

Universidade Federal de São Carlos – UFSCar
Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia – CCET
Departamento de Engenharia Elétrica – DEE

Lucas Gonçalves Cintrão

**Detecção de postes de iluminação pública acesos por meio de
processamento de imagens**



São Carlos
2023

Lucas Gonçalves Cintrão

Detecção de postes de iluminação pública acesos por meio de processamento de imagens

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao DEE - Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de São Carlos, para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Robson Barcellos

São Carlos

2023

Lucas Gonçalves Cintrão

Detecção de postes de iluminação pública acesos por meio de processamento de imagens/ Lucas Gonçalves Cintrão. – São Carlos, 2023-
66p. : il.; 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Robson Barcellos

Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade Federal de São Carlos – UFSCar
Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia – CCET
Departamento de Engenharia Elétrica – DEE, 2023.

1. Processamento de imagens. 2. Iluminação Pública. 3. Mapeamento Móvel I. Prof. Dr. Robson Barcellos. II. Universidade Federal de São Carlos. III. Faculdade de Engenharia Elétrica. IV. Bacharel.

Lucas Gonçalves Cintrão

**Detecção de postes de iluminação pública acesos por meio de
processamento de imagens**

Trabalho de conclusão de curso apresentado à
como requisito parcial para obtenção do título de
Bacharel em Engenharia Elétrica pela
Universidade Federal de São Carlos.

Aprovado em 26/07/2023

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Robson Barcellos - Orientador
Universidade Federal de São Carlos

Prof. Dr. Celso Aparecido França - convidado
Universidade Federal de São Carlos

Prof. Dr. Osmar Ogashawara - convidado
Universidade Federal de São Carlos

Dedico este trabalho à todos que me ajudaram neste caminhada em especial ao meu orientador, Robson Barcellos, pela paciência durante esse longo período.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à minha família, que sempre esteve ao meu lado em todas as etapas da minha vida acadêmica, por seus sábios conselhos, encorajamento e amor incondicional. Vocês são minha fonte de inspiração, sou extremamente abençoado por tê-los em minha vida.

Agradeço também à minha namorada, por sua compreensão, paciência e mesmo pelas necessárias cobranças. Seu apoio foi imprescindível para que eu chegasse até aqui. Com certeza encontrá-la foi um dos melhores acontecimentos que a graduação me proporcionou.

Por fim, não posso deixar de agradecer aos meus amigos e colegas de classe por toda a jornada que tivemos durante a graduação, por todos os momentos de descontração e apoio nos estudos, que sem dúvida foram muito importantes para mim.

"Estamos nos afogando em informações e famintos por conhecimento"

Edward Osborne Wilson

RESUMO

O projeto proposto desenvolveu um algoritmo de processamento de imagem para auxiliar gestores de iluminação pública a identificar problemas de iluminação no município. Atualmente muitas cidades não possuem maneiras eficazes para detectar postes de iluminação com funcionamento inadequado, como acesos durante o dia. Problemas como estes podem ter efeitos como gasto excessivo de energia elétrica e diminuição da vida útil dos equipamentos. Para tentar resolver esta demanda, existem metodologias sendo desenvolvidas que buscam apoiar na detecção destas situações. Uma delas é o mapeamento móvel terrestre, em que um veículo é equipado com GPS e câmera panorâmica (360°) e percorre o município coletando fotos. Com isso, a equipe da Prefeitura pode realizar inspeções virtuais nas vias. Ainda assim, este trabalho exige um esforço manual muito grande, pois são necessárias que pessoas façam a análise de cada imagem. Desta forma o projeto busca contribuir com métodos de processamento de imagens que permitem detectar nas fotografias coletadas por mapeamento móvel os pontos de iluminação que estão acesos de dia. Com isso o projeto possibilita a identificação de problemas de forma automatizada a partir das imagens com uma rotina que torna o processo de inspeção de postes de iluminação mais eficiente.

Palavras-chave: Processamento de imagens. Iluminação pública. Mapeamento móvel

ABSTRACT

The proposed project creates an image processing algorithm that assists public street lighting managers in identifying lighting problems in the city. Currently, many cities do not have effective ways to detect malfunctioning street lighting, such as those that are on during the day. Issues like these can lead to excessive electricity consumption and decreased lifespan of the equipment. To try to address this demand, methodologies that seek to assist the administration in detecting these situations are being developed and one of them is mobile terrestrial mapping, in which a vehicle is equipped with GPS and a panoramic camera (360°) and travels through the city collecting photos. With this, the Municipal Government administrators can perform virtual inspections on the roads. Nevertheless, this work requires a very large manual effort, as it is necessary to analyze each image. Thus, the project contributes with image processing methods that allow the detection of lighting points that are on during the day in the photos collected by mobile mapping. This enables the automatic identification of malfunction situations in the images with a routine that makes the process of inspecting street lighting poles more efficient.

