultado da convolução entre vizinhança e máscara por um coeficiente de normalização igual à soma de todos os valores de forma a se obter a média. A Figura 12 ilustra o mecanismo de convolução entre uma máscara  $3 \times 3$  e uma região de uma imagem. Neste caso, nota-se que o coeficiente é igual a 9.

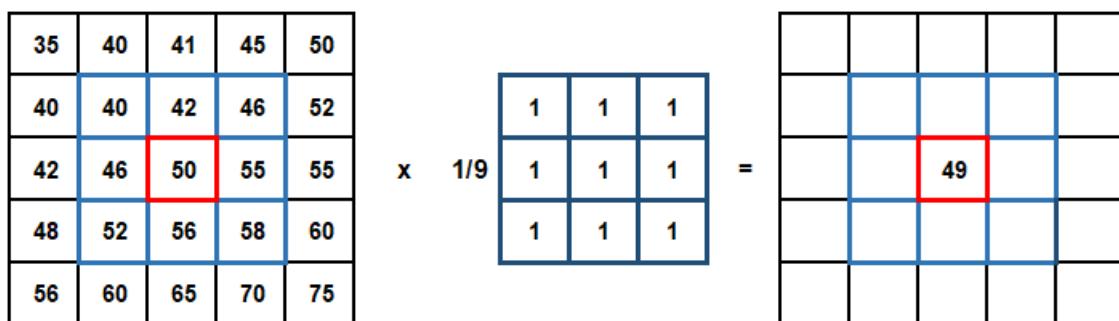


FIGURA 12 – Convolução entre *pixels* de uma imagem e máscara  $3 \times 3$ .  
Fonte: o autor.

Observa-se na Figura 13 que quanto maior o tamanho da máscara, maior será o borramento e a perda de definição da imagem.

#### 2.5.4.2 Filtro da mediana

O filtro da mediana é um filtro não-linear que substitui cada *pixel* central da janela pelo valor da mediana das intensidades dos *pixels* situados em sua vizinhança. Esse tipo de filtro causa um borramento relativamente menor e é adequado para certos tipos de ruído aleatório como o ruído impulsivo, também conhecido como ruído sal e pimenta.

#### 2.5.4.3 Filtro gaussiano

O filtro gaussiano também é um filtro não-linear que pode ser usado como um filtro passa-baixas, onde é utilizada a função gaussiana para obter os valores de uma máscara a ser utilizada digitalmente (PEDRINI, 2004). Em duas dimensões, a função gaussiana com média nula é dada pela Equação 2.5.

$$H(u, v) = e^{\frac{-D^2(u, v)}{2\sigma^2}} \quad (2.5)$$

Na Equação 2.5,  $D(u, v)$  representa a distância a partir do centro do retângulo de frequência e, o símbolo  $\sigma$  denota o desvio padrão da função gaussiana (GONZALEZ; WOODS, 2001). Este último está relacionado com a largura do filtro e o grau de borramento. A suavização é efetuada por meio da substituição de cada *pixel* por uma média ponderada dos *pixels* vizinhos.

#### 2.5.5 Filtros Passa-Altas

O realce ou aguçamento de imagens pode ser obtido através de filtros passa-altas, responsáveis por atenuar componentes de baixa frequência e não afetar as informações de alta frequência na transformada de Fourier. Em decorrência disso, bordas e regiões de alto contraste da imagem são aguçadas.

#### 2.5.6 Filtros Passa-Faixas

Os filtros passa-faixas são capazes de remover ou atenuar componentes abaixo de sua frequência de corte inferior e, acima de sua frequência de corte inferior. São utilizados em problemas como a restauração de imagens.

### 2.6 MORFOLOGIA MATEMÁTICA BINÁRIA

Objetos encontrados numa imagem são os conjuntos em morfologia matemática. Em imagens binárias, em que *pixels* podem apenas assumir as cores branca e preta, esses conjuntos estão contidos no espaço 2-D de números inteiros  $Z^2$ . Segundo Gonzalez e Woods (2001), nesse espaço uma imagem é composta por conjuntos em

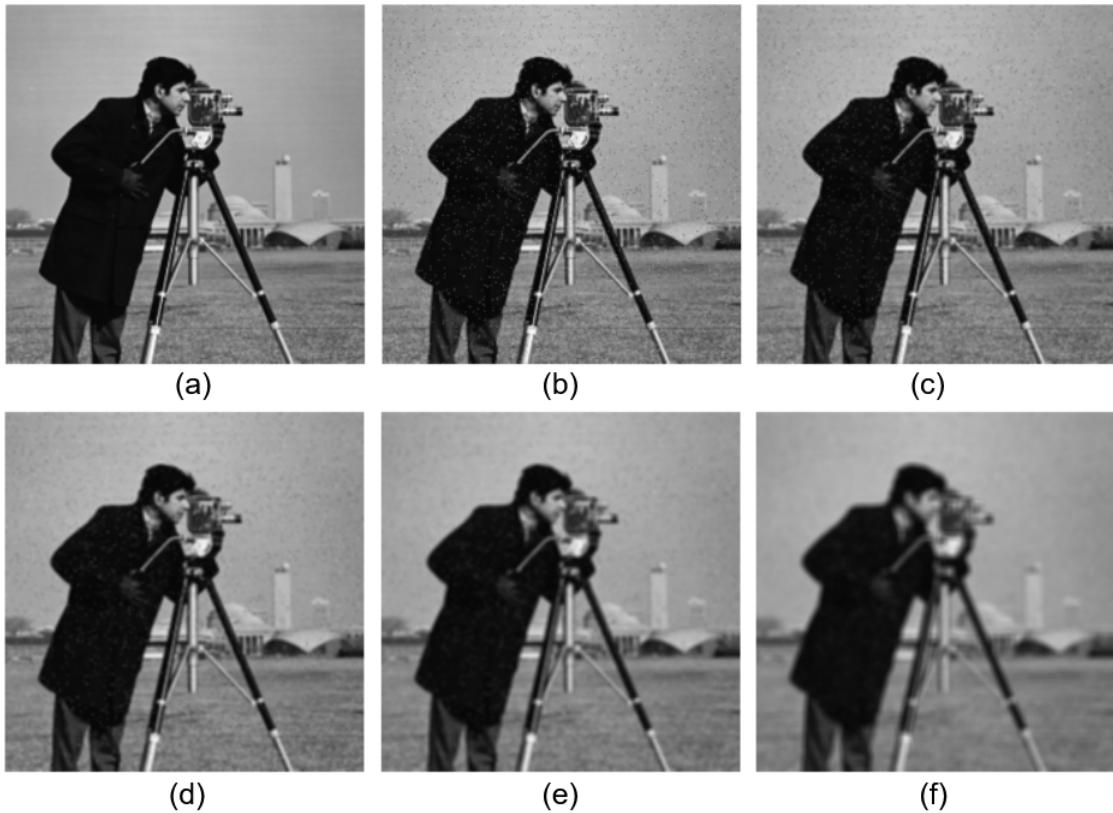


FIGURA 13 – Filtragem passa-baixas utilizando filtros da média. (a) Imagem original. (b) Imagem com ruído sal e pimenta. (c) Imagem filtrada por máscara  $3 \times 3$ . (d) Imagem filtrada por máscara  $5 \times 5$ . (e) Imagem filtrada por máscara  $7 \times 7$ . (f) Imagem filtrada por máscara  $11 \times 11$ .

Fonte: o autor.

que cada elemento é um vetor bidimensional, cujas coordenadas são  $(x, y)$  de um *pixel* com cor branca ou preta, conforme convenção previamente estabelecida na análise de um problema.

A morfologia matemática é uma ferramenta que pode ser utilizada nas etapas de pré-processamento e pós-processamento de imagens. Baseia-se na teoria dos conjuntos para representar objetos. Objetiva extrair informações relativas à geometria e à forma de componentes das imagens de maneira a descrever regiões como fronteiras, esqueletos e fecho convexo (GONZALEZ; WOODS, 2001).

Dentre as diversas aplicações em que a morfologia matemática pode ser aplicada, destacam-se as seguintes:

- Granulometria;
- Afinamento;
- Segmentação;
- Esqueletização;

- Detecção de contornos.

Na sequência, define-se o conceito de elemento estruturante e detalham-se quatro operações primitivas da morfologia matemática.

### 2.6.1 Elemento Estruturante

Uma operação morfológica binária é determinada a partir da vizinhança examinada ao redor do ponto central. Essa vizinhança é definida por um conjunto bem definido  $B$ , chamado de elemento estruturante. Um elemento estruturante consiste em *pixels* ativos que interagem com a imagem sendo processada, sendo representados pela cor azul nas ilustrações desta seção. Já o *pixel* em vermelho equivale à origem  $(0, 0)$ .

### 2.6.2 Erosão

A erosão é um operador elementar que realiza a transformação morfológica combinando dois conjuntos utilizando subtração vetorial. Pode-se também expressá-la como a interseção de  $A$  e  $B$ , ou seja,  $A \ominus B = A \cap B$ . Realiza a diminuição de partícula, remove componentes menores que o elemento estruturante, aumenta buracos e também permite a separação de componentes conexos. De acordo com Soares (2008), a erosão da imagem  $A$  pelo elemento estruturante  $B$  é definida pela Equação 2.6.

$$A \ominus B = \{x | x + b \in A \forall b \in B\} \quad (2.6)$$

Um exemplo da aplicação desse operador é mostrado na Figura 14, em que dados os conjuntos  $A$  e  $B$  efetua-se a erosão de  $A$  por  $B$ , obtendo como resultado o conjunto vazio  $\emptyset$ .

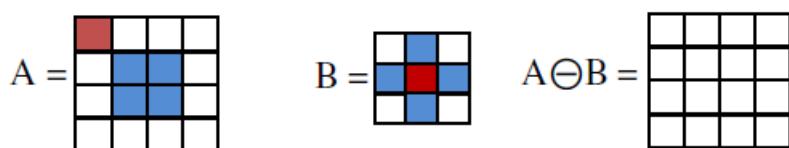


FIGURA 14 – Representação da operação morfológica erosão.  
Fonte: (SOARES, 2008).

### 2.6.3 Dilatação

A dilatação também é um operador elementar que se baseia na adição vetorial de dois conjuntos. Possibilita o aumento de partículas, preenche buracos e conecta

componentes próximos. Além disso, pode ser utilizada para detecção de contorno ao subtrair uma imagem de sua versão dilatada, isto é, fazendo-se  $\beta(A) = A - (A \ominus B)$ . De acordo com Soares (2008), a dilatação da imagem  $A$  pelo elemento estruturante  $B$  tem sua definição na Equação 2.7.

$$A \oplus B = \{c | c = a + b, a \in A, b \in B\} \quad (2.7)$$

Um exemplo de dilatação está ilustrado na Figura 15, realizando-se a dilatação de  $A$  por  $B$ .

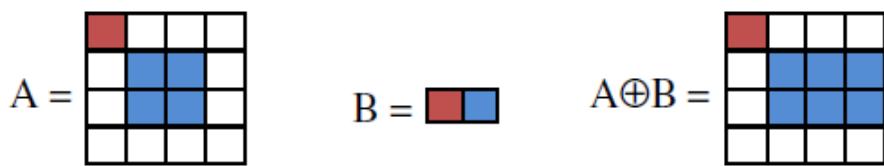


FIGURA 15 – Representação da operação morfológica dilatação.  
Fonte: (SOARES, 2008).

#### 2.6.4 Abertura

A erosão e a dilatação permitem corrigir imperfeições em imagens como, por exemplo, fechamento de buracos. Entretanto, essas operações não conservam o tamanho da imagem transformada. O mesmo não se verifica para as operações de abertura e fechamento, que utilizam da propriedade da iteratividade.

A operação abertura, definida pela Equação 2.8, permite separar componentes, remover componentes pequenos e suavizar contornos.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2.8)$$

Assim, a abertura de  $A$  por  $B$  pode ser descrita como a erosão de  $A$  por  $B$  seguida pela dilatação do resultado por  $B$ . A Figura 16 demonstra o funcionamento deste mecanismo morfológico.

