



Universidade Federal do Piauí  
Centro de Ciências da Natureza  
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

# **O impacto da luminosidade na detecção da região de interesse usando rastreamento ocular**

**James da Luz Dias**

**Teresina-PI, Agosto de 2022**

James da Luz Dias

## **O impacto da luminosidade na detecção da região de interesse usando rastreamento ocular**

**Dissertação de Mestrado** apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da UFPI (área de concentração: Sistemas de Computação), como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Mestre em Ciência da Computação.

Universidade Federal do Piauí – UFPI

Centro de Ciências da Natureza

Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Orientador: André Castelo Branco Soares

Coorientador: Kelson Rômulo Teixeira Aires

Teresina-PI

Agosto de 2022

FICHA CATALOGRÁFICA  
Universidade Federal do Piauí  
Biblioteca Setorial de Ciências da Natureza – CCN  
Serviço de Processamento Técnico

D541i Dias, James da Luz.

O impacto da luminosidade na detecção da região de interesse usando rastreamento ocular / James da Luz Dias – 2021.

53 f.: il.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Piauí, Centro de Ciências da Natureza, Pós-Graduação em Ciência da Computação, Teresina, 2022.

“Orientador: Prof. Dr. André Castelo Branco Soares.”

Coorientador: Prof. Dr. Kelson Rômulo Teixeira Aires

1. Rastreamento ocular. 2. Processamento de imagem. 3. Luminosidade. I. Soares, André Castelo Branco. II. Título.

CDD 004.54


Bibliotecária: Caryne Maria da Silva Gomes – CRB3/1461

# “O impacto da luminosidade na detecção da região de interesse usando rastreamento ocular”

**JAMES DA LUZ DIAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação do Centro de Ciências da Natureza da Universidade Federal do Piauí, como parte integrante dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação.

Aprovada por:

Documento assinado digitalmente  
 ANDRE CASTELO BRANCO SOARES  
Data: 06/09/2022 17:31:37-0300  
Verifique em <https://verificador.iti.br>

---


**Prof. André Castelo Branco Soares**  
(Presidente da banca examinadora)

ANSELMO CARDOSO DE  
PAIVA:37552384387

Assinado de forma digital por ANSELMO CARDOSO DE  
PAIVA:37552384387  
Dados: 2022.09.13 15:20:51 -03'00'


---

**Prof. Anselmo Cardoso de Paiva**  
(Examinador externo à instituição)

Documento assinado digitalmente  
 KELSON ROMULO TEIXEIRA AIRES  
Data: 09/09/2022 11:32:12-0300  
Verifique em <https://verificador.iti.br>

---

**Prof. Kelson Rômulo Teixeira Aires**  
(Examinador interno)

Documento assinado digitalmente  
 RODRIGO DE MELO SOUZA VERAS  
Data: 12/09/2022 09:52:28-0300  
Verifique em <https://verificador.iti.br>

---

**Prof. Rodrigo de Melo Souza Veras**  
(Examinador interno)

Teresina, 30 de agosto de 2022

*A Deus, a minha família e em especial a minha filha.*



# Agradecimentos

Agradeço, em primeiro lugar, a Deus que é o criador e mantenedor de todas as coisas por ter me concedido forças para superar todas as adversidades desses dois anos que serviram de amadurecimento pessoal, profissional e acadêmico.

Agradeço aos meus pais, que me conceberam, me criaram, me educaram e me mostraram o caminho da vida.

Agradeço a todos que estiveram presentes nesta caminhada, em especial meus amigos de pesquisa Martony, Jordão, Tardelly, Pacheco e Rafael pelas ajudas durante este caminho. Agradeço ao meu coorientador professor Kelson Aires pelas valiosas instruções e pelos direcionamentos. E por fim, agradeço ao meu orientador, professor André Soares, pela oportunidade e pelos importantíssimos ensinamentos.





*“Nada temos a temer quanto ao futuro, a menos que nos esqueçamos como Deus tem nos conduzido no passado”*  
*(Ellen G. White)*



# Resumo

O rastreamento ocular é um procedimento que busca não só identificar a direção do olhar, mas também obter valiosos dados como coordenadas X e Y do objeto de interesse de um indivíduo, dados que podem servir para análises de processos cognitivos. Nesse contexto, dentre os tipos de rastreamento ocular, existe um que faz detecção da região de interesse que requer apenas de um dispositivo (computador ou *notebook*) com uma câmera e um *software*, uma ferramenta considerada de baixo custo por não requerer equipamentos específicos. Mas nesse caso, existe o desafio de utilizar esse rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade. Dessa maneira, diante dessa dificuldade, motivou-se o estudo de possibilidades de mitigar tal problema. Para tanto, investigou-se utilizar técnicas de processamento de imagens em busca de fornecer imagens adaptadas ao rastreamento ocular afim de superar a pouca luminosidade do ambiente além da verificação do impacto do nível de luminosidade para o rastreamento ocular. Os resultados sugerem, de modo geral e no contexto desta pesquisa, que o uso das técnicas de processamento de imagens utilizadas alcança, no melhor dos casos, pouca melhoria para o rastreamento ocular realizado em ambientes com pouca luminosidade. Já sobre a investigação do impacto do nível de luminosidade, verificou-se que experimentos realizados com intensidade de luz acima de 160 lux o rastreamento ocular atingiu taxa de acerto acima de 80%.

**Palavras-chaves:** Detecção da região de interesse. Rastreamento ocular. Baixa luminosidade.



# Abstract

Eye tracking is a procedure that seeks not only to identify the direction of the gaze, but also to obtain valuable data such as X and Y coordinates of an individual's object of interest, data that can be used to analyze cognitive processes. In this context, among the types of eye tracking, there is one that detects the region of interest that only requires a device (computer or *notebook*) with a camera and *software*, a tool considered to be of low quality. cost for not requiring specific equipment. But in this case, there is the challenge of using this eye tracking in low-light environments. In this way, in the face of this difficulty, the study of possibilities to mitigate this problem was motivated. Therefore, we investigated the use of image processing techniques in order to provide images adapted to eye tracking in order to overcome the low luminosity of the environment in addition to verifying the impact of the luminosity level for eye tracking. The results suggest, in general and in the context of this research, that the use of the image processing techniques used achieves, in the best of cases, little improvement for eye tracking performed in low-light environments. Regarding the investigation of the impact of the luminosity level, it was found that experiments carried out with light intensity above 160 lux, eye tracking reached a hit rate above 80%.

**Keywords:** Eye tracking. Luminosity. Luxmeter.



# Lista de ilustrações

Figura 1 – Arquitetura da EnlightenGAN adaptada de (JIANG et al., 2019). . . .	9
Figura 2 – Diferença da imagem natural (mais à esquerda) da imagem com o aprimoramento da EnlightenGAN (mais à direita). . . . .	10
Figura 3 – Arquitetura da MIRNet (ZAMIR et al., 2020). . . . .	10
Figura 4 – Resultado alcançado com a aplicação da MIRNet (ZAMIR et al., 2020).	11
Figura 5 – Exemplo de histograma. . . . .	11
Figura 6 – Imagem escura à esquerda e a imagem com o processamento da equalização do histograma à direita. . . . .	12
Figura 7 – Arquitetura da CNN InceptionResnetV2 (SZEGEDY; IOFFE; VA-NHOUCKE, 2016). . . . .	14
Figura 8 – Divisão da tela em 9 regiões. . . . .	16
Figura 9 – 68 marcos faciais mapeados pela Dlib (BOYKO; BASYSTIUK; SHAKHOVSKA, 2018). . . . .	17
Figura 10 – Junção dos olhos segmentados. . . . .	17
Figura 11 – Fluxograma da metodologia de SOARES (2021). . . . .	18
Figura 12 – Validação cruzada com <i>k-fold</i> 5. . . . .	20
Figura 13 – Exemplo da utilização do luxímetro. . . . .	21
Figura 14 – Tela inicial do aplicativo Luxímetro. . . . .	22
Figura 15 – Posicionamento do <i>smartphone</i> para adição da luz da lanterna e do <i>notebook</i> . . . . .	23
Figura 16 – Comparação da acurácia média. . . . .	26
Figura 17 – Acurácia média dos experimentos com V1. . . . .	28
Figura 18 – Acurácia média dos experimentos com V2. . . . .	29
Figura 19 – Acurácia média dos experimentos com V3. . . . .	30
Figura 20 – Acurácia média dos experimentos com V4. . . . .	31





# Lista de tabelas

Tabela 1 – Palavras chaves. . . . .	8
Tabela 2 – Técnicas de processamento de imagens utilizadas neste trabalho. . . . .	12
Tabela 3 – Discriminação dos notebooks utilizados no experimento. . . . .	24
Tabela 4 – Descrição do experimento com o V1. . . . .	25
Tabela 5 – Descrição do experimento com o V1 . . . . .	27
Tabela 6 – Descrição do experimento com o V2. . . . .	28
Tabela 7 – Descrição do experimento com o V3. . . . .	29
Tabela 8 – Descrição do experimento com o V4. . . . .	30
Tabela 9 – Resultados do impacto da luminosidade com todos os voluntários. . . . .	32



# Lista de abreviaturas e siglas

BFT	Base de <i>Fine-Tuning</i>
BT	Base de testes
CNN	<i>Convolutional Neural Network</i> - Rede Neural Convolutacional
EOG	Eletro-oculografia
GAN	Rede Adversária Geradora
HD	Disco Rígido
HOG	<i>Histogram of Oriented Gradients</i> - Histograma de Gradientes Orientados
IR LED	<i>Infrared LED</i> - LED Infravermelho
MRB	Bloco Residual Multi-escala
MSL	Mapeamento Sistemático da Literatura
NLA	Nível de Luminosidade do Ambiente
NLAFAL	Nível de Luminosidade do Ambiente com uma Fonte Adicional de Luz
VPPTX	Variação Percentual Positiva da Taxa de Acerto
RAM	<i>Random Access Memory</i> - Memória de Acesso Aleatório
ROI	<i>Region of Interest</i> - Região de Interesse
SSD	<i>Solid-State Drive</i>
TARO	Técnica já Aplicada para Rastreamento Ocular
TEA	Transtorno do Espectro Autista
UFABC	Universidade Federal do ABC
V1	Voluntário 1
V2	Voluntário 2
V3	Voluntário 3
V4	Voluntário 4



# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
<b>1.1</b>	<b>Motivação</b>	<b>2</b>
<b>1.2</b>	<b>Objetivos</b>	<b>3</b>
1.2.1	Gerais	3
1.2.2	Específicos	3
<b>1.3</b>	<b>Hipótese de Pesquisa</b>	<b>3</b>
<b>1.4</b>	<b>Estrutura do Trabalho</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>RASTREAMENTO OCULAR EM AMBIENTES COM POUCA LUMINOSIDADE</b>	<b>5</b>
<b>2.1</b>	<b>Rastreamento ocular</b>	<b>5</b>
<b>2.2</b>	<b>O problema da pesquisa</b>	<b>6</b>
<b>2.3</b>	<b>Trabalhos relacionados</b>	<b>7</b>
2.3.1	Técnicas de processamento de imagens	8
<b>2.4</b>	<b>A metodologia de rastreamento ocular utilizada no estudo</b>	<b>12</b>
<b>2.5</b>	<b>Considerações do capítulo</b>	<b>18</b>
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b>	<b>19</b>
<b>3.1</b>	<b>Metodologia para investigar estratégias que atenuem os problemas do rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade</b>	<b>19</b>
<b>3.2</b>	<b>Experimento com a utilização de técnicas de processamento de imagens</b>	<b>22</b>
<b>3.3</b>	<b>Experimentos para verificar o impacto da luminosidade no rastreamento ocular</b>	<b>23</b>
<b>3.4</b>	<b>Considerações do capítulo</b>	<b>23</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>25</b>
<b>4.1</b>	<b>Resultados do experimento com a utilização de técnicas de processamento de imagens</b>	<b>25</b>
<b>4.2</b>	<b>Resultados dos experimentos sobre o impacto da luminosidade</b>	<b>26</b>
<b>4.3</b>	<b>Considerações do capítulo</b>	<b>33</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES</b>	<b>35</b>
<b>5.1</b>	<b>Trabalhos futuros</b>	<b>36</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>37</b>



# 1 Introdução

O rastreamento ocular é um procedimento que busca não só identificar a direção do olhar, mas também obter valiosos dados da atenção de um indivíduo que podem servir para análises de processos cognitivos. Para esse processo de rastreamento, pode-se utilizar diferentes tecnologias para a identificação dos olhos e do movimento ocular, este último pode ser estimado para esquerda, para direita, para cima, para baixo e para o centro (PRINCE et al., 2020).

Um fundamento importante para o estudo do rastreamento ocular é a teoria “*strong eye-mind*” apontada por Just e Carpenter (1980), na qual se presume que o foco do olhar também é o pensamento atual. Em outras palavras, “a visualização de uma palavra ou objeto tende a ser acompanhada por um processo cognitivo” (BARRETO, 2012).

No que diz respeito as tecnologias de rastreamento ocular, existem as consideradas intrusivas e as não intrusivas. Nesse sentido, o implante escleral é um caso intrusivo, porque é caracterizado pela inserção de uma lente na esclera que capta alterações no campo eletromagnético a respeito do posicionamento dos olhos. Porém, embora intrusiva, essa técnica é considerada assertiva (FORSTER, 2017). Outra tecnologia intrusiva é a eletro-oculografia (EOG) realizada com base em eletrodos posicionados próximos aos olhos (FORSTER, 2017).

Em contraponto, com a evolução dos estudos sobre rastreamento ocular, surgiu o rastreamento ocular por vídeo, método não intrusivo e bastante utilizado em uma grande variedade de contextos (BARRETO, 2012). Nesse universo, SOARES (2021) desenvolveu uma metodologia de rastreamento ocular que faz a detecção da região de interesse e que requer apenas de um computador ou *notebook* com uma *webcam* e um *software*. Desse modo, é considerada como uma metodologia de baixo custo, especialmente, por não requerer o uso de equipamentos específicos para o rastreamento ocular, conseqüentemente, pode ser realizada em laboratórios, escritórios e residências.