Keywords: Image Processing. Street Light. Mobile sensing.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Representação de um sistema de mapeamento móvel terrestre	17
Figura 2 – Notícia denunciando caso de lâmpada acesa de dia, destacada pelo círculo vermelho, na cidade de Guarulhos-SP.	18
Figura 3 – Exemplo da aplicação de processamento de imagens e visão computacional para extração de informações.	22
Figura 4 – Exemplo de abordagens para segmentação. (A) Imagem original. (B) Imagem segmentada por detecção de bordas. (C) Imagem segmentada por corte.	23
Figura 5 – Postes georreferenciados por sistema de mapeamento móvel terrestre	25
Figura 6 – Fotografia panorâmica coletada pelo sistema de mapeamento móvel	28
Figura 7 – Exemplo de luminária distorcida em uma imagem coletada pelo mapeamento móvel	29
Figura 8 – Exemplos de imagens obtidas em diferentes situações para o projeto em questão	29
Figura 9 – Ilustração do método de seleção das imagens utilizadas	31
Figura 10 – Ilustração do pior cenário para a distância entre a imagem e o poste de iluminação	31
Figura 11 – Classe de iluminação para cada tipo de via	32
Figura 12 – Classe de iluminação em Guarulhos	33
Figura 13 – Variáveis para cálculo do ângulo máximo	33
Figura 14 – Temperatura de cor	36
Figura 15 – Exemplo de luminárias encontradas em Guarulhos	37
Figura 16 – Ilustração da operação de erosão de A por B, onde objeto teve seu entorno reduzido.	39
Figura 17 – Ilustração da operação de dilatação de A por B, onde o objeto teve seu entorno expandido.	39
Figura 18 – Exemplos de histogramas de imagens em escala de cinza com as setas apontando os picos de intensidade em cada um. A imagem (A) apresenta um padrão bimodal enquanto (B), um padrão multimodal.	40
Figura 19 – Ilustração do espaço de cor RGB	41
Figura 20 – Ilustração do espaço de cor HSV	42
Figura 21 – Diagrama de funcionamento do algoritmo	44
Figura 22 – Distorção na imagem equirretangular. Os círculos laranjas têm tamanhos equivalentes na imagem da esfera (A) e em (B), mas é possível perceber que em (B) ocorre distorção próximo aos polos	45
Figura 23 – Imagem equirretangular obtida via mapeamento móvel	46
Figura 24 – Imagem equirretangular obtida via mapeamento móvel com reprojeção realizada	46

Figura 25 – Exemplo de imagem com aplicação de um filtro bilateral. Em (A) a imagem original e (B) a imagem após a aplicação do filtro, onde é possível ver suavização das partes e remoção de ruídos	47
Figura 26 – Imagem obtida pelo mapeamento móvel com conversão para HSV, sendo à esquerda o canal de cores (HUE) e à direita o de intensidade (Value)	48
Figura 27 – Camada de intensidade da imagem da Figura 24 com aplicação de processamentos. À esquerda foi aplicado equalização de histograma, no centro com o filtro <i>tophat</i> e à direita com segmentação por threshold adaptativo	49
Figura 28 – Gráfico de cores em HSV da biblioteca OpenCV, mostrando a região onde se encontram as luminárias de IP	49
Figura 29 – Segmentação realizada no canal cromático à esquerda, a segmentação do canal de intensidade (threshold adaptativo) ao centro e a junção de ambos à direita	50
Figura 30 – Aplicação do <i>watershed</i> : À esquerda a imagem com os marcadores (em vermelho) as regiões desconhecidas (colorido) e regiões que certamente não são luminárias (preto). Ao centro o resultado do crescimento de região. À direita os objetos contornados na imagem original, com os respectivos rótulos	51
Figura 31 – Imagem com ponto de iluminação identificado pelo algoritmo proposto	53
Figura 32 – Imagem mostrando detecção de uma luminária acesa em um ambiente com fios de eletricidade mas sem que estes passem por ela	54
Figura 33 – Imagem mostrando detecção de uma luminária acesa em um ambiente onde há uma construção próxima	55
Figura 34 – Imagem mostrando detecção de uma luminária acesa com cor saturada e com borda bem definida	56
Figura 35 – Imagem mostrando detecção de uma luminária acesa com cor saturada e com a borda pouco definida.	56
Figura 36 – Imagem mostrando detecção de uma luminária acesa uma árvore logo atrás.	57
Figura 37 – Imagem mostrando detecção de falso positivo, na borda direita.	58
Figura 38 – Imagem mostrando detecção errada de uma região onde à esquerda estão destacadas todas as regiões que foram segmentadas e rotuladas e à direita foi dado um zoom no local onde está o objeto que foi identificado como luminária, evidenciando a semelhança com uma luminária devido ao seu formato circular.	58
Figura 39 – Imagem mostrando detecção de duas regiões como falso positivo, nas bordas esquerda e direita.	59
Figura 40 – Exemplo de duas imagens onde houve oclusão parcial da luminária por conta de árvores.	59
Figura 41 – Exemplo de imagem onde distorção da luminária durante a aquisição.	60