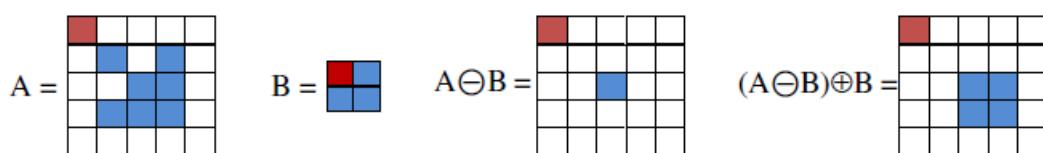


FIGURA 16 – Representação da operação morfológica abertura.  
Fonte: (SOARES, 2008).

### 2.6.5 Fechamento

O operador fechamento fecha pequenos buracos e conecta componentes na imagem processada. A Equação 2.9 apresenta sua definição (SOARES, 2008).

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (2.9)$$

O fechamento de  $A$  por  $B$  pode também ser definido como a dilatação de  $A$  por  $B$  seguida da erosão do resultado por  $B$ . A Figura 17 traz uma representação dessa operação morfológica.

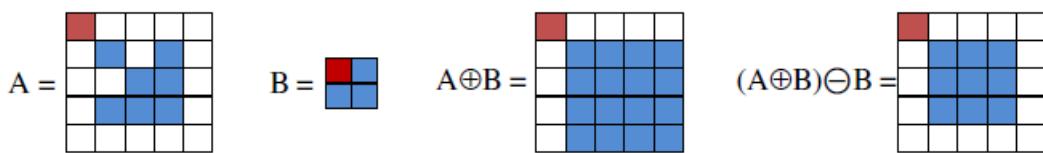


FIGURA 17 – Representação da operação morfológica fechamento.  
Fonte: (SOARES, 2008).

## 2.7 SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS

A etapa de processamento de imagens denominada como segmentação é responsável por analisar e extrair a informação contida na imagem. A segmentação pode ser feita pela descontinuidade ou pela similaridade, baseada no nível de cinza da imagem. A descontinuidade baseia-se na mudança abrupta dos valores de cinza. Já a similaridade fundamenta-se pela agregação de *pixels* em função da sua semelhança com os *pixels* vizinhos (GONZALEZ; WOODS, 2001).

Neste trabalho, busca-se determinar os contornos de dois objetos circulares: íris e pupila. Para se determinar a modulação dos raios da pupila e da íris, faz-se necessário segmentar essas regiões de interesse por meio de técnicas de limiarização e detecção de bordas.

### 2.7.1 Limiarização

A limiarização ou *thresholding* é um processo baseado na propriedade de similaridade. Consiste em separar as regiões de uma imagem que possui apenas objeto e fundo. Para tanto, seleciona-se um valor de limiar  $T$  para que qualquer ponto de objeto  $(x, y)$  na imagem satisfaça  $f(x, y) > T$ . Caso a condição anterior não seja satisfeita, o ponto então pertence à região de fundo, conforme Equação 2.10, onde  $g$  é

a imagem segmentada resultante desse processo (GONZALEZ; WOODS, 2001).

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } f(x, y) > T \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.10)$$

## 2.7.2 Detecção de Bordas

A borda é a fronteira entre duas regiões com níveis de cinza diferentes. A sua detecção de borda consiste na propriedade de descontinuidade. Aplicam-se geralmente filtros espaciais lineares, baseados no vetor gradiente da função da luminosidade  $I(x, y)$  da imagem (FILHO; NETO, 1999), o qual está definido na Equação 2.11.

$$\vec{\nabla}f(x, y) = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

A magnitude do gradiente ou da borda pode ser expressa pela Equação 2.12. Sabe-se que o vetor gradiente aponta para a direção de maior taxa de variação da função  $f$  no ponto  $(x, y)$  da imagem, denotada por  $\alpha(x, y)$  e definida na Equação 2.13. A direção da borda, por sua vez, é perpendicular à direção do vetor gradiente.

$$mag(\vec{\nabla}f(x, y)) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2.12)$$

$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (2.13)$$

### 2.7.2.1 Operadores de gradiente

Na prática, a equação 2.12 pode ser aproximada utilizando-se máscaras conhecidas como operadores de gradiente (GONZALEZ; WOODS, 2001). Neste trabalho, foram utilizados os operadores: Prewitt, Sobel e Scharr.

As máscaras para detecção de linhas horizontais, no eixo  $Ox$ , e verticais, no eixo  $Oy$  que esses três operadores utilizam estão definidas nas Equações 2.15, 2.16 e 2.14, respectivamente.

$$Prewitt_x = \begin{bmatrix} -1 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad Prewitt_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

$$Sobel_x = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad Sobel_y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

$$Scharr_x = \begin{bmatrix} 3 & 10 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -10 & -3 \end{bmatrix} \quad Scharr_y = \begin{bmatrix} 3 & 0 & -3 \\ 10 & 0 & -10 \\ 3 & 0 & -3 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Ademais, um exemplo da aplicação do operador Sobel está demonstrado na Figura 18.

Nesses operadores diferenciais, verifica-se que a somatória dos coeficientes é nulo, bem como os coeficientes possuem sinais contrários de forma a atingir valores maiores em regiões com maior variação de intensidade.

#### 2.7.2.2 Detector de bordas de Canny

Esse detector de bordas foi desenvolvido por John F. Canny em 1986 (CANNY, 1986). Trata-se de um operador de identificação de bordas que utiliza um algoritmo de vários estágios para detectar uma grande variedade de bordas nas imagens. De acordo com Gonzalez e Woods (2001), o algoritmo de Canny pode ser resumido nas seguintes etapas:

- Suavização da imagem com filtro gaussiano;
- Cálculo da magnitude e dos ângulos do gradiente para definição da intensidade e orientação das bordas;
- Aplicação de supressão não-máxima na imagem de magnitude do gradiente;
- Dupla limiarização com histerese para análise da conectividade para detectar e conectar as bordas.

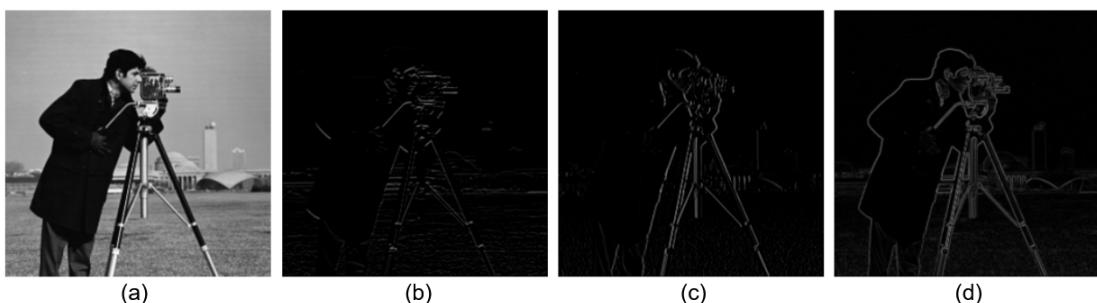


FIGURA 18 – Filtragem passa-altas utilizando filtros Sobel. (a) Imagem original. (b) Imagem filtrada por Sobel horizontal. (c) Imagem filtrada por Sobel vertical. (d) Imagem filtrada pela combinação dos filtros Sobel horizontal e vertical.

Fonte: o autor.

Inicialmente aplica-se um filtro gaussiano para remoção de ruídos para que não afete negativamente a detecção de bordas presentes na imagem.

Em seguida ocorre a etapa de cálculo do gradiente a partir das Equações 2.12 e 2.13. Sabe-se que as bordas correspondem a uma alteração na intensidade dos *pixels*. Para detectá-las, uma forma é aplicar filtros que realçam essa alteração de intensidade nas direções horizontal e vertical, sendo perpendicular às bordas a direção do gradiente.

Após obter a magnitude e a direção do gradiente, realiza-se a supressão não-máxima por meio da varredura completa da imagem para remoção dos pontos indesejados que podem não constituir a borda. Dessa maneira, ocorre o afinamento das bordas detectadas. Para isso, verifica-se se cada *pixel* é um máximo local em sua vizinhança na direção do gradiente.

Por fim, realiza-se a dupla limiarização em que as regiões com gradiente de intensidade maior que o valor de limiar superior são classificados como bordas. Os pontos da imagem com intensidade abaixo do limiar inferior são descartados. Já as regiões que se situam entre esses dois valores limites são classificadas conforme a sua conectividade. Se os *pixels* candidatos estiverem conectados a outros já classificados como borda, então os *pixels* também são considerados como parte das bordas. Caso contrário, os *pixels* candidatos são descartados.

### 2.7.2.3 Transformada circular de Hough

A transformada de Hough é um método de identificação de curvas parametrizadas sobre uma imagem binária computacional. Segundo Yano (2011), pode ser definida através das Equações 2.17, 2.18 e 2.19.

$$H(x, y) = \sum \lambda(x_j, y_j, x_c, y_c, r) \quad (2.17)$$

$$\lambda(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = \begin{cases} 1, & \text{se } g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.18)$$

$$g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = (x_j - x_c)^2 + (y_j - y_c)^2 - r^2 \quad (2.19)$$

A função  $g(x_j, y_j, x_c, y_c, r)$ , definida na Equação 2.19, parametriza circunferências de centro  $(x_c, y_c)$  e raio  $r$ , para os pontos  $(x_j, y_j)$  que pertencem a uma região de borda já detectada por operadores de gradiente. Já a Equação 2.18 representa um voto de um ponto  $(x_j, y_j)$  para os parâmetros da circunferência expressada. Dessa forma, os conjuntos de  $(x_c, y_c, r)$  que apresentam valores máximos da função  $H$  correspondem aos contornos de interesse na imagem analisada.

## 2.8 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

### 2.8.1 Erro Médio Absoluto

A medida estatística Erro Médio Absoluto (*Mean Absolute Error - MAE*) calcula a relação entre  $n$  valores observados ou reais, representados por  $y$ , e previsões ou hipóteses, denominados por  $\bar{y}$ , conforme a Equação 2.20.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}_i| \quad (2.20)$$

### 2.8.2 Raiz Quadrada do Erro Médio Quadrático

A métrica Raiz Quadrada do Erro Médio Quadrático (*Root Mean Squared Error - RMSE*) estabelece a relação entre  $n$  amostras  $y$  e previsões  $\bar{y}$  conforme a Equação 2.21.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2.21)$$

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo serão apresentados os recursos computacionais e a metodologia empregada neste trabalho.

#### 3.1 RECURSOS COMPUTACIONAIS

##### 3.1.1 Python

O Python é uma linguagem de programação de alto nível, interpretada, imperativa, orientada a objetos e funcional que apresenta tipagem dinâmica e forte. Foi criada por Guido van Rossum em 1991 e atualmente é administrada pela Python Software Foundation. Trata-se de uma ferramenta do tipo *open source*, ou seja, seu código-fonte e documentação estão disponíveis gratuitamente ao público para *download* e utilização. Dentre suas aplicações, estão o desenvolvimento *web*, computação científica e numérica para análise e modelagem de dados, e desenvolvimento de *scripts* de linha de comando para automatização de tarefas (PYTHON, s.d.).

A escolha do Python se justifica por sua facilidade de utilização, simplicidade da sua lógica de programação, e também devido a sua eficácia na utilização em problemas de processamento de imagens. Além disso, a linguagem é multiplataforma, isto é, pode ser executada em diferentes plataformas, pois seu interpretador para processamento do código-fonte funciona em qualquer sistema ou processador.

##### 3.1.2 scikit-image

A biblioteca scikit-image tem uma coleção de algoritmos para processamento de imagens que oferecem uma variedade de rotinas de execução em Python (SCIKIT-IMAGE, s.d.). Dispõe de um ferramental que simplifica tarefas como rotular e mensurar objetos numa imagem, bem como operações de filtragens, morfologia e crescimento de regiões. Está disponível gratuitamente e sem restrições. É desenvolvida por uma comunidade ativa de voluntários que buscam um código revisado de alta qualidade.

O endereço eletrônico da biblioteca apresenta um guia de usuário com uma documentação pedagógica repleta de casos de uso das ferramentas. Sua galeria possui exemplos de manipulação de dados, detecção de bordas e linhas, transformações geométricas, filtros e restauração, segmentação de objetos, entre outros tópicos. Este trabalho utilizou extensivamente os métodos contidos na scikit-image para a manipulação de imagens.