Essa metodologia de rastreamento ocular, além de ser de baixo custo, não requer licença para o uso. Fatores que ampliam o acesso a essa metodologia que tem como público alvo e usuários finais profissionais da área da educação e do estudo do comportamento, pois estes podem analisar as estimativas do olhar para aprimorar planejamentos de ensino (CAVALCANTE et al., 2019) e auxiliar em diagnósticos (SANTANA19; SOUZA20; LIMA21, ).

Não obstante, nos meandros da pesquisa de SOARES (2021), constatou-se a inviabilidade de realizar esse rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade. Diante disso, a motivação da presente pesquisa é estudar possibilidades de mitigar tal

problema e investigar a influência da luminosidade nesse rastreamento ocular.

Para tanto, investigou-se o uso de técnicas de processamento de imagens em busca de aprimorá-las a fim de superar a pouca luminosidade do ambiente. Trata-se de um estudo que se configura como um processo transparente ou imperceptível para o usuário final, pois ataca o problema após a execução da metodologia de rastreamento ocular. Mas, além disso, investigou-se o impacto do nível de luminosidade para o rastreamento ocular, um outro estudo que consiste em antes do rastreamento ocular identificar a intensidade de luz presente no ambiente. Com os resultados observou-se, no contexto desta pesquisa, que o uso de técnicas de processamento de imagens utilizadas no estudo apresenta, no melhor dos casos, pouca melhoria para o rastreamento ocular realizado em ambientes com pouca luminosidade. Já nos estudos sobre o impacto do nível de luminosidade, verificou-se com os experimentos realizados que com uma intensidade de luz acima de 160 lux o rastreamento ocular atingiu uma taxa de acerto superior a 80%.

## 1.1 Motivação

O uso da técnica de rastreamento ocular possibilita a obtenção de valiosas informações sobre a atenção e interesse de um determinado indivíduo. Porém, é um desafio a realização desse rastreamento em ambientes com pouca luminosidade (PANSING; HUA; ROLLAND, 2005) (LIN et al., 2005) (LI; KOLAKOWSKI; PELZ, 2007) (SOARES, 2021) (ADRIANO; NARCIZO; SHIMANUKI, 2020).

SOARES (2021) identificou que a metodologia de rastreamento ocular que desenvolvera é inviável em ambientes com pouca luminosidade. Lacuna que motiva a investigar alternativas para tratar esse problema.

Diante disso, investigou-se o uso de processamento digital das imagens, obtidas em ambientes com pouca iluminação, com o intuito de adaptar as imagens, realçar características e viabilizar o rastreamento ocular. Na outra frente da pesquisa, estudou-se o impacto do nível de luminosidade nesse rastreamento ocular.

Portanto, a motivação deste trabalho é investigar possibilidades que atenuem ou superem os problemas de luminosidade para o rastreamento ocular. Vale ressaltar que essa metodologia de rastreamento ocular já é aplicada em uma universidade brasileira renomada, a Universidade Federal do ABC (UFABC). No qual o uso se dá com crianças com Transtorno do Espectro Autista (TEA), elemento que impulsiona a urgência na busca por soluções.



## 1.2 Objetivos

### 1.2.1 Gerais

O objetivo desta pesquisa é investigar técnicas de processamento de imagens que possam atenuar ou até superar problemas de luminosidade para o rastreamento ocular para detecção da região de interesse. Além disso, o objetivo é também investigar o impacto do nível de luminosidade para o rastreamento ocular.

### 1.2.2 Específicos

- Investigar o uso de técnicas de processamento de imagens para o rastreamento ocular realizado em um ambiente com pouca luminosidade.
- Averiguar o impacto do nível de luminosidade para o rastreamento ocular.

## 1.3 Hipótese de Pesquisa

A hipótese que permeia a presente pesquisa consiste em responder os seguintes questionamentos: O processamento de imagens é uma solução para fazer o rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade? Qual o impacto do nível de luminosidade para o rastreamento ocular?

No âmbito deste trabalho, pretende-se investigar estratégias que potencializem o rastreamento ocular desenvolvido por (SOARES, 2021) e ao final disponibilizar a comunidade acadêmica uma metodologia de rastreamento ocular para detecção da região de interesse de baixo custo com uma solução a problemática da pouca luminosidade.

## 1.4 Estrutura do Trabalho

Em sequência, este documento está organizado em mais 4 capítulos. O Capítulo 2 esclarece conceitos e discute sobre o rastreamento ocular. Também aborda o problema do rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade e aponta técnicas de processamento de imagens, além de apresentar trabalhos relacionados. Em seguida, no Capítulo 3, são apresentados conceitos e tecnologias que são utilizados no presente trabalho, bem como, as descrições dos experimentos realizados para a obtenção dos resultados. No Capítulo 4, são expostos os resultados e as considerações dos experimentos. Por fim, o Capítulo 5 traz as avaliações dos resultados obtidos.



## 2 Rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade

Neste capítulo são apresentados os conceitos sobre a tecnologia de rastreamento ocular. Em seguida, é abordado o problema da realização de rastreamento ocular em ambientes com pouca iluminação. Posteriormente, são apresentados os trabalhos relacionados ao uso de rastreamento ocular de forma geral e em ambientes com pouca luminosidade. Logo depois, são explanadas as técnicas de processamento de imagens como uma alternativa para tratar do problema do rastreamento ocular em ambientes de pouca iluminação. Por fim, as considerações do capítulo.

### 2.1 Rastreamento ocular

O Rastreamento ocular consiste no uso de tecnologias para o monitoramento dos movimentos oculares e assim poder fornecer um fluxo de informações que podem consistir nas coordenadas X e Y do objeto de interesse do indivíduo (ROSCH; VOGEL-WALCUTT, 2013). Com essas informações do movimento ocular, é possível calcular a trajetória do olhar em um determinado momento (POOLE; BALL, 2006).

Ao utilizar rastreamento ocular, verificar-se o comportamento ocular durante a realização de atividades, os estímulos que são observados, a ordem, bem como a duração do olhar e, por fim, a transição entre os mesmos (HYÖNÄ, 2010). Os dados obtidos, através de rastreamento ocular, apresentam percepções exclusivas sobre o comportamento e as condições humanas (TOBII, 2021).

De modo geral, o rastreamento ocular não invasivo é efetuado com a análise das imagens capturadas dos olhos do usuário (SUGANO; MATSUSHITA; SATO, 2013). Por meio dessa tecnologia de captura das imagens do movimento ocular, pode-se obter diferentes medidas de informações do olhar, dentre elas, fixação e sacada. A fixação é qualificada por movimentos oculares que fixam em um alvo por um dado momento (CASTANHO, 2018), enquanto que a sacada é caracterizada por rápidos deslocamentos do olhar realizados mudar a região de interesse (CASTANHO, 2018). A Região de Interesse (ROI) trata-se da área crítica da cena que o usuário está olhando (HOLMQVIST et al., 2011).

Para a busca de informações do olhar, há dispositivos de rastreamento ocular proprietários, de forma que, normalmente, é preciso pagar para utilizar. Mas também já há pesquisas e soluções de uso livre (SOARES, 2021) (FERNÁNDEZ et al., 2020).

Quanto a essas soluções que não requerem de licença para uso, a metodologia de

rastreamento ocular para detecção da região de interesse desenvolvida por SOARES (2021) é também considerada de baixo custo, por requerer apenas de um dispositivo (computador, *tablet*, *smartphone* etc) com uma câmera e um *software*. Como resultado, obtém-se uma taxa de acurácia na ordem de 90% na classificação das imagens. No entanto, assim como outras metodologias e pesquisas (PANSING; HUA; ROLLAND, 2005) (LIN et al., 2005) (LI; KOLAKOWSKI; PELZ, 2007) (ADRIANO; NARCIZO; SHIMANUKI, 2020), existe o desafio de realizar esse rastreamento ocular em ambientes de pouca luminosidade.

Dado esse panorama, a seguir será detalhada a metodologia de rastreamento ocular desenvolvida por SOARES (2021), pois o objetivo desta pesquisa é dar continuidade a essa metodologia de rastreamento ocular de modo a investigar alternativas que atenuem os problemas associados a pouca luminosidade.

## 2.2 O problema da pesquisa

O desafio do rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade (PANSING; HUA; ROLLAND, 2005) (LIN et al., 2005) (LI; KOLAKOWSKI; PELZ, 2007) (ADRIANO; NARCIZO; SHIMANUKI, 2020) ocorre, geralmente, para o rastreamento ocular de baixo custo com uso de câmera comum, ou seja, sem necessidade de dispositivos específicos para o rastreamento ocular. Em contraponto, rastreadores oculares comerciais geralmente fazem uso de *Infrared LED* - LED Infravermelho (IR LED) a fim de iluminar e minimizar tais problemas. No entanto, para usar rastreadores comerciais é necessário um alto investimento, condição que limita o uso dessa tecnologia.

Com o intuito de disponibilizar um rastreamento ocular de uso livre, SOARES (2021) desenvolveu uma metodologia de rastreamento ocular para detecção de regiões de interesse. Algo exequível sem a necessidade da aquisição de dispositivos para o rastreamento ocular.

Ao decorrer da pesquisa de SOARES (2021), constatou-se a inviabilidade de realizar esse rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade. Para isso, o autor realizou um estudo simplório para entender o comportamento da metodologia com adição da luz de uma luminária com lâmpada de 15W. Com apenas um voluntário, o estudo apontou que retirar a adição de luz resulta em uma redução da acurácia de teste na ordem de 16%. Diante disso, este trabalho de mestrado motivado em dar continuidade ao trabalho de SOARES (2021), tem por objetivo investigar alternativas que atenuem os problemas de luminosidade para esse rastreamento ocular.

Desse modo, essa metodologia tem como vantagem ser de baixo custo, mas como desvantagem sofrer o desafio de rastrear o movimento ocular em ambiente com pouca luminosidade. Problema que dificulta o rastreamento do olhar para a detecção do interesse de um indivíduo e pode fazer com que o público alvo de SOARES (2021) não utilize a

metodologia. Situação que requer urgência para uma solução.

Para isso, pode-se traçar dois caminhos para a busca soluções: tratar o problema antes da realização do rastreamento ocular com um controle parametrizado da intensidade de luz do ambiente ou buscar tratar o problema após a realização do rastreamento ocular com uso técnicas de processamento imagens com intuito de adaptar as imagens para o rastreamento ocular. Nesse enredo, a próxima seção abordará trabalhos relacionados ao uso de rastreamento ocular de forma geral e no uso em ambientes com pouca luminosidade, além de conceitos de técnicas que podem adaptar imagens escuras.

## 2.3 Trabalhos relacionados

O rastreamento ocular por vídeo pode requerer de apenas um dispositivo (computador, *tablet*, *smartphone* etc) com uma câmera e um *software*. Para esse tipo de rastreamento ocular, há muitas soluções que fazem uso de CNNs em busca de prever a estimativa do olhar (FERNÁNDEZ et al., 2020) (KIM; JEONG, 2020) (OLAWALE; DIMILILER, 2020). Para isso, muitos usam bases de imagens disponíveis na *internet*, como as imagens da MPIIGaze. Nessa perspectiva, há pesquisas que exploraram uma variedade de tecnologias e métodos, em busca de um rastreamento ocular assertivo, mas no contexto de trabalhos que visam tratar o problema da pouca luminosidade para o rastreamento ocular, este estudo abordará dois.

O trabalho de Kim e Jeong (2020) faz uso da estrutura EnlightenGAN para adaptar imagens escuras. Para o experimento, as imagens foram adquiridas da base de imagens MPIIGaze. Para a estimativa do olhar, foi utilizada uma CNN, chamada de ResNet, que produz como saída um vetor do ângulo de olhar 3D. Os autores apontam que a imagem escura tornou-se mais reconhecível visualmente com a EnlightenGAN, de forma que conseguiu aperfeiçoar o rastreamento ocular ao atingir uma melhoria de desempenho médio de 4,53% - 8,9% em condições com pouca luz.

Já no estudo de Olawale e Dimililer (2020) faz uso de uma CNN para prever a direção do olhar com uma técnica de processamento de imagem em um conjunto de dados da MPIIGaze dividido em quatro categorias: visualização central, para baixo, para esquerda e para direita. Ao comparar o uso de imagens originais com as imagens aprimoradas, observou-se um maior índice de acurácia na predição do olhar com o uso das imagens aprimoradas. No entanto, Olawale e Dimililer (2020) não cita qual técnica de processamento de imagens foi utilizada.

Nesse contexto, fazer processamento de imagens pode-se configurar como uma alternativa para o rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade. Dessa maneira, a seguir será abordado técnicas que podem auxiliar nesse processo.

### 2.3.1 Técnicas de processamento de imagens

Uma alternativa para tratar do problema do rastreamento ocular em ambientes de pouca luminosidade, pode ser o processamento de imagem. De forma grosseira, realizar o processamento de imagens pode ser caracterizado pela alteração de pixels de uma imagem visando a adequação dela em busca de aprimorar, ou adaptar a imagem e, por fim, solucionar o problema (HUSSAIN; LONE, 2018). Mesmo que essa tarefa possa ser desafiadora (SHUKLA; POTNIS; DWIVEDY, 2017), o objetivo é conseguir uma imagem mais adequada do que a original (BHARDWAJ; KAUR; SINGH, 2018), para isso, dentre outras técnicas, pode ser realizado o ajuste de brilho, contraste, cor ou nitidez (OLAWALE; DIMILILER, 2020).

Nessa perspectiva, sabendo que Zamir et al. (2020) afirmam que os modelos de aprendizagem profunda fizeram avanços significativos para a restauração e o aprimoramento de imagens, pois eles podem aprender antecedentes fortes (generalizáveis), a partir de conjuntos de dados em grande escala, e que Jiang et al. (2019) apontam que métodos baseados em aprendizagem profunda alcançaram sucesso na restauração e no aprimoramento de imagens.