Figura 42 – Exemplo de imagem onde não houve a detecção devido ao reflexo no corpo da luminária que interferiu na definição da borda, atrapalhando o algoritmo de crescimento de região	60
Figura 43 – Exemplo de imagem onde não houve a detecção devido a saturação da cor e perda de informação da borda da luminária	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Valores de referência para montagem de iluminação pública	34
Tabela 2 – Tabela com valores de α calculados para cada classificação de via	35
Tabela 3 – Comparativo de temperatura de cor para diferentes tecnologias	36
Tabela 4 – Distribuição de pontos de iluminação em Guarulhos	36
Tabela 5 – Atributos e valores escolhidos para classificação e reconhecimento	51
Tabela 6 – Tabela com os atributos dos objetos identificados em uma imagem do mapeamento móvel, em amarelo está destacada a linha do objeto que é uma luminária acesa.	52

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
DIP	Departamento de Iluminação Pública
EE	Elemento Estruturante
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Positioning System
IP	Iluminação Pública
IRC	Índice de reprodução de cor
LED	Light Emitting Diode
MM	Morfologia Matemática
SMM	Sistema de Mapeamento Móvel

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Contextualização	16
1.2	Abordagem	17
1.3	Motivação	19
1.4	Objetivo	19
1.5	Organização	20
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	21
2.1	Processamento de imagens e Visão computacional	21
2.1.1	Segmentação	23
2.2	Sistema de mapeamento móvel	24
2.3	Trabalhos semelhantes	25
3	MATERIAIS	27
3.1	Ferramenta de programação	27
3.2	Imagens	27
4	METODOLOGIA:	30
4.1	Considerações iniciais sobre as imagens utilizadas	30
4.1.1	Existência de luminárias na imagem	30
4.1.2	Posição das luminárias nas imagens	32
4.1.3	Coloração das lâmpadas	35
4.2	Conceitos de processamento de imagens utilizados	37
4.2.1	Conceitos básicos	37
4.2.2	Erosão e dilatação	38
4.2.3	Histograma	39
4.2.4	Espaços de cor	40
4.2.5	Limiarização	42
4.3	Funcionamento do algoritmo	43
4.3.1	Visão geral	43
4.3.2	Pré-processamento	44
4.3.2.1	Transformação panorâmica	44
4.3.2.2	Filtro de ruído	46
4.3.2.3	Transformação e filtragem do espaço de cor	47
4.3.2.4	Realce das regiões mais brilhantes	48
4.3.3	Segmentação	48

4.3.4	Pós-processamento	50
4.3.5	Extração de atributos, classificação e reconhecimento	51
5	RESULTADOS	54
6	CONCLUSÃO	62
7	DIFICULDADES ENCONTRADAS	63
8	TRABALHOS FUTUROS	64
	REFERÊNCIAS	65

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

Segundo Silva e Lustosa (2006), a Iluminação Pública (IP) pode ser definida como o serviço que tem por objetivo prover de luz, no período noturno ou nos escurecimentos diurnos ocasionais, aos logradouros públicos, inclusive aqueles que necessitem de iluminação permanente no período diurno.