### 3.1.3 Streamlit

Streamlit é uma biblioteca desenvolvida em Python para a construção de ferramentas de visualização interativa de dados. O objetivo principal é facilitar o desenvolvimento de aplicações *web* que permitem o usuário interagir com os dados (STREAMLIT, s.d.). Não há a necessidade de se definir rotas de execução nem tratar requisições que utilizam o protocolo HTTP, por exemplo. A interatividade que essa biblioteca oferece permitiu que o usuário neste trabalho realize e experimente a configuração de parâmetros utilizados nos métodos de manipulação de imagem.

### 3.1.4 Heroku

Heroku é um fornecedor de Plataforma como Serviço (*PaaS*) que permite a hospedagem gratuita de aplicações *web* e que suporta a linguagem de programação Python (HEROKU, s.d.). Utiliza-se o serviço do Heroku como forma de disponibilização *online* do sistema de detecção automática desenvolvido neste trabalho.

## 3.2 METODOLOGIA

A Figura 19 apresenta um diagrama em blocos com a metodologia do presente trabalho.

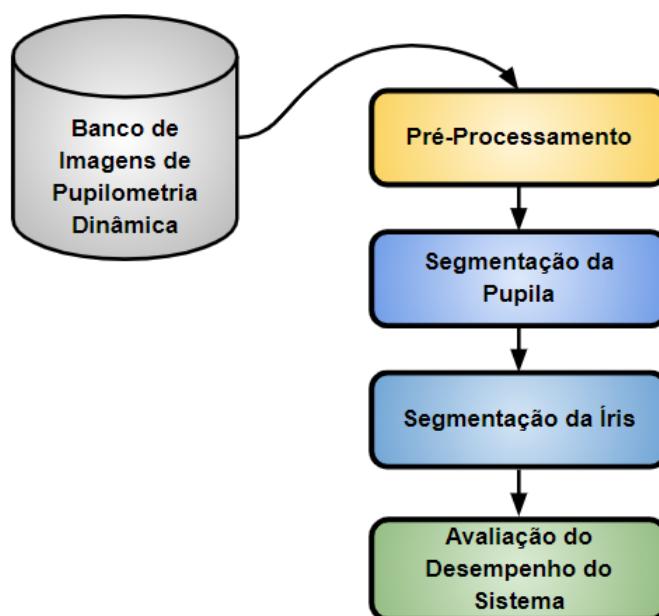


FIGURA 19 – Metodologia do trabalho.  
Fonte: o autor.

### 3.2.1 Aquisição de Imagens

O banco de imagens utilizado como referência para o desenvolvimento do sistema de segmentação foi fornecido pela discente de mestrado Beatriz Bonafini, orientada pelo Prof. Dr. Lucas Ferrari, docente do Departamento de Informática da UFPR (DIInf). As imagens são oriundas de pupilometria realizada em pacientes portadores de diabetes *mellitus* do tipo 1, durante consulta regular no ambulatório do Serviço de Endocrinologia e Metabologia do Hospital das Clínicas da UFPR e, após aprovação do comitê de ética de pesquisa com seres humanos.

Observa-se que as limitações da metodologia proposta estão diretamente relacionadas com a qualidade do material analisado, isto é, a condição em que o vídeo de pupilometria foi gravado. Isso se refere aos níveis de brilho, contraste, nitidez e quantidade de reflexos especulares causados pelos LEDs infravermelhos que foram utilizados para sensibilização pupilar. A Figura 20 apresenta amostras contidas no banco de imagens com tais características gerais distintas entre si.

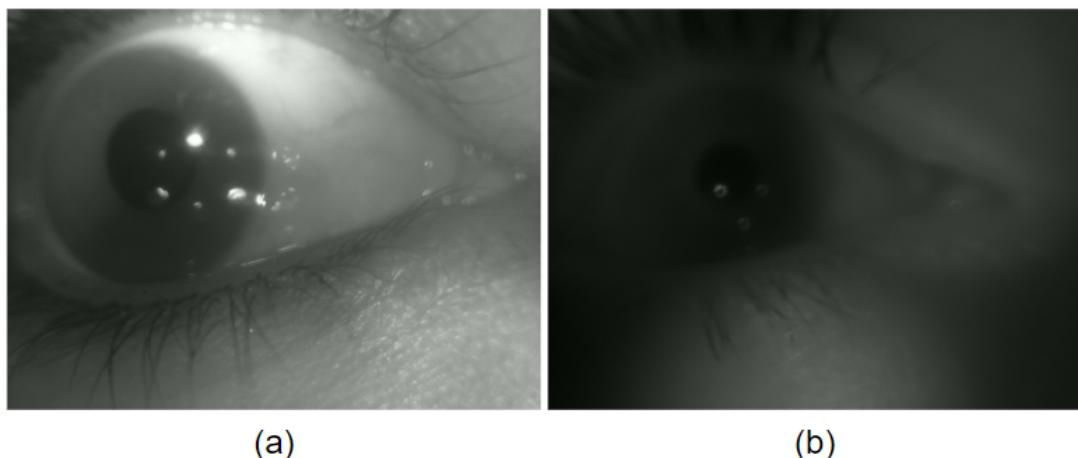


FIGURA 20 – Amostras de imagens com características gerais distintas entre si. (a) Imagem com maior brilho, contraste, nitidez e número de reflexos. (b) Imagem com menor brilho, contraste, nitidez e número de reflexos.

Fonte: banco de imagens fornecido por Beatriz Bonafini.

Outro aspecto relevante que deve ser apresentado é o registro do momento em que olhos piscam em algumas sequências de quadros do material de pupilometria dinâmica analisado, o que acarreta inevitavelmente em falha de localização da pupila e da íris utilizando a metodologia deste trabalho. Como exemplificação disso, a Figura 21 registra o momento em que paciente pisca o olho durante pupilometria.

Assim sendo, o sistema web permite realizar a configuração de parâmetros dos algoritmos envolvidos durante as etapas de processamento, de forma a melhor adaptar os métodos para características de iluminação do ambiente de captura das imagens. Além disso, a ferramenta também permite ao usuário carregar imagens para detecção automática do raio da pupila e da íris.

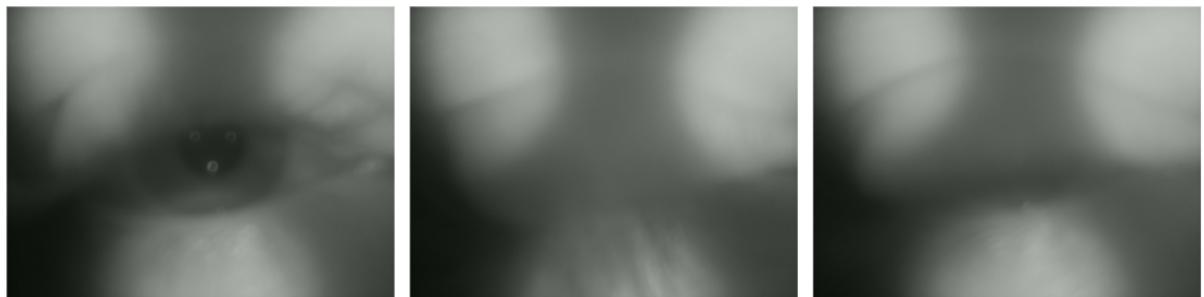


FIGURA 21 – Sequência de três quadros de vídeo em que registra-se paciente piscando o olho durante pupilometria.

Fonte: banco de imagens fornecido por Beatriz Bonafini.

### 3.2.2 Pré-Processamento

De início, os quadros de um vídeo de pupilometria são submetidos à etapa pré-processamento. Primeiramente a imagem é convertida do padrão RGB para escala de cinza. Isso diminui a complexidade de processamento, pois em vez de serem manipulados três canais ou matrizes, utiliza-se apenas uma matriz de *pixels* com valores entre 0 e 255.

Na sequência, aplica-se sobre a imagem em escala de cinza um filtro de suavização com o intuito de remover ruído e detalhes finos, como apresentado no item 2.5.4. O sistema de detecção automática dispõe dos seguintes filtros para tal tarefa: média, mediana e gaussiano, bem como a técnica de equalização de histograma, a qual permite reduzir diferenças acentuadas na imagem.

#### 3.2.2.1 Tratamento de reflexos especulares

Como pode-se perceber na Figura 22, há a aparição de reflexos especulares causados pelo conjunto de LEDs infravermelhos utilizados para a iluminação do olho. Esses reflexos surgem como pontos de alta intensidade sobre a pupila, isto é, pontos com coloração próxima à cor branca sobre a região da pupila, principalmente. Mostra-se importante buscar meios de se remover esses artefatos pois podem prejudicar a eficácia das etapas posteriores de segmentação da pupila e da íris.

A determinação do raio da pupila pode ser prejudicada devido a presença desses reflexos, os quais dificultam a detecção de bordas e altera significativamente a distribuição de níveis de cinza na região de interesse, interferindo assim em algoritmos de segmentação que dependem da conservação dessas características para atingirem resultados satisfatórios. Por isso, faz-se necessário minimizar o efeito negativo desses artefatos antes do início da etapa de segmentação da pupila.

Este trabalho baseou-se no algoritmo desenvolvido por Yano (2011) para localização e remoção de artefatos em imagens. O método consiste em especificar

artefatos a partir das diferenças regionais, considerando que numa imagem em escalas de cinza um artefato apresenta níveis de intensidade maiores do que os *pixels* vizinhos.

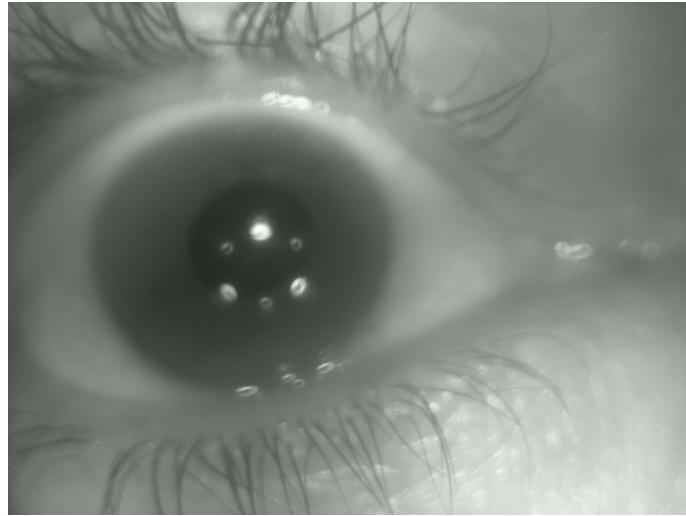


FIGURA 22 – Reflexos especulares sobre imagem causados por LEDs infravermelhos.  
Fonte: o autor.

O algoritmo percorre cada *pixel* da imagem e calcula o valor médio  $V_0$  entre sua própria intensidade e a de sua 4-vizinhança. Da mesma forma, calculam-se os valores das médias dos *pixels* situados a uma distância  $L$  em relação ao *pixel* do centro, obtendo-se assim os valores denominados como  $V_D$ ,  $V_E$ ,  $V_C$  e  $V_B$ , onde o subscrito especifica as direções direita, esquerda, cima e baixo em relação ao ponto central, respectivamente. Essa disposição está elucidada na Figura 23.

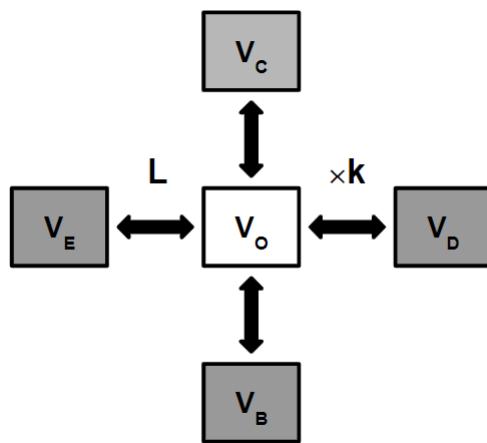


FIGURA 23 – Disposição dos *pixels* utilizados para localização de artefatos.  
Fonte: o autor.