Nesse cenário, buscou-se trabalhos científicos que realizassem processamentos de imagens para potencializar o rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade. Com isso, adotou-se a abordagem de Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL) com adaptações a base de diretrizes apresentadas por (PETERSEN; VAKKALANKA; KUZNIARZ, 2015). Diante disso, para a busca, foram definidas as palavras chaves contidas na Tabela 1:

Tabela 1 – Palavras chaves.

Idioma	Palavra-chave
Português	(processamentos de imagens ou aprimoramento de imagens) e (ambientes escuros ou pouca luminosidade) e (rastreamento ocular)
Inglês	<i>(image processing or image enhancement) and (dark environments or low lighting) and (eye tracking)</i>

A busca se deu por trabalhos publicados entre 2018 e 2022 nos mecanismos de busca: *ACM Digital Library*, *IEEE Digital Library* e *Scopus*. As escolhas justificam-se pela abrangência e relevância dessas fontes de trabalhos científicos. Ao aplicar a frase de busca no *ACM Digital Library*, encontrou-se 4 trabalhos científicos, no *IEEE Digital Library* encontrou-se 17 e no *Scopus* apenas 1.

Esses achados passaram por critérios predefinidos de inclusão e exclusão. Que são: Faz rastreamento ocular? Faz uso de uma rede neural convolucional (CNN)? Faz processamento de imagens escuras ou obtidas em ambiente com pouca luminosidade?

Após essas etapas, verificou-se que apenas o trabalho do *Scopus* de Kim e Jeong (2020) intitulado "*Gaze in the dark: Gaze estimation in a low-light environment with generative adversarial networks*" foi selecionado, esse trabalho faz uso da técnica EnlightenGAN (JIANG et al., 2019) (KIM; JEONG, 2020). Porém, nos meandros da busca, observou-se o poder de aprimoramento de imagens escuras da MIRNet (ZAMIR et al., 2020), desse modo essa técnica também foi selecionada. Por fim, adicionalmente às técnicas selecionadas, optou-se em também fazer experimentos com a técnica de processamento digital de imagens clássica, a Equalização de Histograma. Destarte, será abordado sobre cada uma das técnicas selecionadas.

Ante o exposto, os autores Kim e Jeong (2020) fazem uso de uma Rede Adversária Geradora (GAN) não supervisionada apelidada de EnlightenGAN, que explora soluções para o problema do aprimoramento de imagem obtidas em ambiente com baixa luminosidade. Segundo Jiang et al. (2019), a EnlightenGAN possui uma grande flexibilidade proporcionada pelo treinamento não emparelhado, além de demonstrar ser facilmente adaptável para aprimorar imagens escuras. Com a Figura 1, é possível ver a arquitetura da EnlightenGAN.

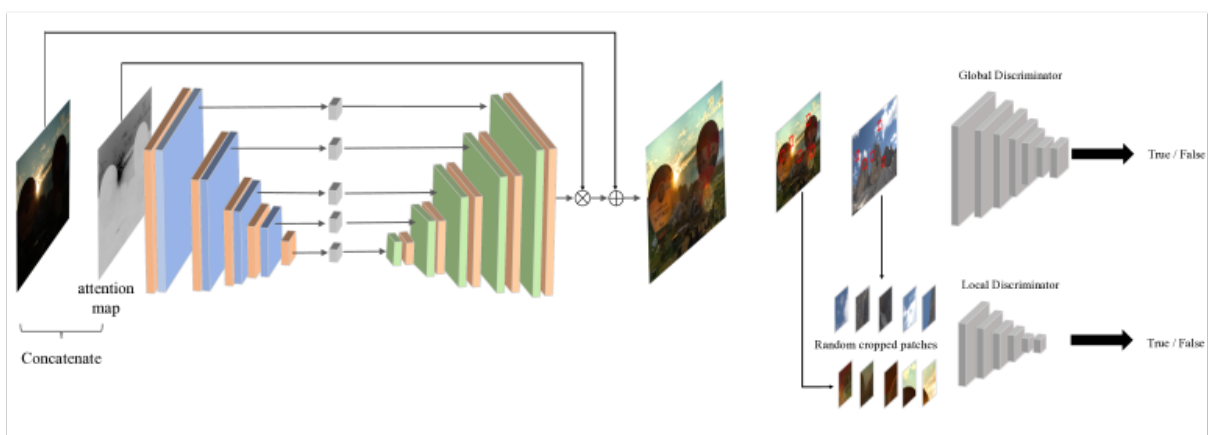


Figura 1 – Arquitetura da EnlightenGAN adaptada de (JIANG et al., 2019).

Como é mostrado na Figura 1, a EnlightenGAN possui uma estrutura discriminadora global-local. Ao passo que o discriminador global funciona no nível da imagem, o

discriminador local funciona nos *patches* locais.

Com a Figura 2, é possível perceber a diferença entre uma dada imagem dos olhos capturada por uma *webcam* (mais à esquerda) e esta mesma imagem com o aprimoramento da EnlightenGAN (mais à direita).



Figura 2 – Diferença da imagem natural (mais à esquerda) da imagem com o aprimoramento da EnlightenGAN (mais à direita).

Com Figura 2 é possível perceber que a EnlightenGAN gera um clareamento que deixa mais visíveis as características da região do olho, como por exemplo a delimitação da região da íris. Vale ressaltar que com essa técnica Kim e Jeong (2020) obtiveram melhorias para um rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade.

Outra técnica escolhida foi a MIRNet. Zamir et al. (2020) a propuseram como uma abordagem que aprende com informações contextuais de várias escalas com um Bloco Residual Multi-escala (MRB). Tal abordagem usa uma rede de kernel seletiva que combina dinamicamente campos receptivos variáveis e preserva fielmente as informações originais do recurso em resolução espacial. Com a Figura 3, é possível ver a arquitetura da MIRNet.

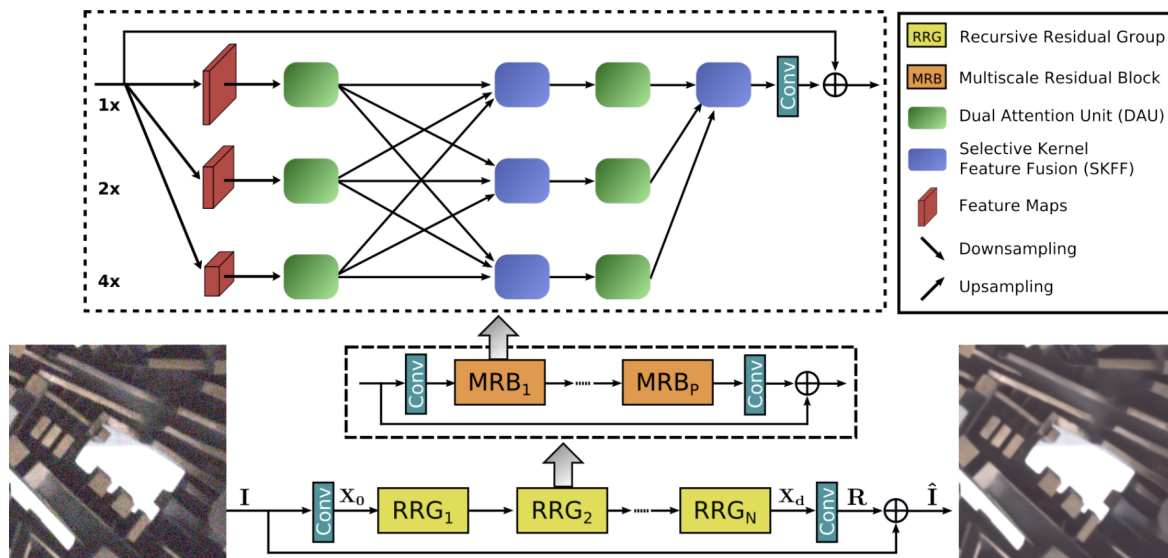


Figura 3 – Arquitetura da MIRNet (ZAMIR et al., 2020).

Vale ressaltar que, para o treinamento da MIRNet, foi utilizado o *LoL Dataset*, criado para aprimoramento de imagens com pouca luz. Ele contém 485 imagens para treinamento e 15 para teste. Cada par de imagens no conjunto de dados consiste em uma imagem de entrada com pouca luz e sua imagem de referência. Por fim, a Figura



4 apresenta o resultado alcançado com a aplicação da MIRNet em uma imagem escura, sendo a imagem original mais à esquerda e a imagem com o aprimoramento da MIRNet mais à direita.

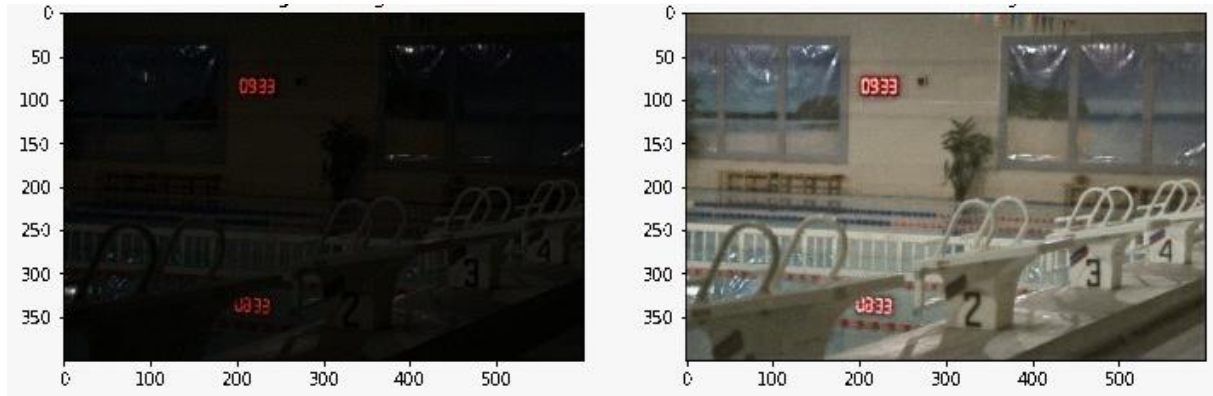


Figura 4 – Resultado alcançado com a aplicação da MIRNet (ZAMIR et al., 2020).

À equalização de histograma, última técnica selecionada para este estudo, trata-se de uma técnica de processamento de imagens bem conhecida que consiste em redistribuir os valores de tons de cinza ou dos três canais de cor dos pixels em uma imagem, de modo a obter um histograma uniforme e obter um melhor contraste na imagem (FILHO; NETO, 1999). É importante apontar que o histograma corresponde aos níveis de cinza ou aos níveis dos três canais de cor da imagem. Para exemplificar, a Figura 5 apresenta uma comparação entre histogramas de duas imagens de olhos. Sendo que uma imagem foi obtida em um ambiente bem iluminado e a outra imagem obtida em ambiente pouco iluminado.

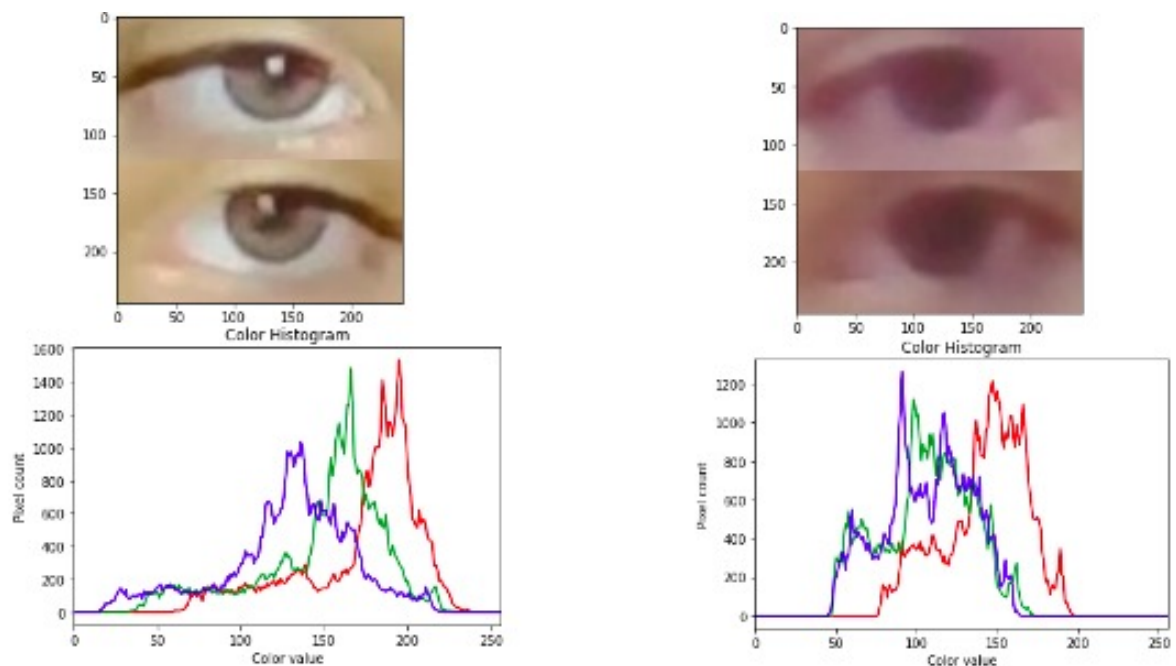


Figura 5 – Exemplo de histograma.

É possível perceber que o histograma da imagem obtida em ambiente bem iluminado possui os níveis de cor com mais intensidade do que a imagem obtida em ambiente com

pouca iluminação. Isso por que a imagem obtida em ambiente com pouca iluminação está mais escura, e as informações de cor estão mais perto do escuro. Mas com a equalização de histograma essa imagem escura fica visualmente um pouco mais clara conforme a Figura 6.



Figura 6 – Imagem escura à esquerda e a imagem com o processamento da equalização do histograma à direita.