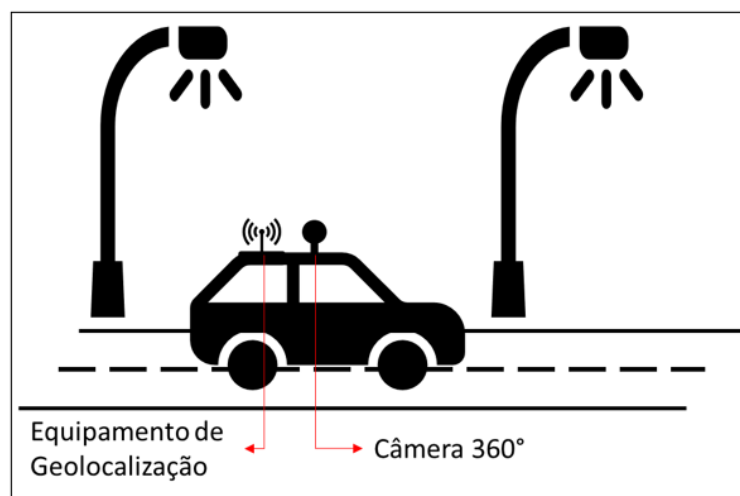
Assim, pode-se dizer que a Iluminação Pública é fator preponderante para que se tenha uma boa qualidade de vida nas cidades, pois permite aos cidadãos usufruir do espaço urbano com mais segurança durante a noite. Além do que, pontos luminosos bem planejados e mantidos valorizam a arquitetura e o patrimônio histórico das cidades, ajudando na construção da identidade local. Nesse sentido, a IP tem um papel importante na vida das cidades, em segmentos como segurança, saúde, mobilidade e bem-estar (SP, 2013). Contudo, a partir de janeiro de 2014, os municípios receberam a responsabilidade de fazer a gestão da operação, manutenção, expansão e inovação do sistema de iluminação pública, diretamente ou sob regime de concessão ou permissão. Antes, esse serviço era prestado pela concessionária distribuidoras de energia elétrica em grande parte das cidades (SP, 2013).

Além dos serviços diretamente relacionados aos pontos de iluminação, a melhoria da IP deve prever ações para atender a situações específicas, tais como serviço de podas de árvores que interferirem na iluminação das vias e substituição ou reparo nos acessórios com defeito, que estejam causando qualquer tipo de inconformidade.

Assim, para atender com eficiência e eficácia às obrigações que permanecem sob responsabilidade do Município, é primordial o aperfeiçoamento dos processos de gestão dos serviços realizados, o que envolve ações de inspeção de rotina em todos os pontos de iluminação com a identificação e classificação de problemas ocorridos para que se possa encaminhar para as equipes que realizarão os serviços (SILVA; LUSTOSA, 2006).

Para a realização das inspeções nos municípios uma das tecnologias que tem sido desenvolvidas é o sistema de mapeamento móvel (SMM), um método de aquisição de imagens georreferenciadas que utiliza uma plataforma móvel na qual são embarcados sensores e equipamentos tal como ilustra a Figura 1. Esse sistema possibilita coletar diversas fotos das ruas dos municípios e, com isso, realizar inspeções virtuais, permitindo que a equipe técnica da Prefeitura ‘navegue’ pelas imagens geradas buscando pontos de iluminação com defeito. Essa tecnologia facilita o trabalho de inspeção pois reduz a necessidade de extensos trabalhos de campo, ficando estes restritos as pessoas que operam a plataforma móvel, que em geral será um carro com motorista e assistente (SILVA et al., 2012).

Figura 1 – Representação de um sistema de mapeamento móvel terrestre



Fonte: Próprio autor

Entretanto, a dificuldade encontrada em um SMM se deve ao grande número de fotos geradas, que torna a análise visual humana muito trabalhosa e demorada. Para sanar este problema existe uma demanda por metodologias que permitam fazer o reconhecimento automático de ocorrências nas imagens, de forma que se seja necessário realizar manualmente apenas as imagens indicadas com algum problema, reduzindo o trabalho e aumentando a eficiência das inspeções virtuais.

1.2 Abordagem

Para este projeto de monografia a abordagem será a de falhas no sistema de iluminação pública, tratando mais especificamente de lâmpadas acesas durante o dia, que se mostra um problema comum nos municípios brasileiros e que traz desafios à administração pública devido à dificuldade de identificação, principalmente em municípios muito grandes como é o caso da cidade de Guarulhos-SP. A Figura 2 mostra uma notícia veiculada no portal de notícias GRU Diário denunciando um caso de lâmpada acesa durante o dia.

Junto a isso, existe uma preocupação global com o uso consciente de energia elétrica, visto o grande aumento do seu consumo e o impacto que isso está gerando para o planeta. Um exemplo desta preocupação no Brasil é o Programa Nacional de Iluminação Pública e Sinalização Semafórica Eficientes, denominado RELUZ que foi instituído pela ELETROBRAS em 2000, fazendo parte do Programa Nacional de Conservação Energética. Estes programas buscam soluções que permitam aos municípios melhorar o consumo com energia e seus gastos com Iluminação Pública, entre as soluções propostas, a principal é a modernização de luminárias para a tecnologia LED, devido a sua maior eficiência (GOV.BR, 2022).

Entretanto, mesmo realizando a modernização, o problema de lâmpadas acesas durante o

Figura 2 – Notícia denunciando caso de lâmpada acesa de dia, destacada pelo círculo vermelho, na cidade de Guarulhos-SP.