O parâmetro  $L$  é configurado conforme a dimensão dos artefatos que se pretende remover. Já o parâmetro  $k$  representa um fator multiplicativo que quantifica a diferença de intensidades de cinza na vizinhança de *pixels*. Considera-se que os pontos pertencentes a um artefato são aqueles cuja intensidade de sua 4-vizinhança

é maior do que  $k$  vezes às médias das 4-vizinhanças dos quatro pontos  $L$  distantes simultaneamente, denotados por  $V_D$ ,  $V_E$ ,  $V_C$  e  $V_B$ . Substitui-se o valor do ponto central pelo valor mínimo de intensidade entre todos os *pixels* situados na circunferência de raio  $L$ . Por fim, sobre o resultado dessa substituição realiza-se a operação de filtragem pela mediana para suavização da superfície local e remoção de resquícios da operação anterior.

### 3.2.3 Segmentação da Pupila

De forma a obter a posição do centroide, isto é, linha e coluna, bem como o raio da região da pupila em imagens, estudaram-se duas formas distintas de segmentação pupilar. Assim, na sequência detalham-se os dois métodos de processamento digital de imagens denominados, neste trabalho, como binarização global e identificação de circunferências.

#### 3.2.3.1 Binarização global

Parte do pressuposto de que a região da pupila corresponde a porção mais escura da imagem analisada. Utilizando a representação de histograma, pode-se assumir que os pontos da pupila estejam incluídos no intervalo de dados ou *bin* com menor intensidade de cor. Define-se um limiar com o valor numérico da intensidade desse intervalo e, então, efetua-se a limiarização da imagem onde todos os *pixels* com intensidade menor que esse limiar assumem o valor numérico de 255, correspondente ao branco, e todos os *pixels* com intensidade maior são convertidos ao valor numérico 0, correspondente à cor preta. Assim, a nova região branca contém a informação da localização da pupila.

Após o processo de binarização, o sistema permite o usuário escolher qual operador morfológico aplicar sobre a imagem com o intuito de refinar o resultado obtido pela limiarização, removendo regiões relativamente pequenas e indesejadas.

#### 3.2.3.2 Identificação de circunferências

Neste método, inicialmente os contornos presentes na imagem são destacadas a partir do filtro de Canny. Espera-se que a pupila apresente um contorno circular na imagem filtrada. Sobre a imagem filtrada, aplica-se a transformada de Hough para detecção de circunferências. Deseja-se obter com isso o contorno pupilar da imagem e assim, aproximando ela a um círculo, raio e centro são obtidos a partir da área e do centroide da região segmentada, respectivamente.

### 3.2.4 Segmentação da Íris

Para a segmentação da íris, a técnica implementada tomou como base o centroide e raio da pupila obtidos na etapa anterior. O método utiliza o operador gradiente para identificar o ponto de transição entre as regiões da íris e esclera e, com isso, determina-se numericamente o valor do raio da primeira região.

#### 3.2.4.1 Detecção de bordas

Com o objetivo de realçar mudanças abruptas de intensidade na imagem, utilizaram-se filtros passa-altas para identificação de linhas verticais. O sistema desenvolvido neste trabalho permite ao usuário escolher entre os filtros Prewitt, Sobel e Scharr o que melhor se adaptar às características de iluminação do vídeo de pupilometria analisado.

Dessa forma, as bordas verticais são evidenciadas na imagem com o uso desse tipo de filtragem. E, considerando que a pupila e a íris são circunferências concêntricas, pode-se determinar a região de fronteira entre íris e esclera da seguinte maneira: calcula-se o gradiente na direção latitudinal a partir do centro da pupila acrescido do raio da mesma e, então, a diferença horizontal entre esse centro e o valor máximo resultante dessa operação derivativa corresponde ao raio da íris.

### 3.2.5 Avaliação de Desempenho do Sistema

Finalmente, ocorre a validação do sistema ao se comparar as informações extraídas pelo sistema desenvolvido com os dados obtidos por dois especialistas analisando os mesmos vídeos de pupilometria, correspondentes ao melhor e pior caso de desempenho do sistema. A avaliação ocorre por meio da análise dos valores numéricos das métricas Erro Médio Absoluto (MAE) e Raiz Quadrada do Erro Médio Quadrático (RMSE).

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos com o desenvolvimento do sistema.

### 4.1 SISTEMA DE DETECÇÃO AUTOMÁTICA

O sistema de detecção automática do raio da pupila e da íris desenvolvido neste trabalho está hospedado *online* na plataforma Heroku e pode ser acessado em <<https://pupilometria.herokuapp.com>>. As telas de início são apresentadas na Figura 24. Nessa ferramenta, o usuário pode efetuar o carregamento de imagens próprias ou utilizar imagens de exemplo previamente carregadas, como ilustra a Figura 24(a).

Além disso, conforme a Figura 24(b), o sistema apresenta dois modos de execução: completo e de configuração. O primeiro modo aplica os métodos de pré-processamento e segmentação detalhados anteriormente e, apresenta como resultado o raio das regiões da pupila e da íris em cada uma das imagens carregadas, bem como gera um gráfico de linha a partir desses valores numéricos.

Já o modo chamado de configuração possibilita ao usuário o ajuste de parâmetros empregados pelos métodos de processamento de imagem de maneira a melhor adaptá-los a níveis distintos de brilho e contraste encontrados nas imagens. Dentre os parâmetros, destacam-se: largura das máscaras de filtros de suavização e realce; desvio padrão para filtro gaussiano; parâmetros  $L$  e  $k$  para tratamento de reflexos especulares e; método de segmentação da pupila. A configuração é realizada de forma gradual à medida em que o usuário avança através das etapas de pré-processamento, segmentação da pupila e da íris de forma interativa no sistema, visualizando diretamente o efeito de seus ajustes no processamento da imagem.

Na sequência, o usuário pode realizar a configuração do pré-processamento. De acordo com a Figura 25, inicialmente realiza-se a filtragem de suavização da imagem com o objetivo de atenuar componentes de alta frequência presentes na imagem. Após isso, o sistema permite a configuração dos parâmetros  $L$  e  $k$  envolvidos no algoritmo de tratamento de reflexos especulares causados pelos LEDs infravermelhos.

O próximo passo é a segmentação da região da pupila na imagem. Para essa tarefa, o sistema disponibiliza ao usuário os métodos de binarização global e identificação de circunferências, apresentados nas Figuras 26 e 27 respectivamente.

Tendo o sistema armazenado a informação da localização do centroide e do

raio da pupila, inicia-se a etapa de segmentação da região da íris. Conforme a Figura 28(a), primeiramente é aplicada a filtragem de realce, de forma a destacar as bordas verticais presentes na imagem pré-processada. Após isso, o sistema apresenta o resultado da detecção do raio da íris, como pode ser visto na Figura 28(b), utilizando o tipo de filtro de realce selecionado pelo usuário.

De posse dos resultados das segmentações das duas regiões oculares, o sistema então apresenta os resultados na forma de tabela, bem como representa sobre a imagem original as circunferências obtidas a partir do centroide e dos raios da pupila e da íris. A Figura 29 exemplifica isso.

Uma vez que os parâmetros utilizados no sistema foram ajustados pelo usuário, pode-se utilizar o modo de execução completo, em que todos as imagens carregadas são processadas pelo algoritmo de segmentação da pupila e da íris. Caso o usuário não realize o ajuste prévio, o sistema utiliza uma lista de valores pré-carregada por padrão.

Assim sendo, ao se executar o sistema no modo completo o usuário visualiza os resultados alcançados na forma ilustrada pelas telas da Figura 30. Observa-se que o sistema apresenta gráfica e tabularmente os valores numéricos obtidos dos raios da pupila e da íris nas imagens analisadas. A sequência de número dos quadros é gerada conforme a ordem com que as imagens foram carregadas pelo usuário.

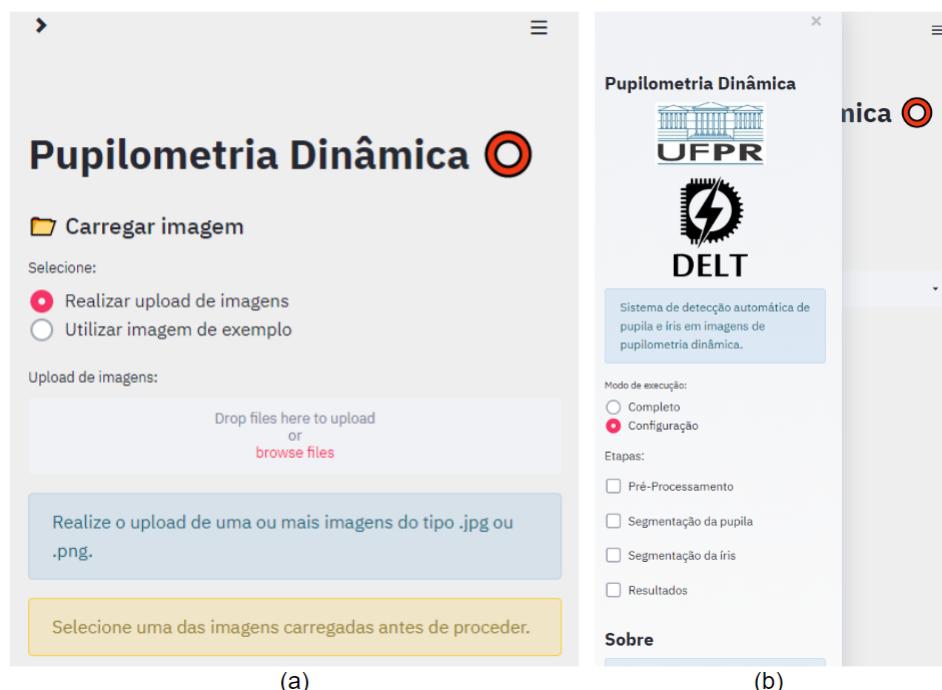


FIGURA 24 – Telas de início do sistema de detecção automática do raio da pupila e da íris.  
 (a) Opções de carregamento de imagens para o processamento. (b) Modos de execução do sistema.

Fonte: o autor.

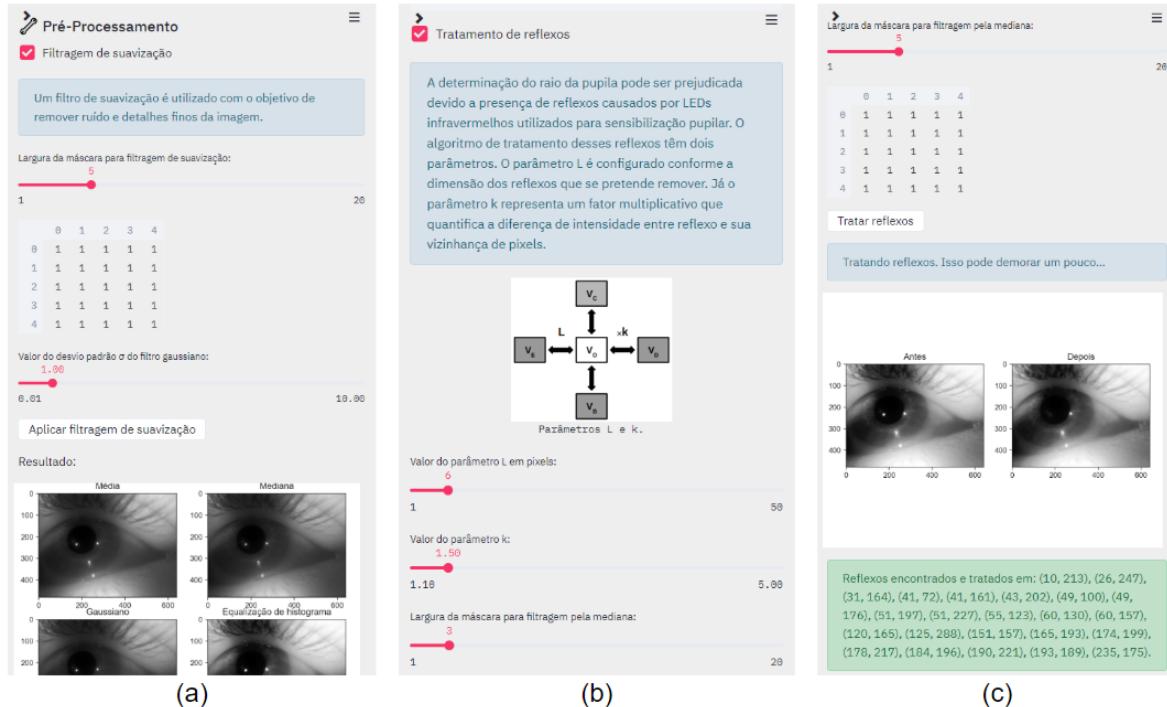


FIGURA 25 – Telas da etapa de pré-processamento da imagem. (a) Filtragem de suavização. (b) Configuração do algoritmo de tratamento de reflexos. (c) Visualização do resultado obtido pelo algoritmo de tratamento de reflexos.