Com as explicações das técnicas de processamento de imagens elucidadas, a Tabela 2 reuni informações concisas sobre elas. Para a Tabela 2, TARO corresponde a Técnica já Aplicada para Rastreamento Ocular e a palavra "Olhos" para se referir as imagens dos olhos com a aplicação de cada técnica selecionada para este estudo.

Tabela 2 – Técnicas de processamento de imagens utilizadas neste trabalho.

Nome	TARO	Olhos
EnlightenGAN	Sim	
MIRNet	Não	
Equalização de histograma	Não	

Por fim, foram descritas as processamento de imagens utilizadas para investigar a viabilidade do rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade.

## 2.4 A metodologia de rastreamento ocular utilizada no estudo

A metodologia de rastreamento ocular escolhida para o estudo faz uso de Redes Neurais Convolucionais (*Convolutional Neural Networks - CNNs*), essas são uma categoria de redes neurais profundas utilizadas principalmente para classificar imagens (YAMASHITA et al., 2018). Nessa metodologia as CNNs são utilizadas para identificar nas imagens os padrões do movimento ocular e agrupar as imagens semelhantes (PRINCE et al., 2020). Com essa técnica é possível agrupar todas as imagens do olhar que foram direcionadas para o canto superior direito da tela do computador, por exemplo.

Vale mencionar que SOARES (2021) comparou algumas arquiteturas de CNN para verificar a mais adequada para a classificação da direção do olhar. Foram comparadas as arquiteturas: VGG-19, ResNet50, MobileNetV2, NasNet e InceptionResNetV2. Por fim, InceptionResNetV2 obteve melhor resultado, alcançando acurácia de teste de 76%. Tal arquitetura, apresentada por Szegedy, Ioffe e Vanhoucke (2016), é considerada uma CNN profunda com 164 camadas de profundidade e pode classificar imagens em 1000 categorias de objetos, como teclado, mouse, lápis e muitos animais devido ser treinada em mais de um milhão de imagens do banco de dados *ImageNet*, porém foi realizada uma adaptação para classificar apenas 9 classes que correspondem a 9 ROIs. A Figura 7 exibe Arquitetura da CNN InceptionResnetV2.

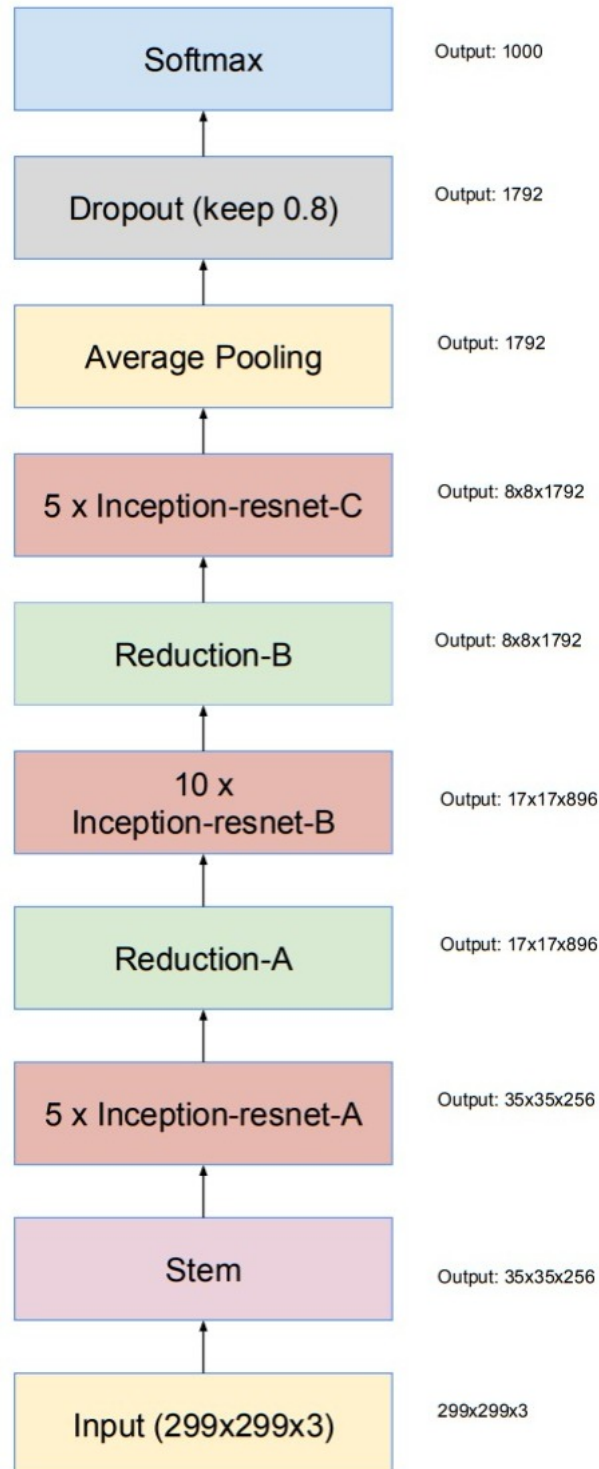


Figura 7 – Arquitetura da CNN InceptionResnetV2 (SZEGEDY; IOFFE; VANHOUCKE, 2016).

Também foi feito uso de técnicas de *transfer learning*, técnica que consiste em reutilizar modelos que foram treinados previamente com grandes conjuntos de dados, a exemplo, o *dataset* do *ImageNet* (DENG et al., 2009).

Associado ao *transfer learning*, há duas abordagens importantes: a extração de características e o *fine-tuning*. Na extração de características, modelos pré-treinados são consumidos, adicionando apenas as entradas do problema proposto, mantendo as camadas finais. Já a tecnologia de *fine-tuning* consiste em utilizar um modelo pré-treinado e atualizar os pesos para o problema específico. Geralmente, algumas camadas iniciais são congeladas com os pesos pré-treinados. As camadas restantes são ajustadas em conformidade com o conjunto de dados apontado pelo problema. SOARES (2021) fez uso da técnica de *fine-tuning* no treinamento da CNN, o que culminou no aumento de até mais de 40% de acurácia.

Dadas essas informações, para a inicialização do modelo, foi realizada a técnica *transfer learning* da base de imagens da *ImageNet*, para que os pesos dessa base inicializem a rede.

Outro recurso utilizado foi a base de imagens da MPIIGaze (ZHANG et al., 2012)), formada por um conjunto de imagens do rosto inteiro e de posições de olhar, mapeadas na tela do computador, contendo 213.659 imagens de 15 diferentes usuários. Essa base foi capturada durante vários dias, para garantir que houvesse uma grande variação de imagens e de posições. Para a metodologia de rastreamento ocular de SOARES (2021), as imagens da MPIIGaze foram rotuladas em 9 regiões, de acordo com as anotações de X e Y, fornecidas pela própria base MPIIGaze. De posse da base com organização adaptada, foi efetuado um *fine-tuning*. Para esse procedimento, a base foi dividida em três partes: treino (60%), validação (20%) e teste(20%). O treinamento foi realizado em 20 épocas, utilizando a função de *callback checkpoint* do *Keras*, para salvar apenas o melhor modelo treinado dentro das 20 épocas, número apontado como o ideal de épocas para esse treinamento.

Com o modelo inicial treinado, foi realizada uma captura de imagens para cada estudante. Para a obtenção dessas imagens, foi desenvolvida uma metodologia que realizava a divisão da tela do dispositivo em 9 ROIs conforme a Figura 8. Uma estratégia que consiste em posicionar estímulos lúdicos em ROIs, para obter a informação do olhar do usuário daquela determinada ROI entre as 9 regiões.

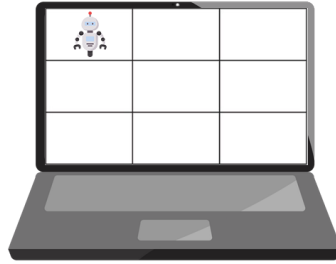


Figura 8 – Divisão da tela em 9 regiões.

Com essa primeira coleta de imagens, pode ser realizado o *fine-tuning* para se obter um modelo ajustado conforme as imagens do estudante.

Logo em seguida, os estudantes são submetidos a realização de atividades educacionais criadas por profissionais educadores. Ao passo que o estudante concretiza as atividades, são capturadas 20 imagens por segundo dele que serão processadas e classificadas para uma região de interesse entre as 9 regiões com uso do modelo treinado.

Para fins do experimento, SOARES (2021) contou com auxílio de um dispositivo de rastreamento ocular proprietário para rotular as imagens de teste e poder confrontar com as predições da sua metodologia. Estratégia com o objetivo de garantir a confiabilidade da metodologia.

Vale ressaltar que todas as imagens passam por um processo de segmentação dos olhos, em que são removidas as imagens em que não há detecção dos olhos. Para a detecção deles, foi utilizada a biblioteca Dlib, a qual auxilia na detecção da face e dos olhos. Quando se trata de detecção de faces essa biblioteca utiliza, principalmente, um detector que faz uso de um Histograma de Gradientes Orientados (em inglês, *Histogram of Oriented Gradients – HOG*), aliado a um detector constituído por um classificador linear e a um algoritmo de janela deslizante (PROUX, 2018).

Para obter a estimativa dos pontos de referência da face humana, o algoritmo utiliza o estimador de pose treinado com o conjunto de dados para pontos de referência de face do *dataset* da iBUG, o 300-W (SAGONAS et al., 2016). Esses pontos de referência da face humana são conhecidos como *LandMarks*, ou como marcos faciais que, basicamente, apontam pontos do rosto, como nariz, sobrancelha e olho. Com a Dlib, é possível identificar até 68 marcos faciais (MOHANTY et al., 2019), conforme a Figura 9.

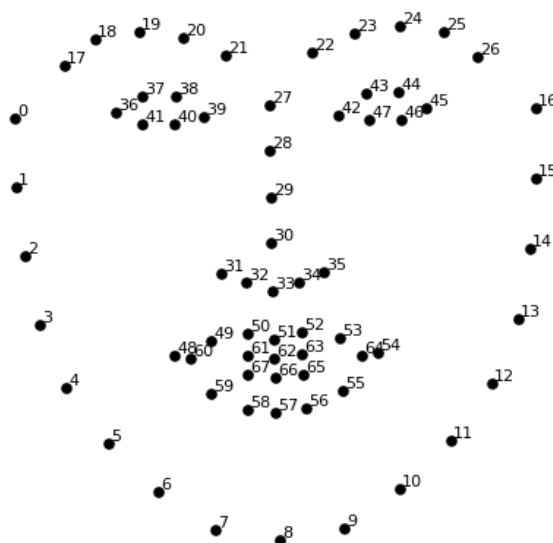


Figura 9 – 68 marcos faciais mapeados pela Dlib (BOYKO; BASYSTIUK; SHAKHOVSKA, 2018).

Com os pontos de referência da face, foi possível realizar a segmentação dos olhos. Já com os olhos segmentados, foi realizada a junção dos olhos em uma imagem única, de modo que o olho esquerdo ficou em cima do olho direito, conforme a Figura 10.

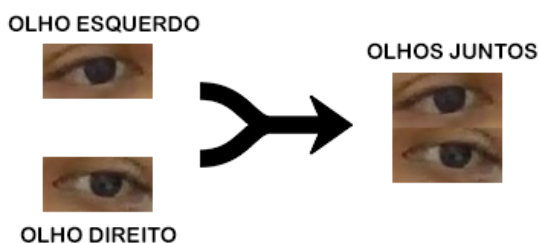


Figura 10 – Junção dos olhos segmentados.

Dessa forma, foram descritas as principais tecnologias utilizadas por SOARES (2021) as quais podem ser visualizadas na Figura 11.

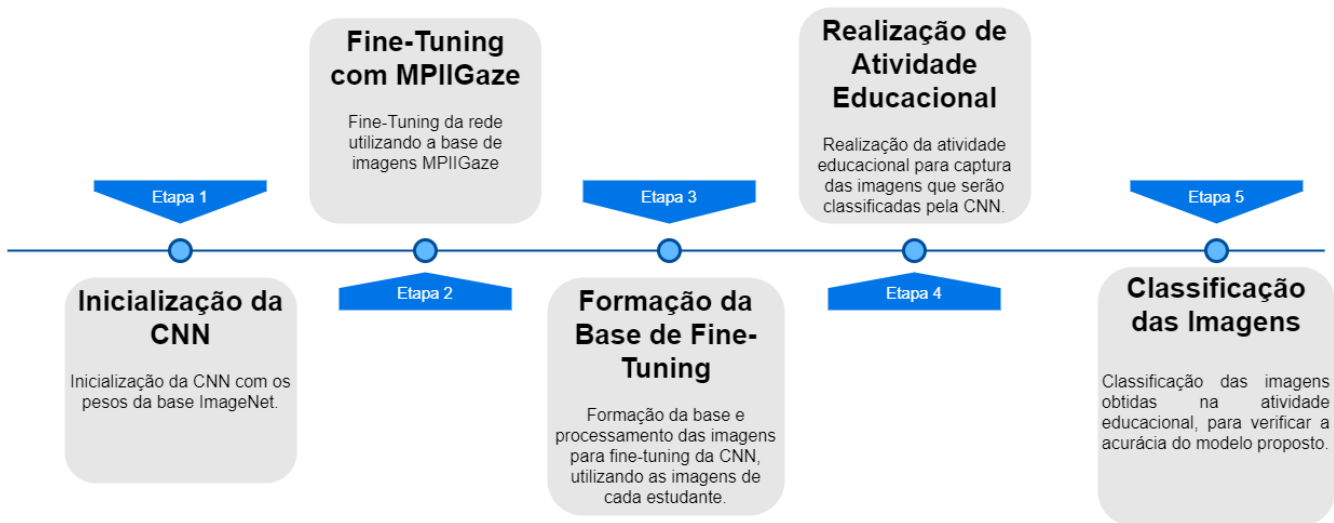


Figura 11 – Fluxograma da metodologia de SOARES (2021).

Seguindo esse fluxograma da Figura 11, SOARES (2021) desenvolveu uma metodologia de rastreamento ocular que alcançou acurácia de teste de até 98%.