Leitor denuncia desperdício com lâmpadas públicas acesas o dia todo no Jd. Adriana

Por Redação

Publicado em 27/06/2021 | 10:23



Fonte: Adaptada de grudiario (2021)

dia se dá por conta do mal funcionamento da fotocélula (dispositivo responsável pelo acionamento de um ponto de iluminação na ausência da luz do sol), como aponta COPEL (2012). Ou seja, independente da tecnologia da luminária, essa falha pode causar grandes gastos extras de energia além de reduzir a vida útil dos equipamentos, sendo necessário identificar e resolver o problema com celeridade.

Santos (2014), fez o estudo de caso do desperdício de energia na iluminação pública no município de Santana do Livramento, no Rio Grande do Sul, devido a lâmpadas acesas durante o dia. No estudo foram identificados, por inspeção à campo, 105 pontos com falha em um total de 7.564 (1,4%) na cidade, representando um gasto de cerca de 7.104 KWh. Para estimar o quanto desperdiçado de energia o autor utiliza as seguintes considerações:

- O tempo médio que uma lâmpada fica acesa de noite é de 11,87 horas (dado obtido a partir da resolução n° 414 da ANEEL - Agência Nacional de Energia Elétrica - que estabelece o consumo diário da iluminação pública para fins de faturamento)
- Horas de desperdício de uma lâmpada acesa durante o dia é de $24h - 11,87h = 12,13h$.
- A potência média das lâmpadas é de 186W (0,186 KW)
- Preço da tarifa de energia por KWh em 2014, época que foi feito o estudo, era de R\$ 0,14075.

Assim, o estudo calcula que a taxa de 1,4% de lâmpadas acesas no município gera uma perda anual de 86.433KWh e R\$ 12.165,40, valor que corresponderia ao abastecimento de

aproximadamente 70 casas populares na época do estudo. O autor do trabalho ainda destaca que essa perda não é contabilizada no consumo, pois a medida da concessionária é feita a partir de estimativas de gasto, sendo este caso considerado como perdas globais na distribuição e onerando os demais consumidores de energia da rede elétrica. Além disso, vale citar que o estudo mencionado não considera possíveis gastos com troca de equipamentos antes do previsto, que pode gerar ainda mais custos.

Para o caso de Guarulhos, como o município possui 65.810 pontos de iluminação (GUARULHOS, 2022), considerando a mesma taxa de falhas do estudo de Santos (2014), seriam 921 lâmpadas acesas o que representaria, em proporção direta, um desperdício anual de cerca de 758.017,41 Kwh, equivalente ao consumo de 610 casas populares. Com valores corrigidos da tarifa da ENEL, (0,36107 R\$ por KWh enel.com.br (2023)) esse montante equivale a R\$ 273.697,34 por ano.

Dessa forma, a busca por soluções que auxiliem os gestores públicos a identificar pontos de iluminação acesos durante o dia de forma mais rápida e precisa se mostram muito necessárias podem trazer diversos benefícios para o município e sociedade.

1.3 Motivação

A motivação para este tema veio de um projeto realizado durante o estágio do autor na empresa Mitra Sistemas S/A , onde foi implantado um sistema de mapeamento móvel terrestre na Prefeitura de Guarulhos, junto ao Departamento de Iluminação Pública (DIP), que visava qualificar e agilizar a fiscalização do serviço de manutenção e ampliação do parque de IP além de trazer facilidade para muitas outras áreas da Prefeitura. Assim, o autor foi o responsável pela implantação e operação deste projeto junto à contratante. Durante a execução dos trabalhos, uma das principais demandas realizadas pelos gestores do DIP foi para que o projeto identificasse pontos de iluminação acesos durante o dia, pois era um problema conhecido do município que precisava ser mapeado. Com isso, identificou-se a necessidade de que o mapeamento móvel terrestre possuísse um algoritmo que pudesse detectar de maneira automática essa falha, permitindo entregar para a Prefeitura o insumo necessário para a correção do problema.

1.4 Objetivo

O objetivo deste projeto é contribuir com uma solução que permita detectar de maneira automática pontos de iluminação pública acesos de dia em imagens geradas por um sistema de mapeamento móvel terrestre. Para tanto, buscou-se desenvolver um software na linguagem python que utilize métodos de processamento para ler, manipular, analisar e detectar a falha nas imagens fornecidas.