Fonte: o autor.

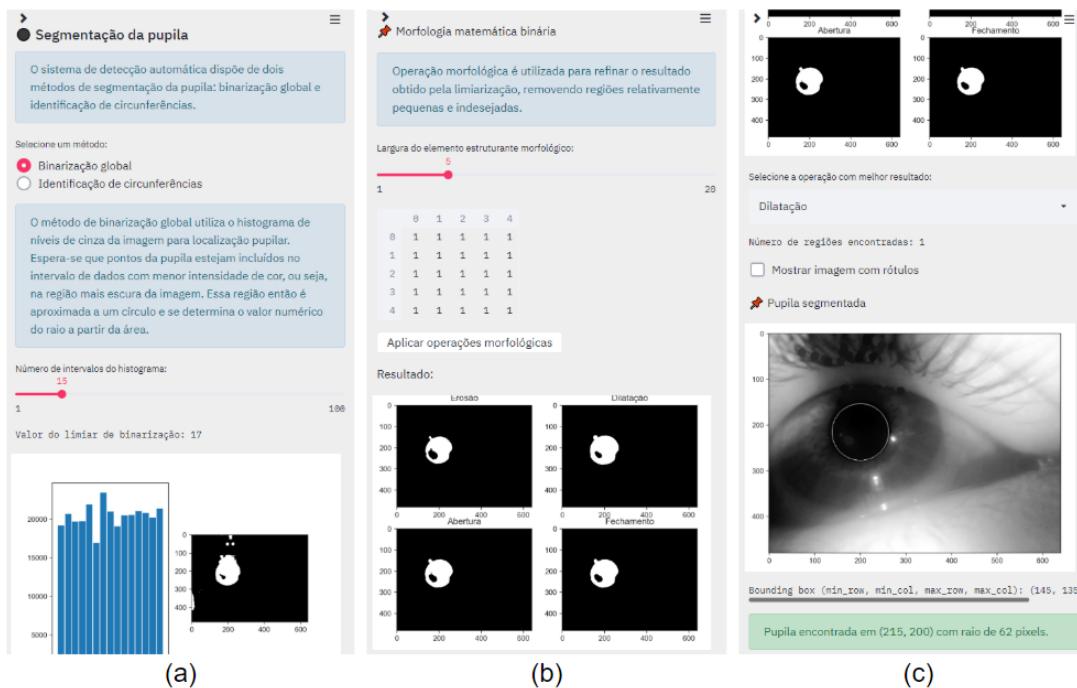


FIGURA 26 – Telas da etapa de segmentação da pupila pelo método de binarização global. (a) Configuração da geração do histograma. (b) Ajuste dos parâmetros dos operadores morfológicos. (c) Visualização do resultado obtido pelo algoritmo de binarização global.

Fonte: o autor.

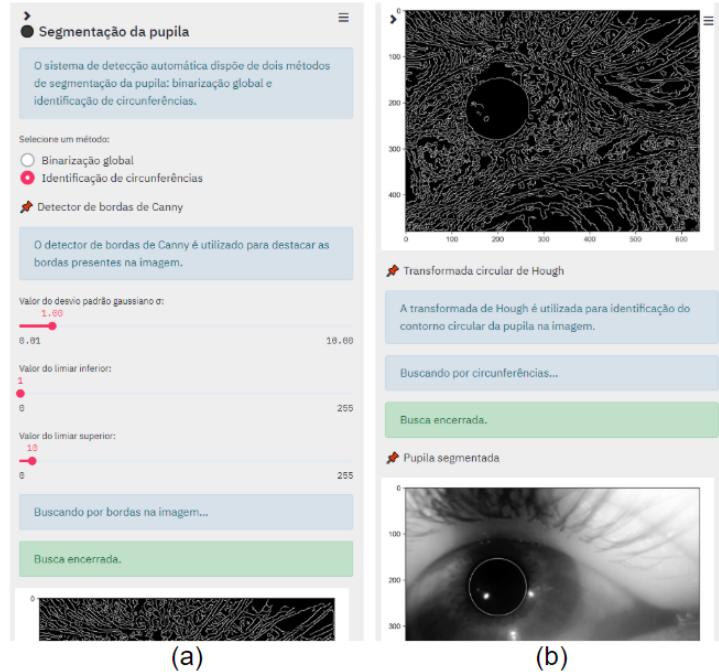


FIGURA 27 – Telas da etapa de segmentação da pupila pelo método de identificação de circunferências. (a) Configuração dos parâmetros do detector de bordas de Canny. (b) Visualização do resultado obtido pelo algoritmo de identificação de circunferências.

Fonte: o autor.

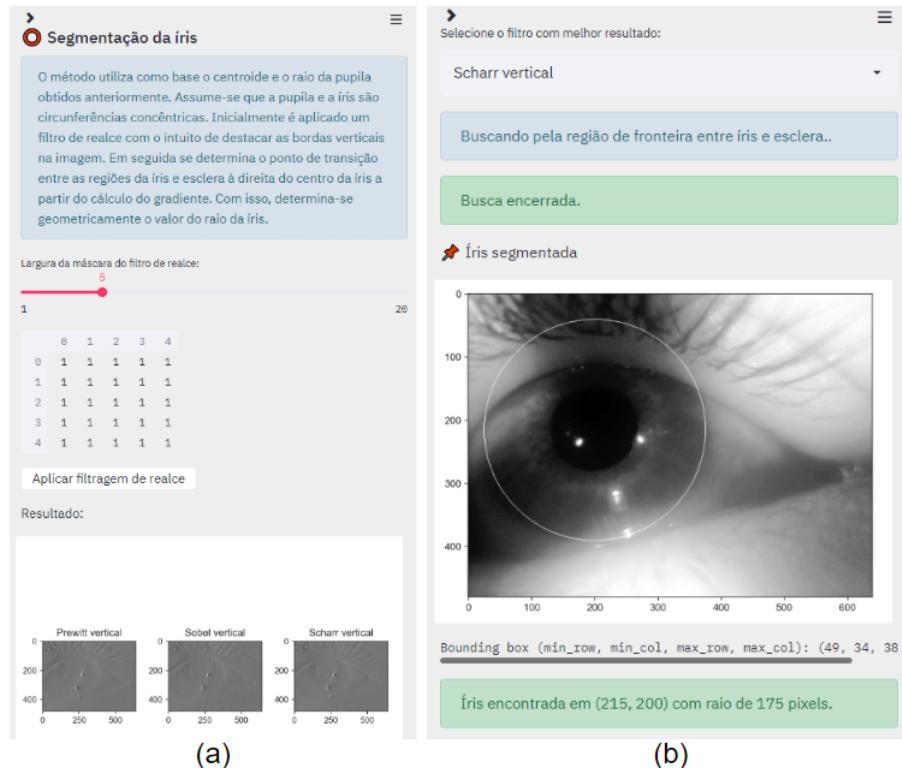


FIGURA 28 – Telas da etapa de segmentação da íris. (a) Filtragem de realce. (b) Visualização do resultado obtido pelo algoritmo de determinação do raio da íris.

Fonte: o autor.

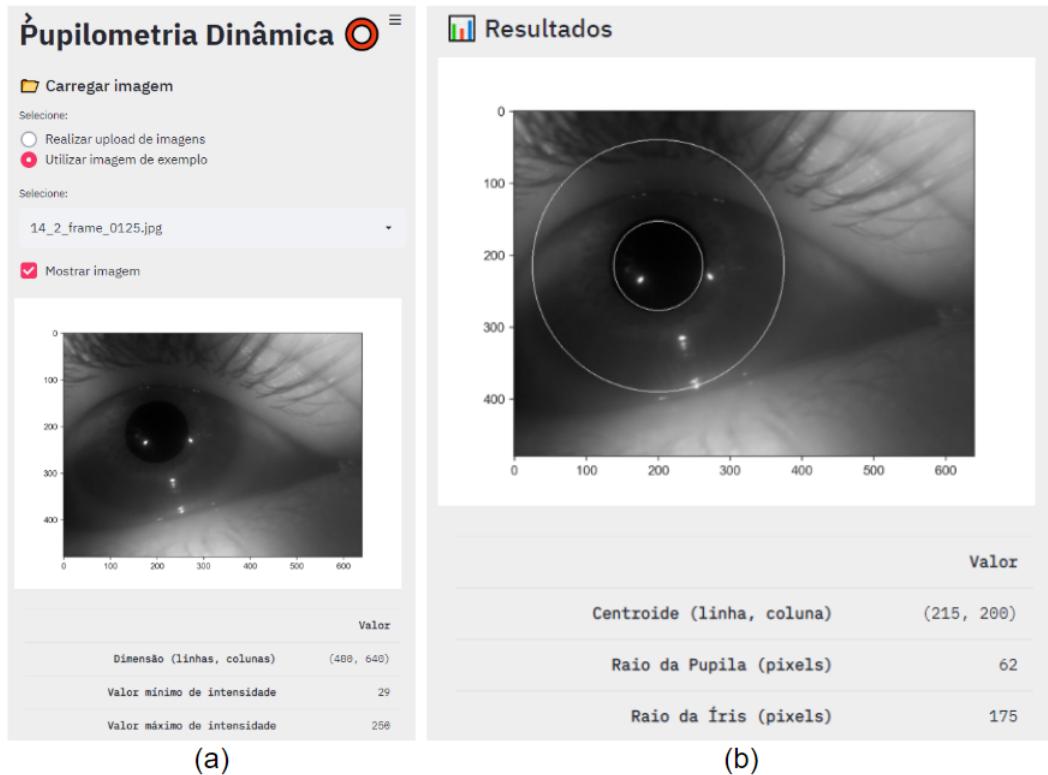


FIGURA 29 – Telas apresentando a imagem de entrada e os resultados obtidos no modo de execução de configuração. (a) Imagem de entrada. (b) Imagem de saída com raio da pupila e da íris traçados em branco.

Fonte: o autor.

## 4.2 PRÉ-PROCESSAMENTO

Inicialmente a imagem é submetida ao pré-processamento. Nessa etapa, a imagem carregada é convertida para escala de cinza. Após isso, é aplicado sobre a imagem convertida um filtro de suavização com o intuito de remover ruído tipo sal e pimenta. Utilizando o filtro da mediana obtém-se o resultado mostrado na Figura 31.

Em seguida, executa-se a etapa de tratamento de reflexos especulares, causados pelos LEDs infravermelhos utilizados na sensibilização da pupila durante o exame de pupilometria. Uma exemplificação do efeito desse processo sobre a imagem pode ser visualizado na Figura 32, utilizando  $L = 9$  e  $k = 1,5$ . Nota-se que um reflexo na porção mais a direita da pupila é removido da imagem.

Conforme alerta Yano (2011), um valor de  $L$  muito alto pode levar a detecções incorretas e alterações indesejadas na imagem, enquanto um valor baixo poderia reduzir a eficácia do método ao ignorar um ou mais reflexos. Já um valor baixo para o parâmetro  $k$  ocasionar na identificação incorreta de artefatos, enquanto que um valor elevado acarreta em ignorar alguns reflexos, reduzindo o desempenho do método de remoção de reflexos especulares.