## 2.5 Considerações do capítulo

Este capítulo discutiu os conceitos de rastreamento ocular, bem como abordou o rastreamento ocular escolhido para o estudo, sobre o problema do rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade. Além de apresentar trabalhos relacionados ao uso de rastreamento ocular de forma geral e em ambientes com pouca luminosidade e em seguida explanou técnicas de processamento de imagens que podem se configurar como alternativas para tratar do problema.

Contudo, essas referências deste Capítulo dão base para o objetivo deste trabalho: investigar alternativas que viabilizem o rastreamento ocular para detecção da região de interesse em ambientes com pouca luminosidade.



## 3 Materiais e métodos

Há diversos estudos sobre tecnologias e metodologias de rastreamento ocular. Todavia ainda existem desafios a serem explorados nesse ramo de pesquisa. Vale mencionar que muitos experimentos são realizados com soluções comerciais que exigem a aquisição da licença ou autorização de uso. Esse fator pode ser um impedimento para realização de mais estudos. Entretanto, há pesquisas que se propõem a desenvolver soluções de rastreamento ocular de uso livre. Esse cenário, por sua vez, requer mais estudos e aplicações no contexto da pesquisa científica aplicada, de modo a tornar essas técnicas mais robustas.

Neste trabalho, objetiva-se investigar estratégias que intervenham na problemática relacionada à luminosidade do ambiente de execução da metodologia de rastreamento ocular desenvolvida por SOARES (2021). Adicionalmente a essa metodologia, realizou-se procedimentos para investigar o uso de técnicas de processamento de imagens de modo a adaptá-las para o rastreamento ocular em ambientes de pouca luminosidade, bem como o impacto do nível de luminosidade para o rastreamento ocular.

### 3.1 Metodologia para investigar estratégias que atenuem os problemas do rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade

Para a realização de um estudo assertivo, desenvolve-se algumas ações. A primeira foi quanto ao uso da base de imagens da MPIIGaze. Nesse sentido, foi montada uma base balanceada em um esquema de 9 regiões de interesse, com 126000 imagens para treino e 31500 para validação, todas com uma organização das imagens balanceada entre as 9 ROIs. Uma vez que SOARES (2021) utilizou apenas 50000 imagens da MPIIGaze para treino e 12500 imagens para validação com quantidade de imagens desbalanceadas entre as classes, buscou-se usar um maior número de imagens da MPIIGaze de forma balanceada, já que a precisão de modelos induzida por um conjunto de dados desequilibrado não é aceitável, pois há tendência do modelo de classificação conter mais viés para a classe majoritária (KUMAR et al., 2021).

Utilizou-se para a avaliação dos resultados a sistemática da validação cruzada com *k-fold* 5. Com esse mecanismo, a base de treinamento é dividida em  $k=5$  partições de mesmo tamanho. São utilizadas  $k$  rodadas de treino/validação, em que, em cada rodada, uma partição é utilizada para validação, enquanto as outras para treinamento do modelo (FIGUEIREDO; OLIVEIRA; SOUTO, 2020). A Figura 12 ilustra essa sistemática.

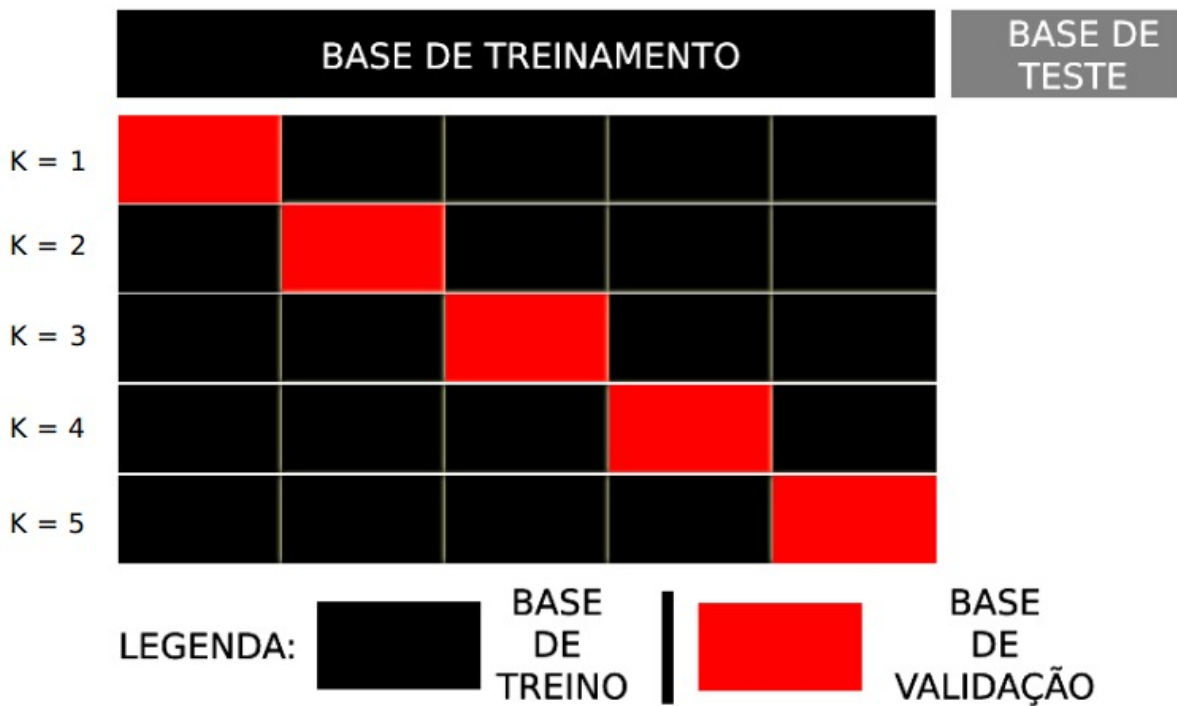


Figura 12 – Validação cruzada com  $k$ -fold 5.

A vantagem de fazer uso da validação cruzada está em utilizar todas as imagens disponíveis para treinamento, já que todas as imagens em um momento participam da base de treino e em outro momento da base de validação. Além disso, ao final, o resultado pode ser representado por métricas estatísticas sobre as  $k$  rodadas de treino/validação, tais como acurácia média, mínima, máxima e desvio padrão (FIGUEIREDO; OLIVEIRA; SOUTO, 2020).

Vele mencionar que para a execução dos experimentos, utilizou-se um computador com 62,6GB (sessenta e dois virgula seis *gigabytes*) de *Random Access Memory* - Memória de Acesso Aleatório (RAM), processador Intel Core i9 da 12<sup>a</sup> geração, *Solid-State Drive* (SSD) de 960GB (novecentos e sessenta *gigabytes*) e Disco Rígido (HD) de 3TB (três *terabytes*).

Outra ação se deu com o uso de um luxímetro para medir a intensidade de luz presente na região dos olhos do usuário. O luxímetro é uma ferramenta empregada para medir a intensidade de luz existente em um ambiente; sua unidade de medida é o lux (PEDROSO et al., 2016). Nesta pesquisa, cada experimento com o rastreamento ocular considerou um parâmetro para identificação da luminosidade de ambiente, o lux. Consequentemente, cada experimento terá um parâmetro da intensidade de luz do ambiente, algo que servirá para inferir o impacto da luminosidade do ambiente para o rastreamento ocular.

É importante ressaltar que o luxímetro utilizado é de fácil acesso, pois qualquer pessoa com um *smartphone* pode instalar um aplicativo de luxímetro e com auxílio do

sensor de luminosidade que existe na parte frontal de *smartphones* obter a intensidade de luz em lux. A Figura 13 apresenta um exemplo da utilização do luxímetro com um *smartphone* próximo dos olhos.



Figura 13 – Exemplo da utilização do luxímetro.

Para os experimentos, foi utilizado um *smartphone* Moto G 6 *play*, com sistema operacional *Android* 9, e o aplicativo Luxímetro disponível na *Play Store*. A Figura 14 mostra a tela inicial do aplicativo Luxímetro.



Figura 14 – Tela inicial do aplicativo Luxímetro.

Também foram utilizadas técnicas de processamento de imagens a fim de tratar o problema da realização do rastreamento ocular em ambiente com pouca luminosidade, são elas: EnlightenGAN, MIRNet e Equalização de Histograma.

## 3.2 Experimento com a utilização de técnicas de processamento de imagens

Esse experimento objetivou investigar se é vantajoso utilizar técnicas de processamento de imagens para realização do rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade. Para isso foram realizados dois experimentos. No primeiro, foram aplicadas as técnicas EnlightenGAN, MIRNet e Equalização de Histograma somente nas imagens do voluntário 1 (V1), tanto nas imagens de treinamento (treino e validação) como nas imagens de teste.

Em seguida, devido ao resultado com uma determinada técnica se sobressair em reação ao uso das imagens originais e uso das imagens com aplicação das demais técnicas, realizou-se um outro experimento com essa técnica de melhor resultado aplicada tanto nas imagens da MPIIGaze como nas imagens do usuário (treinamento e teste).

### 3.3 Experimentos para verificar o impacto da luminosidade no rastreamento ocular

O objetivo desse experimento foi estudar o impacto da luminosidade para o rastreamento ocular, nessa investigação houve a participação de quatro voluntários. Realizou-se dois processos de rastreamento ocular com cada voluntário, exceto para o voluntário 1 que realizou 4 vezes o rastreamento ocular para análises de mais intensidades de luz com um mesmo voluntário. Para cada voluntário, uma das execuções foi realizada com um ambiente com iluminação artificial de lâmpadas fluorescentes e outra execução com a adição de uma fonte de luz direcionada para os olhos do voluntário. A Figura 15 ilustra o posicionamento do *smartphone* e do *notebook* para adição da luz da lanterna do *smartphone*.



Figura 15 – Posicionamento do *smartphone* para adição da luz da lanterna e do *notebook*.

Utilizou-se a estratégia de adicionar uma fonte de luz direcionada para a região dos olhos com a medição de luz com o luxímetro junto ao rosto, pois a investigação se deu em verificar o nível de luminosidade do ambiente, mais precisamente, da região dos olhos.

Para o experimento, foram utilizados 3 *notebooks* de diferentes configurações. A discriminação de cada *notebook* é apresentada na Tabela 3.

Por fim, foi descrita a metodologia, ou melhor, matérias e métodos utilizados para investigar estratégias que atenuem os problemas do rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade. Seguindo esses passos o próximo Capítulo apresentará os resultados.

### 3.4 Considerações do capítulo

No presente capítulo foi detalhado a metodologia para buscar superar problemas de luminosidade para o rastreamento ocular. Inclusive foram descritas duas estratégias de investigação atreladas ao rastreamento ocular em ambiente com pouca luminosidade.

Tabela 3 – Discriminação dos notebooks utilizados no experimento.

Nº Notebook	Discriminação
1	Dell Inspiron 3421 com processador Intel Core i5, 8GB de memória RAM e Webcam com resolução HD (1280 x 720).
2	Dell Inspiron 14 Série 5000 com processador Intel Core i7, 16GB de memória RAM e Webcam com resolução HD (1280 x 720).
3	Acer nitro 5 com processador Intel Core i5, 16GB de memória RAM e Webcam com resolução HD (1280 x 720).

Por fim, foi explanado o desenvolvimento dos experimentos e as características de cada experimento com os voluntários.

## 4 Resultados

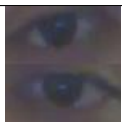
Nesse capítulo são apresentados e discutidos os resultados obtidos nos experimentos realizados, detalhando os achados que podem ser relevantes para o uso da metodologia de rastreamento escolhida. A seguir estão expostos os resultados divididos em dois tipos de experimentos.

### 4.1 Resultados do experimento com a utilização de técnicas de processamento de imagens

Os resultados desse experimento apresentam evidências de que usar técnicas de processamento de imagens para superar o desafio do rastreamento ocular em ambiente com baixa luminosidade é, no contexto dessa pesquisa e no melhor das hipóteses dos casos, pouco vantajoso. Entre as técnicas investigadas somente apenas uma demonstrou uma melhora na ordem de 3%. Para alcançar tais resultados, foram aplicadas técnicas de processamento de imagens na base de imagens do usuário que corresponde às imagens de treinamento e teste com uso da base de imagens da MPIIGaze originais.

No primeiro experimento, foram aplicadas as técnicas EnlightenGAN, MIRNet e Equalização de Histograma somente nas imagens do V1, tanto na imagens de treinamento quanto nas imagens de teste. A Tabela 4 apresenta as informações do experimento com esse voluntário. No âmbito desse trabalho, o termo Base de *Fine-Tuning* corresponde a BFT e Base de Testes corresponde a BT.

Tabela 4 – Descrição do experimento com o V1.

Voluntário	Valor em Lux	BFT	BT	Olhos
V1	39	6482	627	

A Figura 16 apresenta os resultados alcançados. Vale ressaltar que na Figura 16 o termo Equalização de Histograma é tratado como EH.