1.5 Organização

A monografia está organizada da seguinte forma: no Capítulo 2 é feita uma revisão bibliográfica sobre o que é o processamento de imagens, a visão computacional e as suas etapas, também é explicado o funcionamento e utilidade do mapeamento móvel, por último traz os textos de trabalhos semelhantes que foram utilizados de referência. O Capítulo 3 apresenta sobre a linguagem de programação escolhida e explica sobre a amostra de imagens utilizada para testes do algoritmo. No Capítulo 4 é apresentada toda a metodologia de construção da solução, suas premissas, conceitos e funcionamento. O Capítulo 5 apresenta os resultados obtidos com a aplicação do algoritmo nas imagens de teste. Por fim, os Capítulos 6, 7 e 8 apresentam a conclusão que se chegou sobre a solução desenvolvida, as dificuldades encontradas para o seu desenvolvimento e propostas de melhorias para trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A revisão bibliográfica concentrou-se em três temas considerados relevantes para este trabalho: Abordagens de processamento de imagens, o que é e como funciona o mapeamento móvel e a identificação em imagens de pontos de iluminação pública.

2.1 Processamento de imagens e Visão computacional

A visão computacional pode ser descrita como a ciência responsável pelo estudo de como um computador enxerga o meio à sua volta, para conseguir extrair informações a partir de imagens obtidas digitalmente, ou seja, por câmeras fotográfica, filmadoras ou outros sensores, buscando emular como a visão humana funciona, onde o cérebro processa as imagens obtidas pelos olhos para extrair informações. A visão computacional é amplamente utilizada para diversas aplicações, por exemplo para inspecionar peças em uma indústria, analisar imagens astronômicas, reconhecimento de pessoas para estudos forenses e aplicações biomédicas (NIXON; AGUADO, 2002). Em Marengoni e Stringhini (2009) o autor também coloca a visão computacional como um processo de extração de informações de uma imagem, buscando interpretá-la, entretanto, aponta uma distinção entre ela e o processamento de imagens. No processamento de imagens a entrada do sistema é uma imagem e a saída é um conjunto de valores numéricos que podem ou não compor uma outra imagem, enquanto a visão computacional tem como saída do sistema uma interpretação da imagem de entrada.

Em muitas aplicações o processamento de imagens compõe as etapas iniciais de um processo que resulta na visão computacional. E como citado em Marengoni e Stringhini (2009), embora a fronteira entre os dois conceitos não seja clara, é feita uma divisão do caminho que vai do processamento de imagens até a visão computacional em três níveis:

- Baixo nível: Operações primárias ou básicas, tais como a redução de ruído ou melhoria no contraste de uma imagem;
- Nível médio: Operações do tipo segmentação, particionamento da imagem em regiões, e/ou classificação, reconhecimento dos objetos na imagem;
- Alto nível: Operações relacionadas as tarefas de cognição associadas com a visão humana, onde se enquadra mais precisamente o visão computacional.

A Figura 3 ilustra as etapas descritas anteriormente, sendo a fotografia da esquerda o material de estudo, um imagem escura e em que não é possível visualizar muitas informações, como a placa do veículo. Já à direita tem-se a mesma fotografia após a aplicação de ferramentas de processamento de imagens, no caso, a equalização de histograma, o que permitiu a leitura

da placa do veículo. Com isso, na última etapa é usada a visão computacional, que permite a extração da placa do veículo identificando suas letras e números (MARENGONI; STRINGHINI, 2009).

Figura 3 – Exemplo da aplicação de processamento de imagens e visão computacional para extração de informações.



Fonte: Adaptado de Marengoni e Stringhini (2009)

Já em ESQUEF, ALBUQUERQUE e ALBUQUERQUE (2003) o autor propõem uma divisão mais detalhada de um sistema de processamento de imagens, definindo seis etapas, sendo elas:

1. Aquisição de imagens digitais: Pode ser dividido entre formação, aquisição e digitalização da imagem por dispositivo transdutor que irá captar os sinais eletromagnéticos e outros digitalizador que converte o sinal uma informação digital a ser interpretada por máquina.
2. Pré-processamento: Etapa que busca melhorar a qualidade da imagem com aplicação de métodos que operam no domínio do espaço ou da frequência. Podem ser utilizados vários métodos combinados para realce da imagem.
3. Segmentação: Considerara a etapa mais crítica do processamento pois visa separar na imagem os "objetos", pixels de interesse, do "fundo", pixels que podem ser desprezados. É um processo empírico e adaptativo para se adequar as características das imagens estudadas.
4. Pós-processamento: Etapa que, geralmente, sucede a segmentação e visa remover defeitos e imperfeições que ficaram na imagem após a etapa anterior.
5. Extração de atributos: Etapa final do processamento, onde serão extraídas informações úteis da imagem processada, buscando obter informações numéricas para análise dos objetos.
6. Classificação e reconhecimento: Etapa com o objetivo de reconhecer, de forma automática os objetos segmentados. São utilizados os atributos dos objetos para parametrizar o sistema,

definindo uma função discriminando que separe os eficientemente. Também podem ser utilizados processos de aprendizado supervisionado ou não supervisionado.