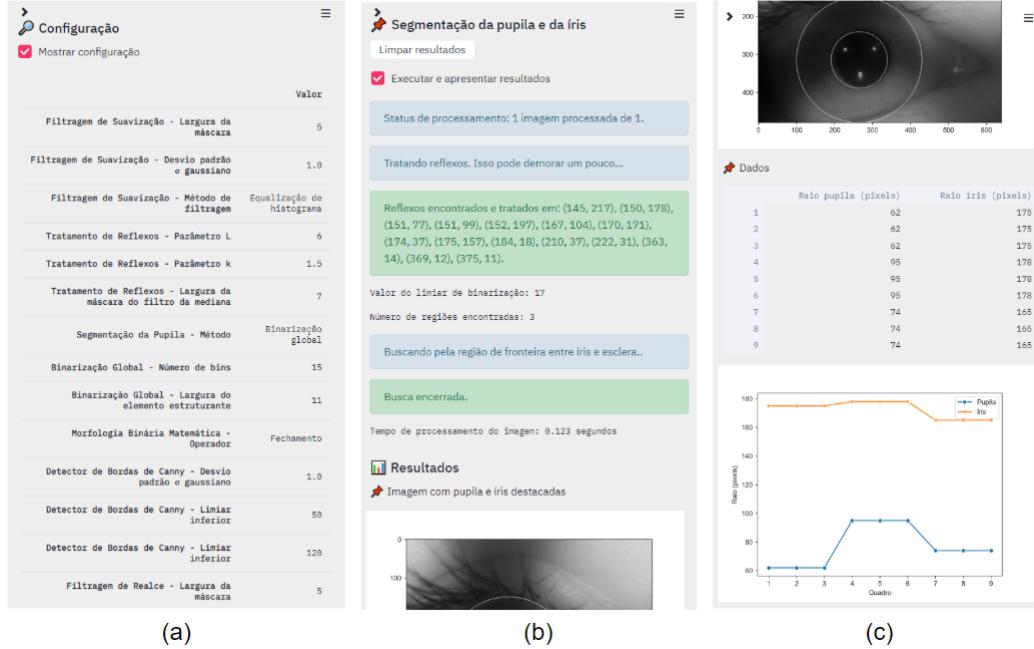


FIGURA 30 – Telas apresentando os resultados obtidos no modo de execução completo. (a) Visualização da lista de parâmetros configurados. (b) Mensagens apresentadas pelo sistema durante execução do algoritmo de detecção do raio da pupila e da íris. (c) Visualização dos resultados obtidos para os quadros analisados de vídeo de pupilometria.

Fonte: o autor.

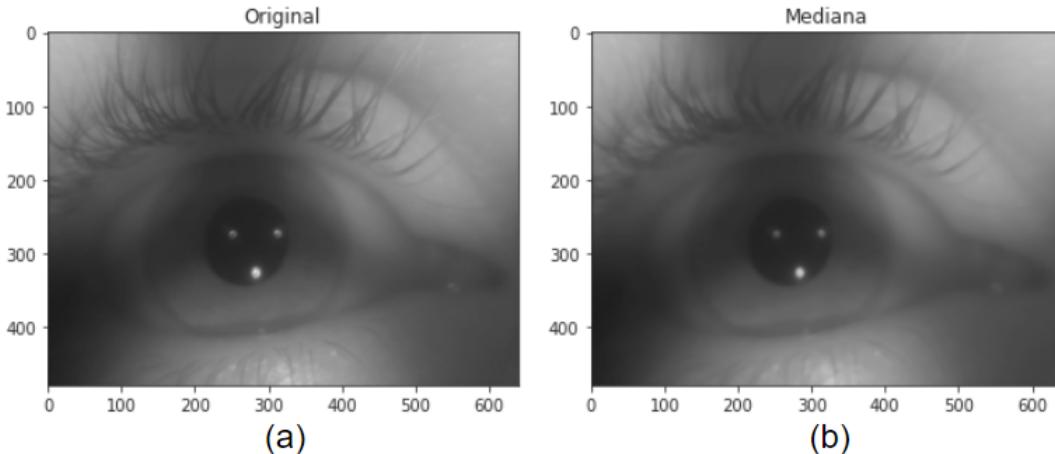


FIGURA 31 – Remoção de ruído tipo sal e pimenta. (a) Imagem de entrada. (b) Imagem após filtragem pela mediana utilizando máscara  $7 \times 7$ .

Fonte: o autor.

#### 4.3 SEGMENTAÇÃO DA PUPILA

A seguir são apresentados os resultados obtidos a partir dos dois métodos de segmentação pupilar estudados neste trabalho.

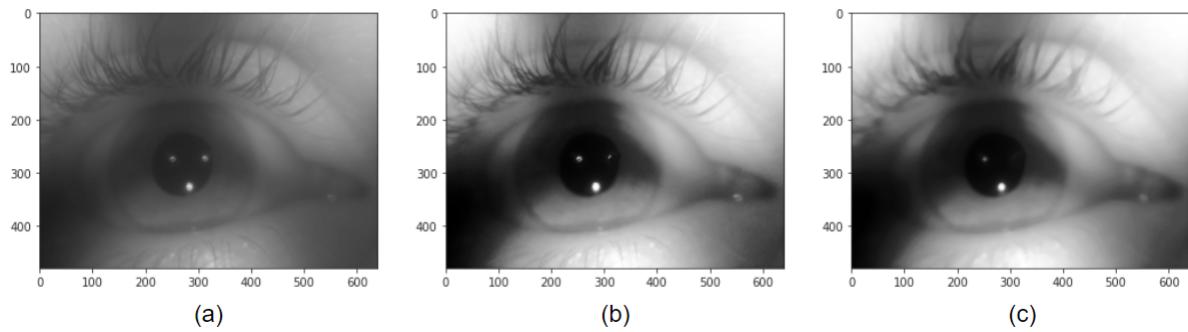


FIGURA 32 – Tratamento de reflexos especulares em imagem. (a) Imagem de entrada. (b) Imagem processada pelo algoritmo de tratamento de reflexos. (c) Imagem processada após filtragem pela mediana.

Fonte: o autor.

#### 4.3.1 Binarização Global

Neste método, gera-se um histograma que quantifica os níveis de cinza da imagem pré-processada. Em seguida ocorre a binarização da imagem a partir do valor numérico que delimita o primeiro intervalo numérico ou *bin*. A Figura 33 ilustra o resultado da binarização a partir de um histograma utilizando 40 *bins*.

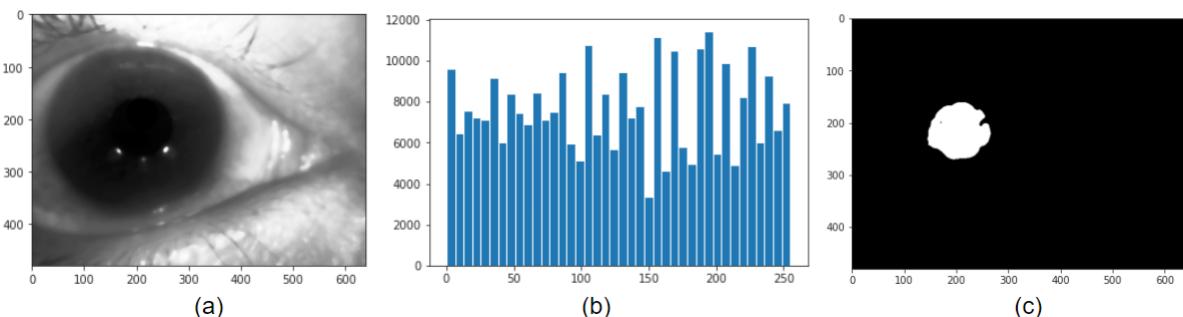


FIGURA 33 – Binarização de imagem a partir de histograma. (a) Imagem após tratamento de reflexos. (b) Histograma da imagem. (c) Imagem binarizada a partir do histograma.

Fonte: o autor.

Após o processo de binarização, podem haver resquícios da operação que deformam a região pupilar segmentada. Uma forma de refinamento desse processo é a utilização de operações morfológicas. A Figura 34 demonstra os resultados obtidos após a aplicação dos operadores morfológicos dilatação, erosão, abertura e fechamento sobre a imagem binarizada.

Por fim, a região segmentada é aproximada a um círculo e raio e posição pupilar são obtidos a partir da área e do centroide, respectivamente.

#### 4.3.2 Identificação de Circunferências

Neste método, inicialmente os contornos presentes na imagem são destacadas a partir do filtro de Canny. A pupila apresenta-se como um contorno circular na imagem

filtrada, sobre a qual aplica-se então a transformada de Hough para detecção de circunferências. Deseja-se obter com isso o contorno pupilar da imagem e assim, aproximando ela a um círculo, raio e centro são obtidos a partir da área e do centroide da região segmentada, respectivamente. A Figura 35 ilustra a segmentação da pupila por meio deste método.

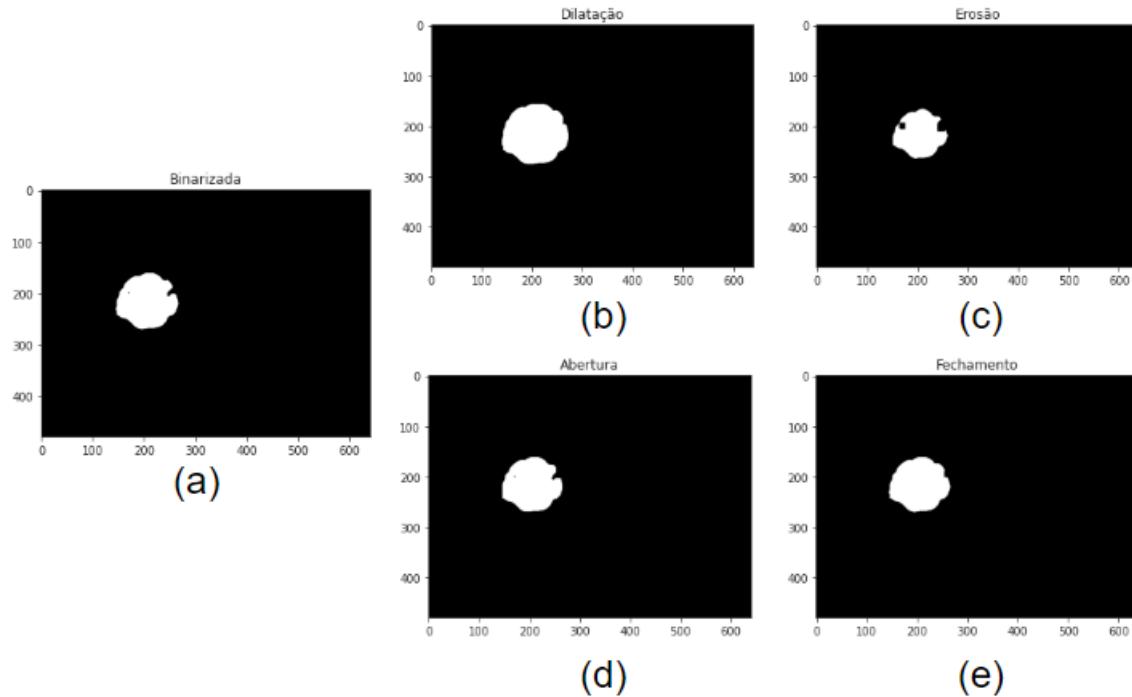


FIGURA 34 – Operações morfológicas aplicadas em imagem binarizada. (a) Imagem binarizada. (b) Imagem após dilatação. (c) Imagem após erosão. (d) Imagem após abertura. (e) Imagem após fechamento.

Fonte: o autor.

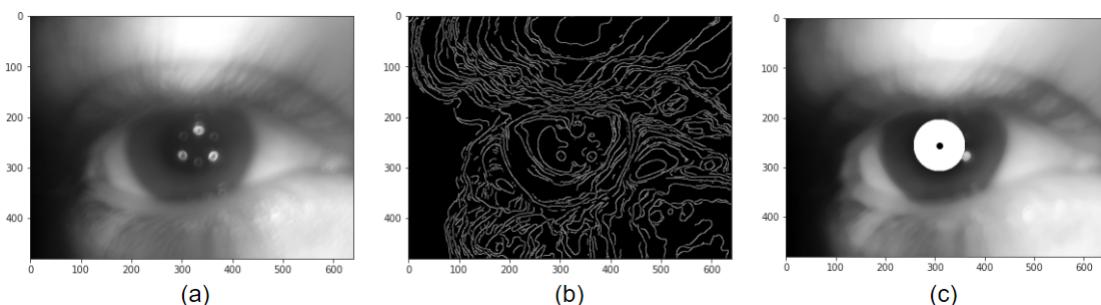


FIGURA 35 – Identificação da pupila. (a) Imagem original. (b) Imagem com contornos destacados pelo filtro de Canny. (c) Imagem com pupila segmentada após aplicação da transforma circular de Hough.