Esse experimento demonstrou que, com as imagens originais do V1, sem aplicação de quaisquer manipulação e com intensidade de luz de 39 Lux, a acurácia média chega a 63% com um desvio padrão de 2,84%. Com a aplicação da Equalização de Histograma os resultados sobem para 66,67% com desvio padrão de 8,23%. Esse resultado que evidencia um aumento de 3,67% na acurácia média em relação ao uso de imagens originais. Com a

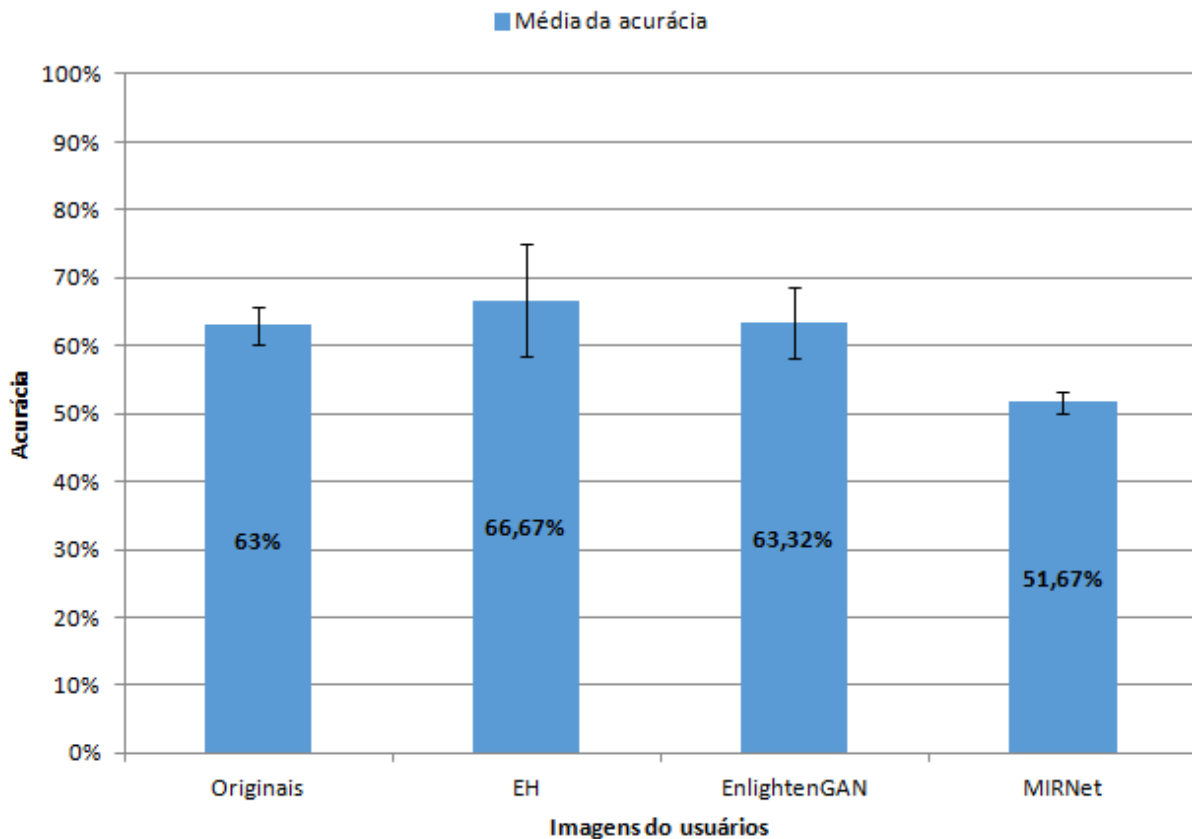


Figura 16 – Comparação da acurácia média.

aplicação da técnica EnlightenGAN obteve-se uma acurácia média de 63,32% com desvio padrão de 5,18%. Já com o uso da técnica MIRNet a acurácia média caiu para 51,67% com desvio padrão de 1,52%.

Para aprofundar a investigação, de posse dos resultados atingidos com o uso da técnica Equalização de Histograma, elaborou-se mais um experimento. Nessa etapa, aplicou-se a equalização de histograma em todas as imagens da base de imagens do usuário e da base de imagens da MPIIGaze. Com isso, alcançou-se uma acurácia média de 56,33% com desvio padrão de 4,94%. Tal resultado demonstra, no contexto desta pesquisa, ser desvantajoso realizar a equalização de histograma tanto nas imagens da MPIIGaze como nas imagens do usuário como alternativa para superar o desafio do rastreamento ocular em ambientes com pouca luminosidade.

## 4.2 Resultados dos experimentos sobre o impacto da luminosidade

Os resultados desse experimento sugerem que há uma forte influência da luminosidade na detecção da região de interesse usando rastreamento ocular. Para a verificação da influência da luminosidade foi utilizado um luxímetro, uma ferramenta que nesta metodologia mostrou-se essencial.

Nesse experimento, houve a participação de quatro voluntários: V1, V2, V3 e V4.

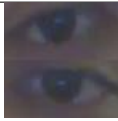
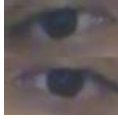
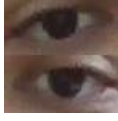
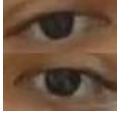


Com o V1 o rastreamento ocular foi executado quatro vezes, com uma medição de luz por meio do luxímetro, em cada vez com uma intensidade de luminosidade diferente e *notebook* diferente em duas vezes. Na execução do rastreamento ocular com 39 lux e 50 lux foram realizadas em um mesmo ambiente com iluminação artificial com lâmpadas fluorescentes, porém a com 50 lux foi executada em local mais próximo da lâmpada. Já as execuções com 55 lux e 164 lux foram realizadas em outro ambiente, sendo que a execução com 55 lux foi realizada com apenas iluminação artificial de lâmpadas fluorescentes, enquanto que na execução com 164 lux foi adicionada uma fonte de iluminação extra direcionada para a face do voluntário.

A Tabela 5 apresenta a imagem dos olhos obtida sob diferentes intensidades de luminosidade, bem como a quantidade de imagens para a BFT, quantidade de imagens para a BT e informações do experimento com o V1.

É importante frisar que a coluna N<sup>o</sup> *Notebook* corresponde às informações dos *notebooks* descritos e identificados na Tabela 3.

Tabela 5 – Descrição do experimento com o V1

Voluntário	N <sup>o</sup> Notebook	Valor em Lux	BFT	BT	Olhos
V1	1	39	6482	627	
V1	1	50	6741	1073	
V1	2	55	6727	1957	
V1	2	164	6763	1065	

Com os resultados, foi possível verificar que a medida que os níveis de luminosidade são aumentados, consequentemente a média da taxa de acerto do método aumenta. Tal fato pode ser visualizado na Figura 17.

Isto posto, foi identificado que a execução do rastreamento ocular com V1 em um ambiente com luminosidade medida em 39 lux obteve uma média de acurácia de 63% com desvio padrão de 2,84%. Já a execução com 50 lux alcançou uma acurácia de 66,26% com desvio padrão de 5,01%, ao passo que a execução com 55 lux atingiu acurácia média de 67,95% com desvio padrão de 12,58%. A execução com 164 lux resultou em uma acurácia média de 85,65% com desvio padrão de 1,26%. Nessa última execução, observou-se que

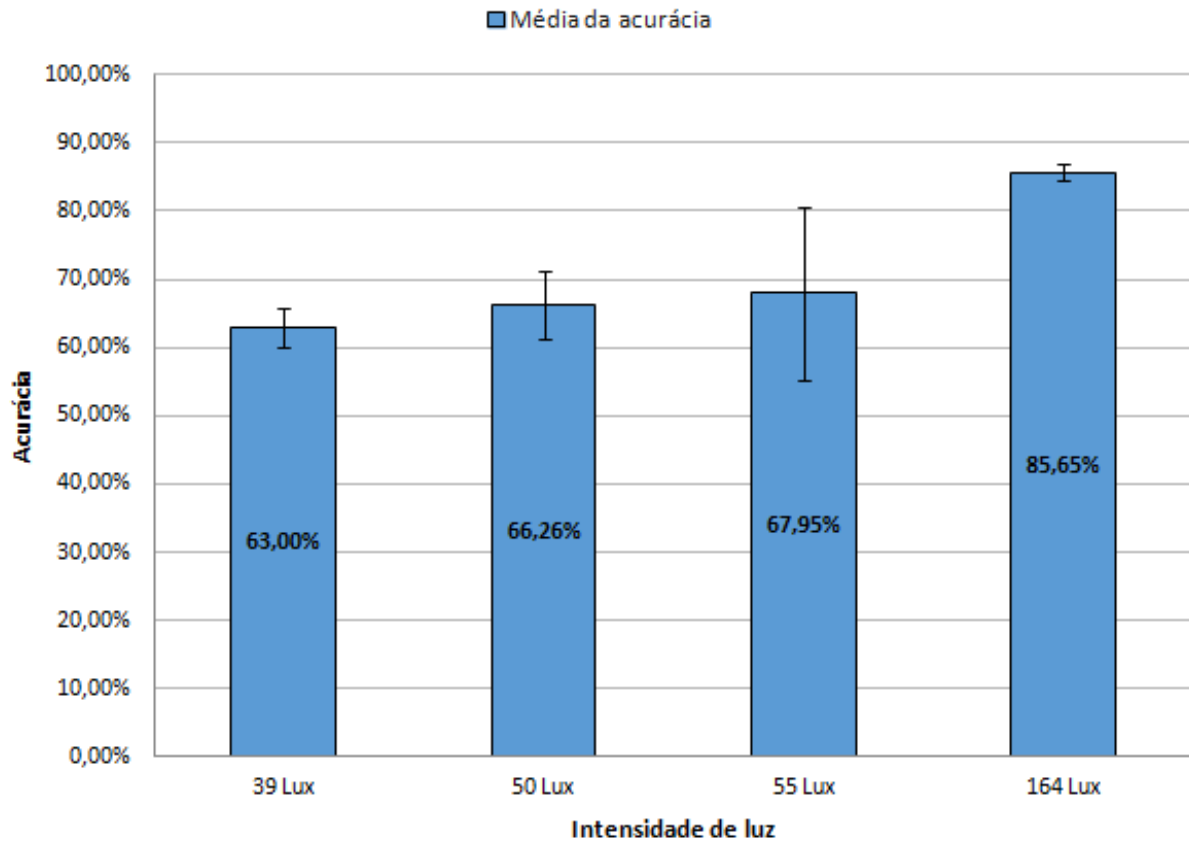
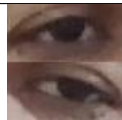
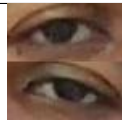


Figura 17 – Acurácia média dos experimentos com V1.

o desvio padrão foi pequeno, dessa forma todas as execuções na sistemática de *k-fold* 5 obtiveram acurácia semelhantes.

Para os experimentos com V2, o rastreamento ocular foi realizado com a medição de lux em dois ambientes diferentes, sendo que em um ambiente foi adicionado mais uma fonte de luz. A Tabela 6 exibe informações da execução do rastreamento ocular com esse voluntário.

Tabela 6 – Descrição do experimento com o V2.

Voluntário	Nº Notebook	Valor em Lux	BFT	BT	Olhos
V2	2	40	4331	2188	
V2	2	171	6873	2358	

Com os resultados, observou-se que o mesmo padrão encontrado nos resultados de V1 aconteceu. Quanto maior a taxa de lux, maior a taxa de acurácia. A Figura 18 apresenta os resultados com o V2.

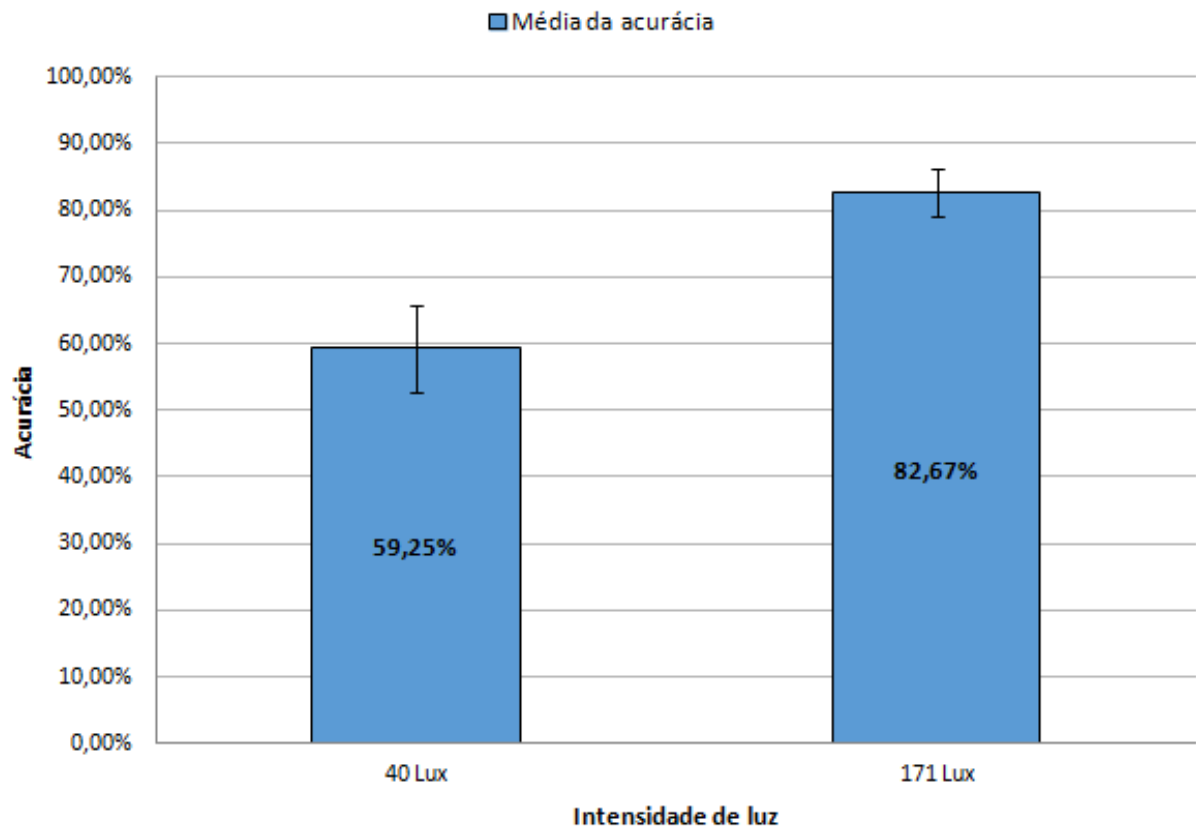
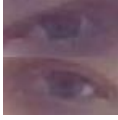
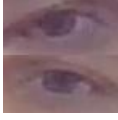


Figura 18 – Acurácia média dos experimentos com V2.

A execução do rastreamento ocular em um ambiente com luminosidade medida em 40 lux resultou em uma acurácia média de 59,25% com desvio padrão de 6,48%. Já a execução com 171 Lux obteve uma acurácia média de 82,67% com desvio padrão de 3,48%.