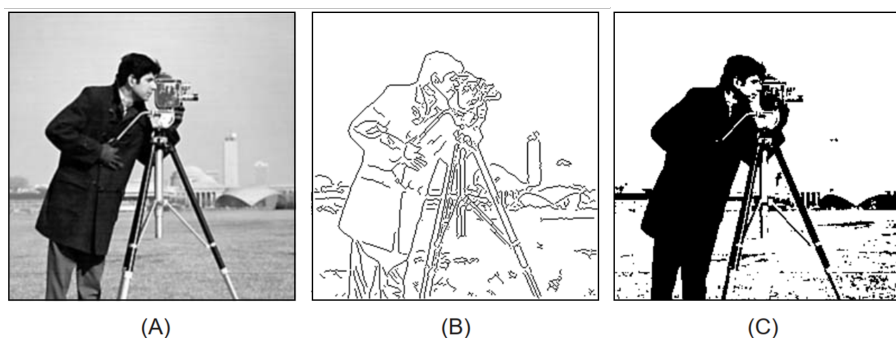
2.1.1 Segmentação

É dada atenção especial para a etapa de segmentação devido a sua criticidade no processamento de imagens. Para isso, Marengoni e Stringhini (2009) explicam quais são as maneiras de se segmentar uma imagem e que os processos são guiado pelas características dos objetos ou regiões de interesse, como tamanho, cor ou proximidade. Assim, embora existam diversas técnicas, a segmentação pode ser classificada em três grupos:

- Segmentação por detecção de bordas: Uma borda em uma imagem é caracterizada por uma mudança, normalmente abrupta, no nível de intensidade dos pixels, quando estes pixels são identificados é possível ver formar um contorno que define uma região. As variações de intensidade dos pixels podem ser identificadas por meio de derivadas;
- Segmentação por corte: Consiste no particionamento da imagem diretamente em regiões baseando-se em valores de intensidade por meio de um histograma da imagem, com picos e vales que são capazes de segmentar a imagem trazendo uma visão de região;
- Segmentação por crescimento de região: Esta técnica consiste no agrupamento de pixels ou sub-regiões em regiões maiores. O procedimento parte de um conjunto de pontos, chamados de sementes, e, a partir destes pontos vai agrupando pontos utilizando uma vizinhança de influência. As propriedades normalmente consideradas são: cor, intensidade de nível de cinza, textura, momentos etc.

Nesse sentido, a Figura 4 mostra a imagem (A), em escala de cinza, que foi segmentada por detecção de bordas (B) e por corte(C). A segmentação por crescimento de região pode produzir um resultado semelhante ao do corte, a depender das sementes escolhidas.

Figura 4 – Exemplo de abordagens para segmentação. (A) Imagem original. (B) Imagem segmentada por detecção de bordas. (C) Imagem segmentada por corte.



Fonte: Adaptado de ESQUEF, ALBUQUERQUE e ALBUQUERQUE (2003)

Já em ESQUEF, ALBUQUERQUE e ALBUQUERQUE (2003) são dadas duas abordagens para realizar a segmentação: similaridade dos pixels ou descontinuidade entre eles. No primeiro caso é citado o método de binarização como um dos mais comuns, sendo utilizado quando as amplitudes dos níveis de cinza são suficientes para caracterizar os objetos da imagem, possibilitando encontrar um limiar que os separe do fundo. Para os casos de descontinuidade de pixel, as técnicas procuram determinar variações abruptas do nível de iluminância entre vizinhos permitindo, em geral, detectar contornos e bordas dos objetos.

2.2 Sistema de mapeamento móvel

O sistema de mapeamento móvel (SMM) é um método que utiliza uma plataforma móvel com sensores e equipamentos embarcados para aquisição de imagens georreferenciáveis. Além da coleta de dados, também são necessários métodos de processamento e análise de diversas informações para resultar no insumo final, que são imagens com coordenadas geográficas da posição da câmera do momento da sua coleta (SILVA et al., 2012).