Fonte: o autor.

#### 4.4 SEGMENTAÇÃO DA ÍRIS

Para encontrar a região que a íris ocupa na imagem, inicialmente são aplicados filtros passa-altas que evidenciam as bordas verticais na imagem. O sistema possibilita

ao usuário escolher o tipo de filtro passa-alta a ser utilizado para realçar o ponto de transição entre as regiões da íris e esclera. A Figura 36 mostra os resultados da filtragem pelos filtros passa-alta Prewitt, Sobel e Scharr.

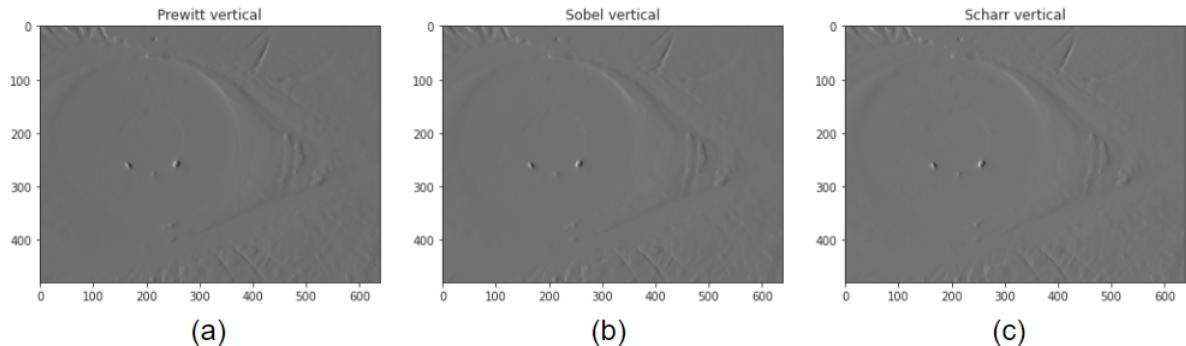


FIGURA 36 – Filtros passa-altas aplicados sobre imagem com reflexos tratados. (a) Prewitt vertical. (b) Sobel vertical. (c) Scharr vertical.

Fonte: o autor.

Na Figura 36 nota-se que a fronteira entre íris e esclera é melhor evidenciada utilizando os filtros de detecção de linhas verticais.

Após isso, aplica-se a operação do gradiente para identificar o ponto de transição entre as regiões da íris e esclera. A Figura 37 demonstra o procedimento a partir da imagem realçada pelo filtro de Scharr vertical, na qual observa-se que o segmento de raio da íris corresponde à linha que une os pontos de cor verde e vermelho.

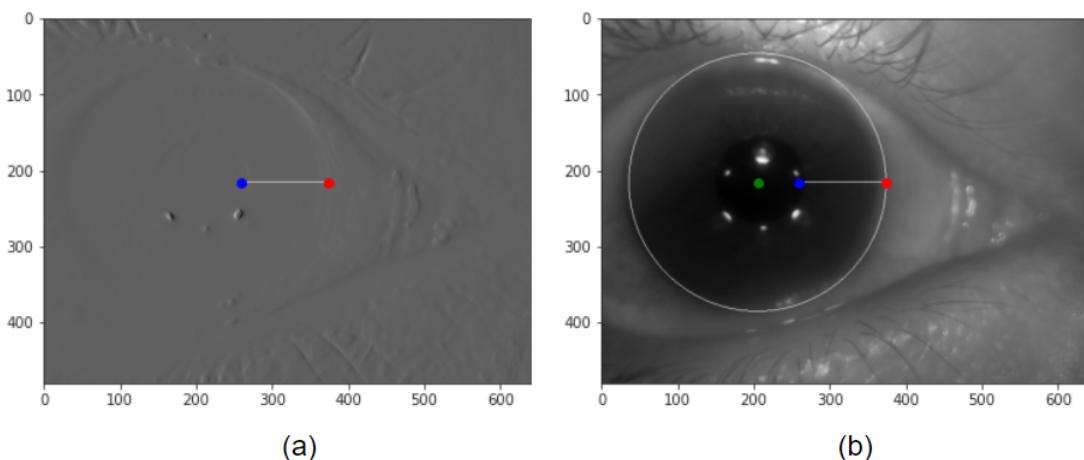


FIGURA 37 – Determinação do raio da íris. (a) Caminho do gradiente (linha em branco) que se inicia no ponto equivalente ao centro da íris acrescido horizontalmente pelo raio da pupila (ponto em azul) e alcança o ponto de fronteira entre íris e esclera (ponto em vermelho). (b) Raio da íris traçado sobre imagem original (arco em branco) a partir do centro da pupila e da íris (ponto em verde).

Fonte: o autor.

#### 4.5 AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO

A avaliação de desempenho deu-se a partir da comparação entre as marcações dos especialistas, representando os valores reais dos raios da pupila e da íris, e as previsões obtidas pelo sistema de detecção automática. A análise da eficácia do sistema proposto foi realizada ao se contrapor os resultados obtidos para o melhor e pior caso verificados. Nessa análise, utilizou-se apenas o método de binarização global para segmentação da pupila nas imagens.

A Figura 38 apresenta os primeiros quadros dos vídeos de pupilometria dos pacientes nº12 e nº1, ambos coleta de nº1, correspondendo ao melhor e pior caso, respectivamente.

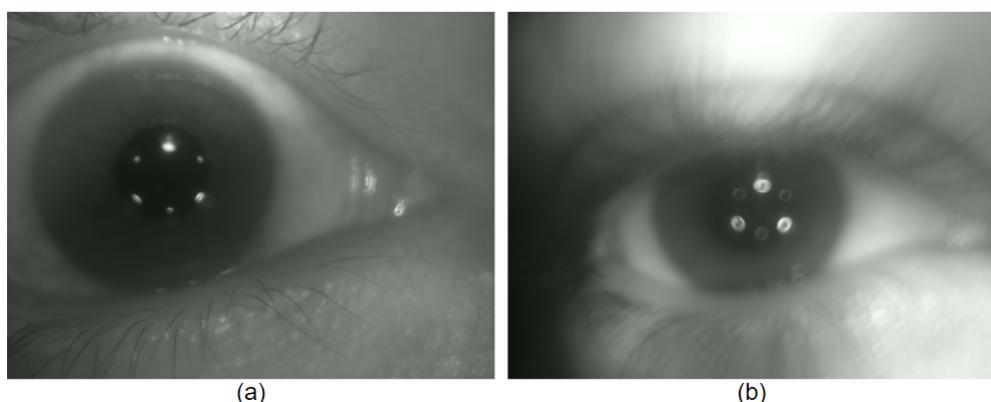


FIGURA 38 – Primeiro quadro dos vídeos de pupilometria dos pacientes nº12 e nº1, ambos coleta de nº 1. (a) Quadro referente ao paciente nº 12. (b) Quadro referente ao paciente nº 1.

Fonte: o autor.

A Figura 39 apresenta as marcações dos especialistas 1 e 2 juntamente com as medidas obtidas pelo sistema para os quadros do vídeo de pupilometria do paciente nº 12 e coleta nº 1. Dentre os vídeos de pupilometria analisados, trata-se do melhor resultado verificado. Nota-se que a curva azul obtida pelo sistema, referente ao raio da pupila, mostra-se relativamente próxima às curvas especificadas pelos dois especialistas. Observa-se ainda que o maior erro verificado nas medidas do raio da pupila se encontra no quadro de número 24 do vídeo em questão, onde o valor obtido pelo sistema dista aproximadamente 14 pixels em relação à média dos valores dos especialistas nesse instante.

De forma a quantificar os erros observados entre as marcações dos especialistas e as do sistema de detecção automática, apresenta-se na Tabela 1 as métricas MAE e RMSE entre os valores reais, encontrados pelos especialistas 1 e 2, e os valores das previsões, obtidos pelo sistema, referentes aos raios da pupila e da íris para o mesmo vídeo de pupilometria.

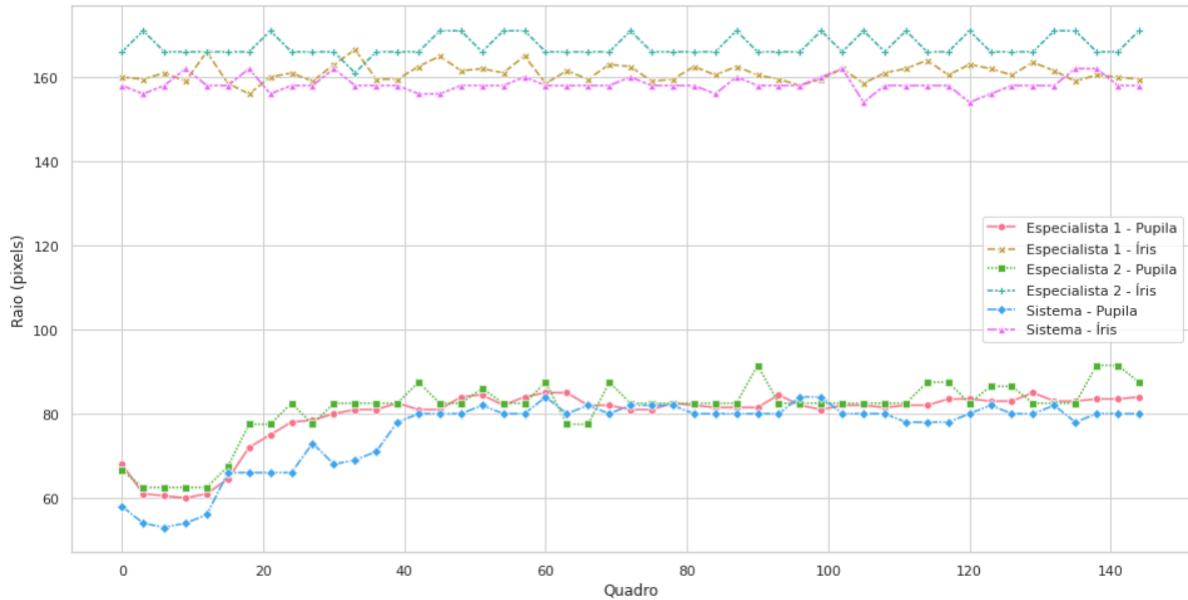


FIGURA 39 – Marcações dos raios da pupila e da íris para os quadros do vídeo de pupilometria do paciente nº 12 e coleta nº 1.

Fonte: o autor.

TABELA 1 – Resultados das métricas MAE e RMSE para os raios da pupila e da íris referentes ao paciente nº 12 e coleta nº 1.

	Pupila MAE	Pupila RMSE	Íris MAE	Íris RMSE
Especialista 1 x Sistema	4,031	5,101	3,337	4,039
Especialista 2 x Sistema	5,694	7,062	9,184	9,744
Média	4,863	6,082	6,260	6,892
Desvio padrão	0,832	0,981	2,923	2,852

Já a Figura 40 apresenta o pior caso verificado neste trabalho, em que se verificam as marcações dos especialistas 1 e 2 juntamente com as medidas obtidas pelo sistema para os quadros do vídeo de pupilometria do paciente nº 1 e coleta nº 1.

A Tabela 2 apresenta os valores das métricas MAE e RMSE entre os valores encontrados pelos especialistas 1 e 2, e os valores obtidos pelo sistema de detecção automática ao se analisar o mesmo vídeo de pupilometria. Pode-se notar que o pior caso tem a métrica MAE aproximadamente sete vezes maior que a mesma métrica encontrada para os valores do raio da pupila no melhor caso. Já em relação aos valores do raio da íris, a métrica RMSE obtida para o pior caso é cerca de seis vezes maior que a mesma para o melhor caso.