Da mesma forma que com V2, o rastreamento ocular foi realizado duas vezes com a medição de lux com V3. A Tabela expõe 7 informações da execução do rastreamento ocular com o V3.

Tabela 7 – Descrição do experimento com o V3.

Voluntário	Nº Notebook	Valor em Lux	BFT	BT	Olhos
V3	3	40	6723	1415	
V3	3	96	6741	1433	

Com esses dados, os resultados obtidos com V3 podem ser visualizados na Figura 19.

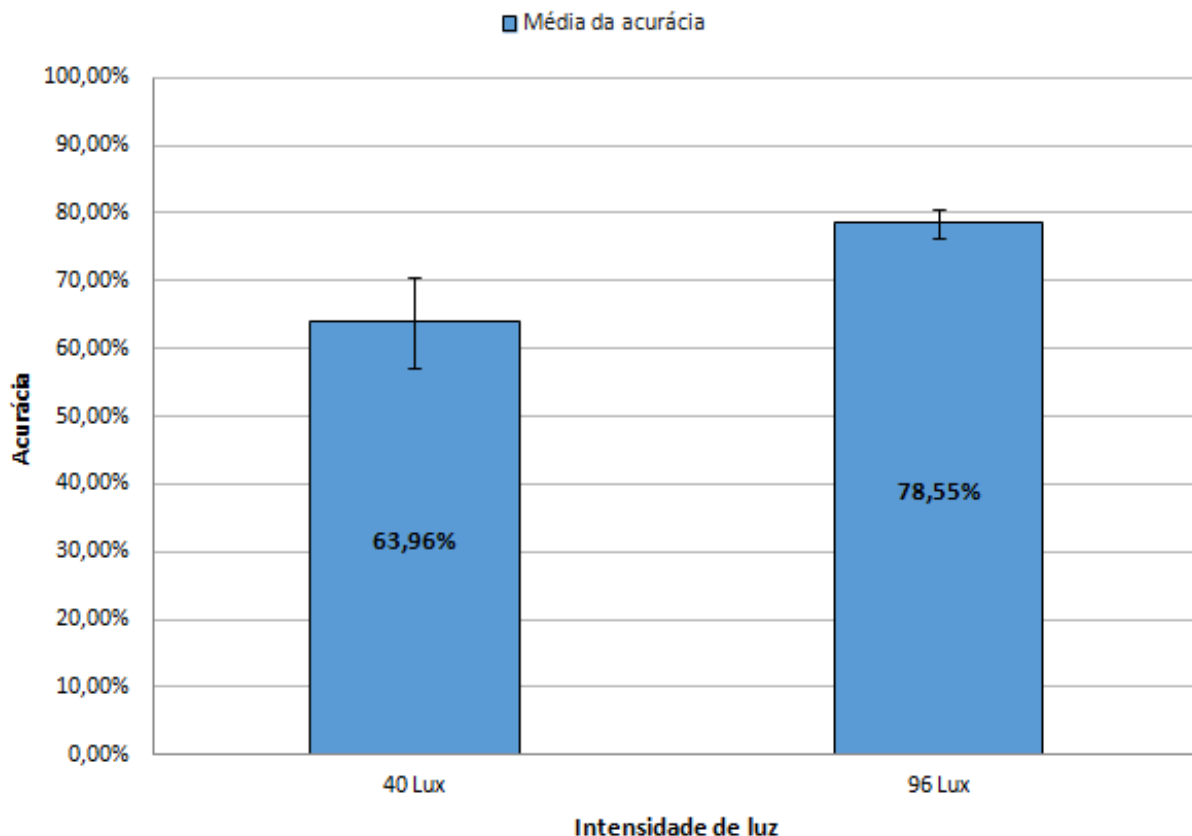
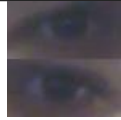
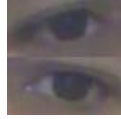


Figura 19 – Acurácia média dos experimentos com V3.

Com 40 Lux, o rastreamento ocular de V3 atingiu acurácia média de 63,96% com desvio padrão de 6,67%. E com 96 Lux a taxa de acurácia média alcançou 78,55% com desvio padrão de 2,13%.

A respeito do V4, o rastreamento ocular foi executado duas vezes com a medição de lux. A Tabela 8 exibe as informações da execução do rastreamento ocular com o V4.

Tabela 8 – Descrição do experimento com o V4.

Voluntário	Nº Notebook	Valor em Lux	BFT	BT	Olhos
V4	1	43	3348	555	
V4	1	78	3822	1069	

Mediante as informações expostas, a Figura 20 salienta os resultados alcançados com o voluntário.

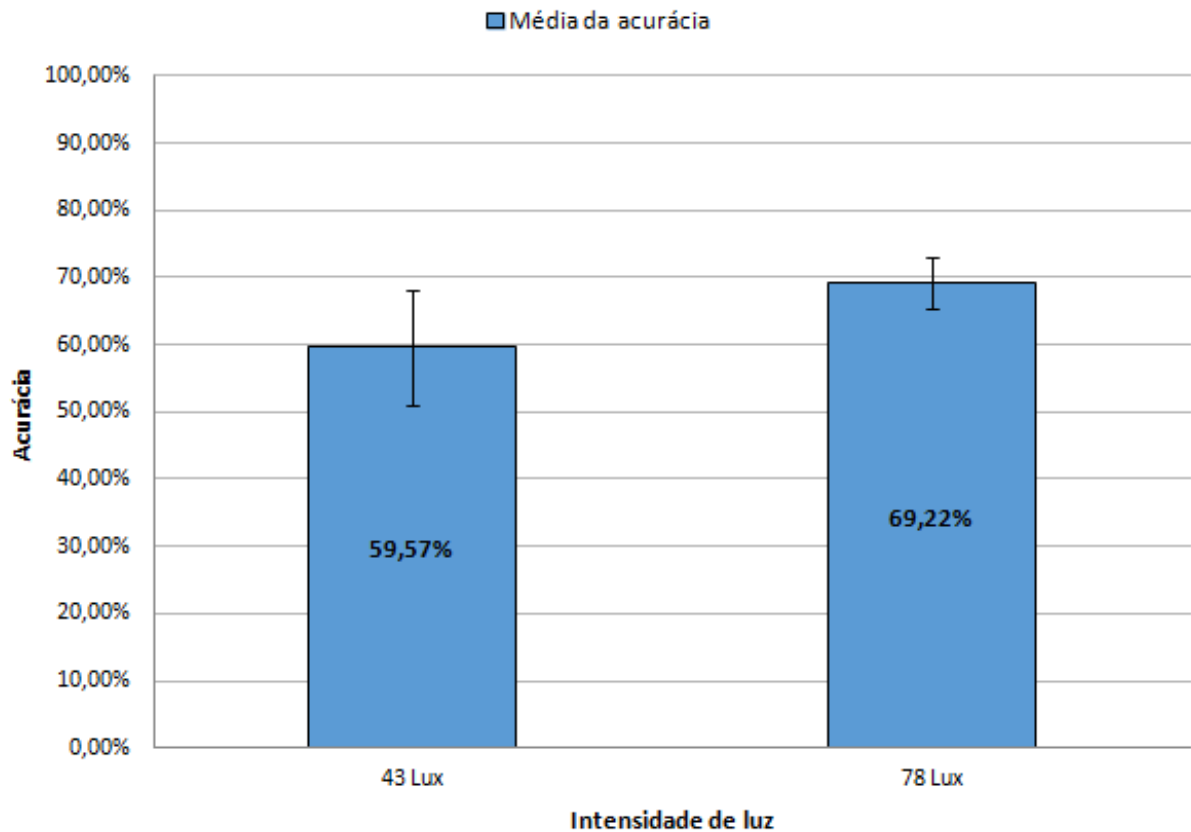


Figura 20 – Acurácia média dos experimentos com V4.

Os resultados com o V4, apontam que, em um ambiente com medição de 43 lux, a execução do rastreamento ocular obteve acurácia média de 59,57% com um desvio padrão de 8,70%. Entretanto, com uma medição de 78 lux a taxa de acurácia média saltou para 69,22% com um desvio padrão de 3,80%.

Ressalva-se que a BFT e BT mudam na quantidade de imagens: na BFT devido ao fato de que o voluntário movimentou a cabeça ou fez algum movimento que impossibilitou a segmentação dos olhos. Enquanto que na BT a quantidade de imagens dependeu da velocidade que o voluntário fez a atividade lúdica.

Em geral, os resultados dos experimentos com os voluntários seguiram um padrão que consiste em quanto mais intensidade de luz, maior é a taxa de acerto do método. Vale ressaltar que nesse estudo, observou-se não ser uma estratégia coerente comparar os resultados dos voluntários, uma vez que nem todos os experimentos foram realizados nos mesmos ambientes e nem com os mesmos dispositivos, além disso, não foi possível garantir a mesma intensidade de luz para todos os voluntários. Destaca-se que o estudo desenvolvido focou em investigar o impacto da mudança de luminosidade para cada voluntário. Nesse prisma, identificou-se que o incremento da luminosidade trouxe resultados positivos para todos os voluntários avaliados. Em uma análise individual de cada voluntário, verificou-se que em todos os casos o aumento da luminosidade representou também em um aumento da taxa de acerto do método. A Tabela 9 apresenta esse padrão observado.

De antemão, para a Tabela 9 o termo NLA corresponde ao Nível de Luminosidade do Ambiente, enquanto que o termo NLAFAL corresponde ao Nível de Luminosidade do Ambiente com uma Fonte Adicional de Luz, já o termo  $\Delta$  Lux equivale a variação da intensidade de luz e, por fim, o termo VPPTX corresponde a Variação Percentual Positiva da Taxa de Acerto.

Tabela 9 – Resultados do impacto da luminosidade com todos os voluntários.

Voluntários	NLA		NLAFAL		$\Delta$ Lux	VPPTX
V1	39 Lux	63%	164 Lux	85,65%	125 Lux	22,65%
V2	40 Lux	59,25%	171 Lux	82,67%	131 Lux	23,42%
V3	40 Lux	63,96%	96 Lux	78,55%	56 Lux	14,59%
V4	43 Lux	59,57%	78 Lux	69,22%	35 Lux	9,65%

Os dados apresentados na Tabela 9 corroboram com o entendimento do padrão encontrado, no qual obtém-se, com os resultados de todos os voluntários, um aumento percentual na taxa de acerto do método realizado em um ambiente com uma fonte adicional de luz. Em suma, para os resultados observados, quanto maior é a variação da intensidade de luz em lux entre a iluminação ambiente e a iluminação ambiente com uma fonte adicional de luz, maior é a variação percentual positiva da taxa de acerto do método, ou melhor, quanto mais intensidade de luz mais assertivo é o rastreamento ocular para detecção da região de interesse. Por exemplo, o  $\Delta$  Lux dos experimentos de V2 representou a maior variação de lux e do mesmo modo com os resultados com V2 obteve-se a maior Variação Percentual Positiva da Taxa de Acerto. Dentre os voluntários do estudo, os experimentos com V4 atingiram o menor  $\Delta$  Lux, conseqüentemente com esse voluntário obteve-se a maior Variação Percentual Positiva da Taxa de Acerto. Por fim, com os experimentos efetuados com intensidade de luz acima de 160 lux, o método obteve taxa de acerto acima de 80%.

Diante do exposto, é importante salientar que a configuração desse ambiente de realização do rastreamento ocular é um desafio sugerido como trabalho futuro: como aumentar a luminosidade para maximizar a taxa de acerto do método em estudo sem gerar desconforto ao usuário? Está é uma lacuna de estudo que carece de investigação e pesquisas.

Observa-se ainda que com o computador utilizado o treinamento da rede atingiu-se uma duração de cerca de 3 dias para o treinamento do modelo com a base de imagens da MPIIGaze. Já o *fine-tuning*, usando a base de imagens do usuário com a sistemática da validação cruzada com *k-fold* 5 o tempo de espera chegava até cerca de 7 horas. Esse tempo é considerável, visto que foi utilizado um computador de grande poder de processamento com as configurações mencionadas. Todavia, o treinamento com as imagens da MPIIGaze só precisa ser feito apenas uma vez, isso significa que para os usuários finais o modelo já

estará pronto e não será preciso aguardar 3 dias. Ademais, o *fine-tuning* com as imagens do usuário não precisará da validação cruzada com *k-fold* 5, dessa forma o rastreamento ocular não será executado 5 vezes. Esses fatores reduzem o tempo de resposta do rastreamento ocular.

### 4.3 Considerações do capítulo

Neste capítulo foram apresentados os resultados obtidos com os experimentos realizados. Com isso, as evidências desse estudo apontam que fazer uso da técnica de Equalização de Histograma nas imagens do usuário para o rastreamento ocular em ambiente com pouca luminosidade mostrou-se ser pouco vantajoso, enquanto que utilizar a EnlightenGAN e a MIRNet demonstrou ser até mais desvantajoso, em comparação com a primeira técnica mencionada.

Com os experimentos que buscam averiguar o impacto da luminosidade para realização do rastreamento ocular, observou-se que os resultados obtidos, no contexto avaliado, sugerem um limiar de intensidade de luz acima de 160 lux para alcançar uma taxa de acerto superior a 80%. Os resultados trazem elementos para apurar a sensibilidade da metodologia a intensidade de luz, bem como, concluir que há um parâmetro que quantifica a luminosidade adequada para a execução da metodologia de rastreamento ocular. Assim, o usuário terá uma recomendação para uso do método com uma pré configuração padrão do ambiente de forma que o usuário consiga alcançar uma quantidade de luz satisfatória para obtenção estimativas do olhar na ordem de 80% em diante.

Vale ressaltar os valores obtidos em lux não são precisamente controlados, pois basicamente adicionou mais uma fonte de luz e observou-se a intensidade de luz em lux em cada experimento, por isso, não há uma padronização de valores em lux para os experimentos com os voluntários.

Um ponto importante, é que não dá para comparar os resultados entre os usuários, pois cada usuário possui características diferentes, como cor do olho, a abertura do olho, a posição do olho, o movimento da cabeça e padrão do movimento ocular. Mas vale notar que todos os resultados seguiram um padrão para cada usuário, mesmo com a utilização de notebooks diferentes para a execução do rastreamento ocular.

Para finalizar, constatou-se que o luxímetro vai servir para orientar potenciais usuários sobre quais os níveis de intensidade de luz são suficientes para a realização do rastreamento ocular com taxa de acurácia acima de 80%.





## 5 Conclusões

Esta pesquisa deu continuidade a metodologia de rastreamento ocular de SOARES (2021) de modo a buscar soluções que atenuem os problemas relacionados ao uso em ambientes com pouca luminosidade e que, no mínimo, regulamente padrões determinantes de uma pré configuração do ambiente de execução a um nível adequado de luminosidade.

Nesse contexto, inicialmente buscou-se manipular as imagens obtidas no rastreamento ocular realizado em ambiente com pouca luminosidade. Porém verificou-se, no contexto da pesquisa, ser pouco vantajoso manipular as imagens para superar a falta de luminosidade adequada do ambiente com as técnicas de processamento de imagens utilizadas. Pois com a equalização de histograma obteve-se um aumento de apenas 3,67% de acurácia média, com a EnlightenGAN um ínfimo aumento de 0,32% de acurácia média e com a MIRNet o resultado de acurácia média foi inferior ao uso das imagens originais em 11,63%, resultados com a aplicação das técnicas apenas nas imagens do usuário. Com a investida da aplicação da Equalização de Histograma nas imagens do usuário e nas imagens da MPIIGaze obteve-se como resultado 56,33% de acurácia média, resultado que sugere não valer a pena o trabalho empregado. Em suma, mesmo com um aumento da acurácia média com a aplicação da equalização de histograma nas imagens do usuário, averigua-se ser um aumento pequeno e não suficiente para garantir um rastreamento ocular assertivo. Essa seria uma solução transparente ou imperceptível para o usuário final, era uma alternativa após a execução do rastreamento ocular.

Já que a alternativa transparente ao usuário final mostrou-se desvantajosa, restou buscar condições apropriadas que potencializem o rastreamento ocular. Assim, outra alternativa foi colocada à prova, fazer uso de um luxímetro de fácil acesso e disponível através de um aplicativo para *smartphone* para realizar experimentos e investigar o nível adequado de luminosidade para o rastreamento ocular. Nessa investida, os resultados sugeriram que há um nível adequado de luminosidade, ou melhor, os resultados sugeriram que há um parâmetro que define o limite mínimo recomendável de intensidade de luz de forma a manter a metodologia com taxa de acerto acima de 80%.

Com isso é possível inferir que só aumentar a luminosidade do ambiente não garante o nível ideal de luz para um rastreamento ocular preciso. É necessário que ocorra uma verificação prévia da intensidade de luz. Vale lembrar que o uso do luxímetro através de um aplicativo de *smartphone* não interfere na característica da metodologia de rastreamento ocular de ser de baixo custo para utilização, uma vez que não há necessidade de aquisição de equipamentos especiais para a medição do nível de luz.

Nesse prisma, caso essa metodologia seja subsidiada em um ambiente web o

pesquisador ou analista do comportamento poderia preparar um ambiente residencial ou escolar usando o método de medição de luminosidade para garantir condições ideais para o melhor desempenho do método sem a necessidade de comprar equipamentos especiais, com um computador e uma *webcam* o usuário já consegue usar a metodologia.

Por fim, sob essa mesma óptica, na área da educação um professor poderá utilizar esse rastreamento ocular de livre uso, por não requerer licença para uso, e de baixo custo, por utilizar apenas de um dispositivo (computador, *tablet*, *smartphone* etc) com uma câmera, um luxímetro para adaptação do ambiente e um *software* para a execução do rastreamento ocular e poder trabalhar tanto com crianças ditas normais como com crianças com alguma comorbidade seja ela TEA, dislexia ou deficiência intelectual e poder coletar as estimativas do olhar, observar fixações, ROIs obtidas com essas crianças de modo a traçar planos de ensino determinantes para potencializar os processos de ensino e aprendizagem. Vale frisar, rastreamento ocular de livre uso e de baixo custo, fatores que ampliam o acesso a métricas valiosas do movimento ocular.

## 5.1 Trabalhos futuros

Aponta-se, a seguir, algumas propostas para estudos futuros:

- **Discretizar o intervalo de intensidade de luz e trabalhar com mais voluntários:** Um estudo para uma melhor análise do impacto da variação da luminosidade no rastreamento ocular pode ser com a discretização do intervalo em, no mínimo, uma janela de 100 lux a 200 lux de intensidade de luz do ambiente em um experimento com mais voluntários. Esse estudo pode ser feito em um ambiente fortemente controlado com uso de diferentes fontes de luz.
- **Uso de diferentes fontes de luz:** Usar nos experimentos diferentes fontes de luz pode ser uma alternativa tanto para controlar o nível de intensidade de luz como também para o estudo da intensidade de luz mínima para evitar desconforto para o usuário.
- **Investigar o uso de mais técnicas de processamento de imagens:** Deixar o rastreamento ocular mais robusto em relação a intensidade de luz no ambiente é uma estratégia que não só amplia a facilidade de uso como também pode melhorar a confiabilidade do sistema. Nesse prisma, investigar o uso de mais técnicas de processamento de imagens para viabilizar o rastreamento ocular se configura como um caminho a ser explorado.

## Referências

- ADRIANO, B.; NARCIZO, F. B.; SHIMANUKI, M. T. Sistema de rastreamento ocular não intrusivo utilizando a biblioteca opencv. In: *11<sup>o</sup> CONGRESSO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA DO IFSP*. [S.l.: s.n.], 2020. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 6.
- BARRETO, A. M. Eye tracking como método de investigação aplicado às ciências da comunicação. *Revista Comunicando*, v. 1, n. 1, p. 168–186, 2012. Citado na página 1.
- BHARDWAJ, N.; KAUR, G.; SINGH, P. K. A systematic review on image enhancement techniques. *Sensors and Image Processing*, Springer, p. 227–235, 2018. Citado na página 8.
- BOYKO, N.; BASYSTIUK, O.; SHAKHOVSKA, N. Performance evaluation and comparison of software for face recognition, based on dlib and opencv library. In: *2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining Processing (DSMP)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 478–482. Citado 2 vezes nas páginas 13 e 17.
- CASTANHO, T. A. *A metodologia Eye Tracking na avaliação do uso do recurso pedagógico de pictogramas na comunicação alternativa para alunos com TEA*. 134 f. Dissertação (Mestrado em Ensino de Ciência e Tecnologia) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Paraná, Ponta Grossa, Brasil, 2018. Citado na página 5.
- CAVALCANTE, T. de A. et al. Eye tracking como estratégia de ensino e avaliação na educação inclusiva: Aplicação com alunos com autismo. v. 30, n. 1, p. 1221, 2019. Citado na página 1.
- DENG, J. et al. Imagenet: A large-scale hierarchical image database. In: *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 248–255. Citado na página 15.
- FERNÁNDEZ, D. N. et al. A convolutional neural network for gaze preference detection: A potential tool for diagnostics of autism spectrum disorder in children. *CoRR*, abs/2007.14432, 2020. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/2007.14432>>. Citado 2 vezes nas páginas 5 e 7.
- FIGUEIREDO, A. F.; OLIVEIRA, H. S. de; SOUTO, E. J. P. Redes neurais densas para classificação de estresse. *Journal of Health Informatics*, v. 12, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 20.
- FILHO, O. M.; NETO, H. V. *Processamento digital de imagens*. [S.l.]: Brasport, 1999. Citado na página 11.
- FORSTER, R. Aspectos da utilização do rastreamento ocular na pesquisa psicolinguística. *DELTA: Documentação de Estudos em Linguística Teórica e Aplicada*, SciELO Brasil, v. 33, p. 609–644, 2017. Citado na página 1.
- HOLMQVIST, K. et al. *Eye tracking: A comprehensive guide to methods and measures*. [S.l.]: OUP Oxford, 2011. Citado na página 5.

- HUSSAIN, S.; LONE, M. M. Image enhancement techniques: A review. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, v. 5, n. 9, 2018. Citado na página 8.
- HYÖNÄ, J. The use of eye movements in the study of multimedia learning. *Learning and Instruction*, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 172–176, 2010. Citado na página 5.
- JIANG, Y. et al. Enlightengan: Deep light enhancement without paired supervision. *CoRR*, abs/1906.06972, 2019. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1906.06972>>. Citado 3 vezes nas páginas 13, 8 e 9.
- JUST, M. A.; CARPENTER, P. A. A theory of reading: From eye fixations to comprehension. *Psychological review*, American Psychological Association, v. 87, n. 4, p. 329, 1980. Citado na página 1.
- KIM, J.-H.; JEONG, J.-W. Gaze in the dark: Gaze estimation in a low-light environment with generative adversarial networks. *Sensors*, v. 20, n. 17, 2020. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/20/17/4935>>. Citado 3 vezes nas páginas 7, 9 e 10.
- KUMAR, P. et al. Classification of imbalanced data: review of methods and applications. In: IOP PUBLISHING. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. [S.l.], 2021. v. 1099, n. 1, p. 012077. Citado na página 19.
- LI, F.; KOLAKOWSKI, S.; PELZ, J. Using structured illumination to enhance video-based eye tracking. In: *2007 IEEE International Conference on Image Processing*. [S.l.: s.n.], 2007. v. 1, p. I – 373–I – 376. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 6.
- LIN, Y.-P. et al. Webcam mouse using face and eye tracking in various illumination environments. In: *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*. [S.l.: s.n.], 2005. p. 3738–3741. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 6.
- MOHANTY, S. et al. Design of real-time drowsiness detection system using dlib. In: *2019 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–4. Citado na página 16.
- OLAWALE, O. P.; DIMILILER, K. Individual eye gaze prediction with the effect of image enhancement using deep neural networks. In: *2020 4th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 1–7. Citado 2 vezes nas páginas 7 e 8.
- PANSING, C. W.; HUA, H.; ROLLAND, J. P. Optimization of illumination schemes in a head-mounted display integrated with eye tracking capabilities. *SPIE*, v. 5875, p. 128 – 140, 2005. Disponível em: <<https://doi.org/10.1117/12.617937>>. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 6.
- PEDROSO, L. S. et al. Construção de um luxímetro de baixo custo. *Revista Brasileira de Ensino de Física*, SciELO Brasil, v. 38, 2016. Citado na página 20.
- PETERSEN, K.; VAKKALANKA, S.; KUZNIARZ, L. Guidelines for conducting systematic mapping studies in software engineering: An update. *Information and Software Technology*, Elsevier, v. 64, p. 1–18, 2015. Citado na página 8.

POOLE, A.; BALL, L. J. Eye tracking in hci and usability research. In: *Encyclopedia of human computer interaction*. [S.l.]: IGI Global, 2006. p. 211–219. Citado na página 5.

PRINCE, M. et al. Eye movement classification using cnn. In: *2020 Advanced Computing and Communication Technologies for High Performance Applications (ACCTHPA)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 138–142. Citado 2 vezes nas páginas 1 e 12.

PROUX, T. A. *PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS APLICADO À DETECÇÃO DE FACES PARA O MONITORAMENTO DA POSTURA DE USUÁRIOS DURANTE A UTILIZAÇÃO DE COMPUTADORES*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2018. Citado na página 16.

ROSCH, J. L.; VOGEL-WALCUTT, J. J. A review of eye-tracking applications as tools for training. *Cognition, technology & work*, Springer, v. 15, p. 313–327, 2013. Citado na página 5.

SAGONAS, C. et al. 300 faces in-the-wild challenge. *Image Vision Comput.*, Butterworth-Heinemann, USA, v. 47, n. C, p. 3–18, mar 2016. ISSN 0262-8856. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.imavis.2016.01.002>>. Citado na página 16.

SANTANA<sup>19</sup>, V. F.; SOUZA<sup>20</sup>, T. d. P. C. de; LIMA<sup>21</sup>, J. E. de S. Proposta de ferramenta web para o auxílio ao diagnóstico de autismo usando eye tracking. *ENSINO, PESQUISA E EXTENSÃO*, p. 88. Citado na página 1.

SHUKLA, K. N.; POTNIS, A.; DWIVEDY, P. A review on image enhancement techniques. *International Journal of Engineering and Applied Computer Science (IJEACS)*, v. 2, n. 7, p. 232–235, 2017. Citado na página 8.

SOARES, J. F. *Metodologia de Baixo Custo para Realizar Eye Tracking Utilizando Regiões de Interesse*. 66 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) — Universidade Federal do Piauí, Teresina - PI, Brasil, 2021. Citado 12 vezes nas páginas 13, 1, 2, 3, 5, 6, 15, 16, 17, 18, 19 e 35.

SUGANO, Y.; MATSUSHITA, Y.; SATO, Y. Appearance-based gaze estimation using visual saliency. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 35, n. 2, p. 329–341, 2013. Citado na página 5.

SZEGEDY, C.; IOFFE, S.; VANHOUCKE, V. Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning. *CoRR*, abs/1602.07261, 2016. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1602.07261>>. Citado 2 vezes nas páginas 13 e 14.

TOBII. *What is eye tracking?* 2021. Disponível em: <<https://tech.tobii.com/technology/what-is-eye-tracking/>>. Citado na página 5.

YAMASHITA, R. et al. Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. *Insights into imaging*, Springer, v. 9, n. 4, p. 611–629, 2018. Citado na página 12.

ZAMIR, S. W. et al. Learning enriched features for real image restoration and enhancement. *CoRR*, abs/2003.06792, 2020. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/2003.06792>>. Citado 5 vezes nas páginas 13, 8, 9, 10 e 11.

ZHANG, J. et al. An approach of region of interest detection based on visual attention and gaze tracking. In: IEEE. *2012 IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing (ICSPCC 2012)*. [S.l.], 2012. p. 228–233. Citado na página 15.