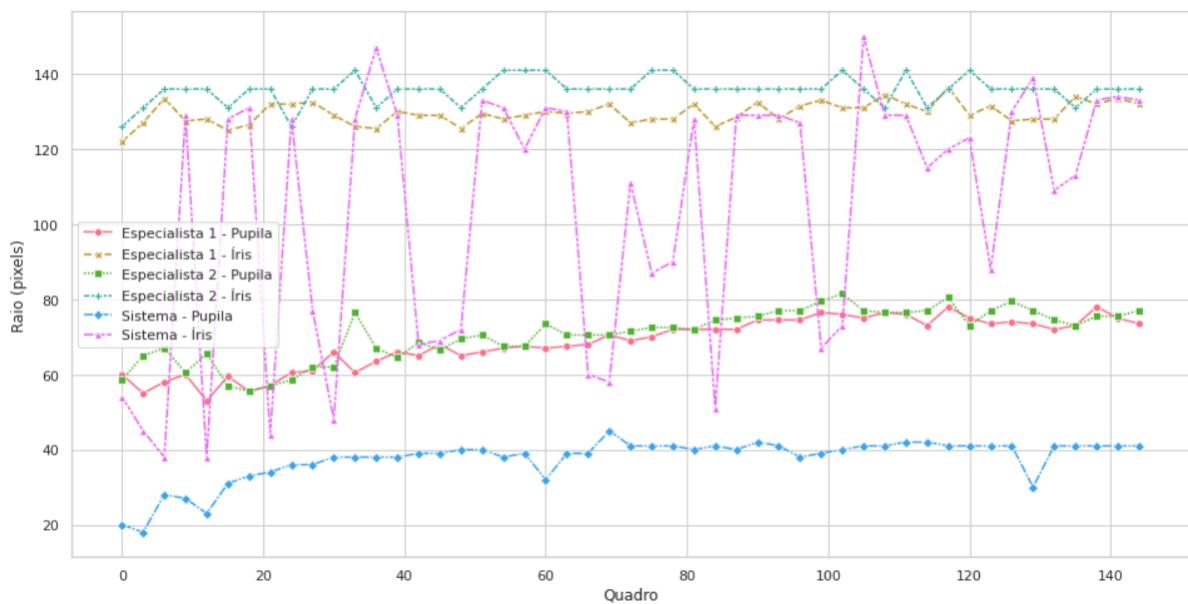


FIGURA 40 – Marcações dos raios da pupila e da íris para os quadros do vídeo de pupilometria do paciente nº 1 e coleta nº 1.

Fonte: o autor.

TABELA 2 – Resultados das métricas MAE e RMSE para os raios da pupila e da íris referentes ao paciente nº 1 e coleta nº 1.

	Pupila MAE	Pupila RMSE	Íris MAE	Íris RMSE
Especialista 1 x Sistema	31,000	31,339	28,673	42,297
Especialista 2 x Sistema	33,316	33,823	33,102	46,253
Média	32,158	32,581	30,887	44,275
Desvio padrão	1,158	1,242	2,214	1,978

## 5 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Com o presente trabalho foi desenvolvido um sistema que efetua a extração dos raios geométricos da pupila e da íris em imagens de pupilometria dinâmica. Disponibiliza-se de forma *online* e aberta a ferramenta para a comunidade que possui interesse no tema de estudo. A aplicação permite se reajustar conforme interação do usuário para atingir resultados satisfatórios na extração de informações das imagens.

Ao se comparar os resultados obtidos pelo sistema com as marcações realizadas por especialistas, observou-se relativa eficácia dos métodos de processamento de imagens empregados para imagens nítidas e com baixa presença de reflexos. No melhor caso verificado, o sistema alcançou os valores médios de 6,082 e 6,892 referentes à métrica RMSE na determinação do raio da pupila e da íris. Quando a ferramenta realizou o processamento de imagens desfocadas e com um número alto de reflexos, os resultados alcançados não foram satisfatórios. Nota-se essa diferença de desempenho através dos valores médios de RMSE equivalentes a 32,581 e 44,275, os quais foram obtidos no pior caso analisado e que correspondem aos raios da pupila e da íris, respectivamente.

### 5.1 TRABALHOS FUTUROS

Para trabalhos futuros sugere-se que a aplicação *web* possa ser integrada a um dispositivo físico de captura de vídeo de pupilometria dinâmica, a fim de extrair dados das imagens com celeridade uma vez que não há etapa intermediária entre a aquisição e o processamento dos quadros.

Além disso, faz-se relevante o estudo de algoritmos que envolvam aprendizado de máquina, de forma a englobar processos mais sofisticados para a segmentação das regiões da pupila e da íris.

## REFERÊNCIAS

- AZEVEDO, E.; CONCI, A.; LETA, F. R. **Computação Gráfica.** [S.I.]: Elsevier, 2008. v. 2. Citado 2 vezes nas páginas 31, 32.
- BOYD, K; TURBERT, D. Parts of eye. **American Academy of Ophthalmology**, 2018. Disponível em: <[www.aao.org/eye-health/anatomy/parts-of-eye](http://www.aao.org/eye-health/anatomy/parts-of-eye)>. Citado 1 vez na página 20.
- CANNY, J F. A Computational Approach for Edge Detection. **IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.**, 679:698, 1986. Citado 1 vez na página 39.
- CASSIANO, G. **Avaliação e alteração dos reflexos pupilares.** Instituto Brasileiro de Treinamento e Pesquisa em Lentes de Contato. Disponível em: <[www.ibtplc.com.br/ArtigosDetalhes.aspx?i=pt-BR&idArtigo=48](http://www.ibtplc.com.br/ArtigosDetalhes.aspx?i=pt-BR&idArtigo=48)>. Citado 1 vezes nas páginas 21, 22.
- DIAS, A G Costa. **Pupilometria dinâmica: uma proposta de rastreamento da posição e tamanho da pupila em tempo real.** 2014. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, Brasil. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Citado 0 vez na página 28.
- DÜTSCH, Matthias et al. Pupilography refines the diagnosis of diabetic autonomic neuropathy. **Journal of the Neurological Sciences**, v. 222, p. 75–81, 2004. Citado 1 vez na página 23.
- FERRARI, G L et al. Using dynamic pupillometry as a simple screening tool to detect autonomic neuropathy in patients with diabetes: a pilot study. **BioMedical Engineering OnLine**, v. 9, n. 26, 2010. Disponível em: <[biomedical-engineering-online.biomedcentral.com/articles/10.1186/1475-925X-9-26](http://biomedical-engineering-online.biomedcentral.com/articles/10.1186/1475-925X-9-26)>. Citado 0 vez na página 24.
- FERRARI, Giselle. **Pupilometria dinâmica: aplicação na detecção e avaliação da neuropatia autonômica diabética e estudo da correlação entre a resposta temporal da pupila ao estímulo visual e a glicemia.** 2008. Tese de doutorado – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, Brasil. Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Citado 1 vez na página 24.
- FILHO, Ogê Marques; NETO, Hugo Vieira. **Processamento Digital de Imagens.** [S.I.]: Brasport, 1999. ISBN 8574520098. Citado 3 vezes nas páginas 25, 31, 38.
- FOSS-FREITAS, Maria; MARQUES, Wilson; FOSS, Milton. Autonomic neuropathy: A high risk complication for type 1 diabetes mellitus. **Arquivos brasileiros de endocrinologia e metabologia**, v. 52, p. 398–406, 2008. Disponível em:

- <[www.researchgate.net/publication/5413484\\_Autonomic\\_neuropathy\\_A\\_high\\_risk\\_complication\\_for\\_type\\_1\\_diabetes\\_mellitus](http://www.researchgate.net/publication/5413484_Autonomic_neuropathy_A_high_risk_complication_for_type_1_diabetes_mellitus)>. Citado 1 vez na página 22.
- FOTIOU, F et al. Automated standardized pupillometry with optical method for purposes of clinical practice and research. **Clinical Physiology**, v. 20, n. 5, p. 336–347, 2000. Disponível em: <[www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10971544](http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10971544)>. Citado 4 vez na página 23.
- GONZALEZ, R.; WOODS, R. **Processamento Digital de Imagens**. [S.I.]: Pearson, 2001. v. 3. Citado 13 vezes nas páginas 21, 26–29, 31, 33, 34, 37–39.
- HEROKU - Cloud Application Platform. Heroku. Disponível em: <[www.heroku.com](http://www.heroku.com)>. Citado 1 vez na página 43.
- INTERNATIONAL DIABETES FEDERATION. **IDF Atlas**. 7. ed. Bruxelas, Bélgica, 2015. Disponível em: <[www.diabetesatlas.org/en/resources](http://www.diabetesatlas.org/en/resources)>. Citado 1 vez na página 17.
- MANDRUP-POULSEN, Thomas. Recent Advances – Diabetes. **British Medical Journal**, v. 316, p. 1221–1225, 1998. Disponível em: <[www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1112985](http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1112985)>. Citado 1 vez na página 22.
- MANUAL DA DIABETES. **Taxa de Diabetes: Quais os índices aceitáveis**. [S.I.], 2019. Disponível em: <[www.manualdadiabetes.com.br/taxa-de-diabetes-quais-os-indices-aceitaveis](http://www.manualdadiabetes.com.br/taxa-de-diabetes-quais-os-indices-aceitaveis)>. Citado 0 vez na página 22.
- MEEKER, M et al. Pupil examination: validity and clinical utility of an automated pupillometer. **Journal of Neuroscience Nursing**, v. 37, n. 1, p. 34–40, 2005. Citado 1 vez na página 23.
- MIRANDA-VILELA, Ana Luisa. **Sistema Nervoso**. Disponível em: <[afh.bio.br/sistemas/nervoso/4.php](http://afh.bio.br/sistemas/nervoso/4.php)>. Citado 1 vez na página 23.
- MUNDO EDUCAÇÃO. **Estrutura interna dos olhos**. [S.I.]. Disponível em: <[mundoeducacao.bol.uol.com.br/biologia/estrutura-interna-dos-olhos.htm](http://mundoeducacao.bol.uol.com.br/biologia/estrutura-interna-dos-olhos.htm)>. Citado 0 vez na página 21.
- PEDRINI, H. **Apostila de Processamento de Imagens. Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações**. [S.I.]: Departamento de Informática - UFPR, 2004. v. 2. Citado 1 vez na página 33.
- PYTHON. Python Software Foundation. Disponível em: <[www.python.org](http://www.python.org)>. Citado 1 vez na página 42.
- SCIKIT-IMAGE - Image Processing in Python. Scikit-Image. Disponível em: <[scikit-image.org](http://scikit-image.org)>. Citado 1 vez na página 42.
- SMITH, S A; SMITH, S E. Evidence for a neuropathic aetiology in the small pupil of diabetes mellitus. **Br J Ophthalmol**, 67:89, 1983. Citado 1 vez na página 23.

SMITH, S E; SMITH, S A et al. Pupillary signs in diabetic autonomic neuropathy. **Br Med J**, 2:924, 1978. Citado 1 vez na página 23.

SOARES, H. B. **Análise e Classificação de Imagens de Lesões da Pele por Atributos de Cor, Forma e Textura utilizando Máquina de Vetor de Suporte**. 2008. Tese de doutorado – Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Computação. Citado 3 vezes nas páginas 35–37.

SOCIEDADE BRASILEIRA DE DIABETES. **Diretrizes da Sociedade Brasileira de Diabetes (2017-2018)**. 7. ed. São Paulo, Brasil, 2017. Disponível em: <[www.diabetes.org.br/profissionais/images/2017/diretrizes/diretrizes-sbd-2017-2018.pdf](http://www.diabetes.org.br/profissionais/images/2017/diretrizes/diretrizes-sbd-2017-2018.pdf)>. Citado 1 vez na página 17.

STREAMLIT - The fastest way to build data apps. Streamlit. Disponível em: <[www.streamlit.io](http://www.streamlit.io)>. Citado 1 vez na página 43.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **World Health Organization - world health statistic 2018: monitoring health for the SDGs, sustainable development goals**. [S.I.]. Disponível em:

<[www.who.int/gho/publications/world\\_health\\_statistics/2018/en](http://www.who.int/gho/publications/world_health_statistics/2018/en)>. Citado 1 vez na página 17.

YANO, V. **Sistema biométrico multimodal baseado em pupilometria dinâmica**. 2011. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Brasil. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Citado 3 vezes nas páginas 40, 45, 53.