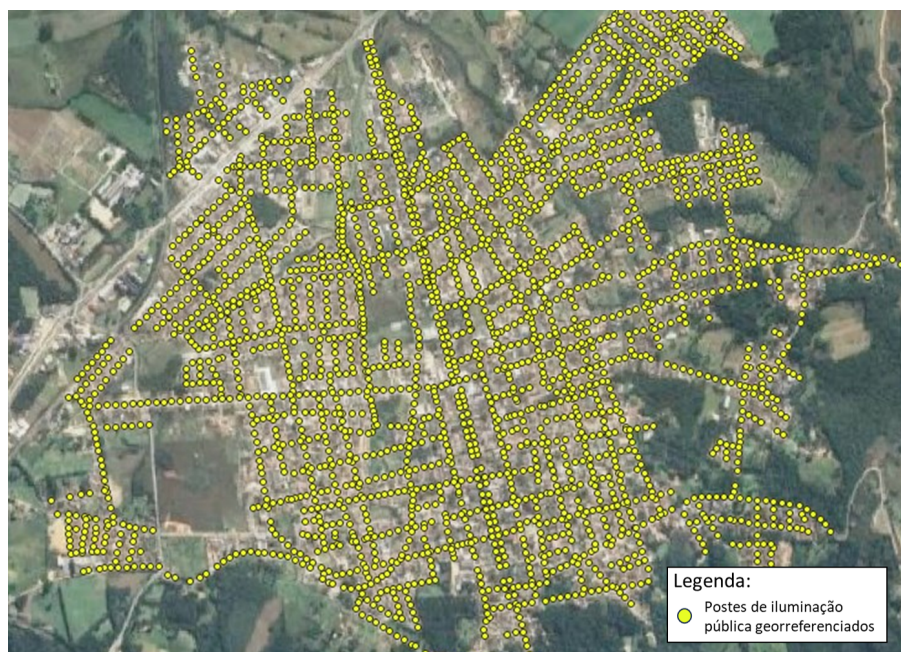
Para seu funcionamento, o sistema de mapeamento móvel possui basicamente dois segmentos: móvel e fixo. O primeiro é dedicado a obtenção de dados especiais, sendo o exemplo típico um veículo com câmeras, receptores GPS e outros sensores embarcados e conectados sob a supervisão de um microcomputador, ilustrado na Figura 1. Já o segmento fixo é a parte laboratorial, composta por computadores equipamentos com softwares que consigam baixar, organizar, processar, analisar e visualizar os dados obtidos pelo segmento móvel (SILVA et al., 2001).

Com isso, como mostra Silva et al. (2001), o mapeamento móvel pode ser utilizado para diversas finalidades, como por exemplo o inventariamento e georreferenciação de ativos urbanos, que é um processo de extrema importância para diversas entidades por permitir maior conhecimento nas tomadas de decisão e obtenção de mais informações para realização de intervenções. Um exemplo disso é dado em Silva et al. (2012) para os ativos de energia elétrica, onde a ANEEL (órgão regulador do setor), exige que as concessionárias realizem o cadastro de todos seus ativos em um sistema de informações geográficas, e esse processo pode ser realizado por meio do mapeamento móvel.

O processo de cadastro de iluminação pública através do mapeamento móvel é mostrado em Campos (2023) onde, a partir de um sistema composto de uma câmera 360° e um sistema GNSS (Sistema Global de Navegação por Satélite) são realizadas filmagens das vias. Os vídeos são processados e vinculados as coordenadas geográficas correlatas gerando uma sequência de imagens georreferenciadas. Por fim, é realizado o processo de georreferenciamento dos pontos de iluminação, onde um operador irá percorrer os vídeos coletados buscando postes de iluminação pública e informando ao sistema sua localização. A coordenada do poste é calculada a partir de um processo de fototriangulação, não detalhado no trabalho. O resultado da aplicação dessa metodologia no município de Lapa-PR é mostrado no mapa da Figura 5, onde os pontos amarelos

representam os postes georreferenciados.

Figura 5 – Postes georreferenciados por sistema de mapeamento móvel terrestre



Fonte: Adaptado de (CAMPOS, 2023)

A tecnologia mostrada em Campos (2023) foi a mesma utilizada para obtenção das imagens dos pontos de IP neste projeto, autor do estudo também destaca em sua conclusão a possibilidade de uso das imagens para outros estudos, como a verificação automática de funcionamento das lâmpadas.

2.3 Trabalhos semelhantes

Em busca pela bibliografia disponíveis na internet, em especial no portal de periódicos da CAPES, foram encontrados diversos textos referentes a detecção de objetos com processamento de imagens, entretanto, pouco se encontrou em relação à trabalhos que tem como objetivo a detecção de pontos de iluminação pública acesos. Com isso, foram considerados textos com temas semelhante, sendo que os que mais se aproximaram foram publicações onde havia a intenção de detectar as luzes de postes de iluminação pública acesa de noite e de semáforos durante o dia.

O texto de Kumar (2014) discute a elaboração de um sistema de mapeamento móvel com uma tecnologia robusta e de baixo custo. Como protótipo, foi projetado e testado um sistema de mapeamento móvel de iluminação pública, com o objetivo de mapear a luminosidade das ruas e identificar e classificar as luminárias a partir de imagens noturnas coletadas. Como na tese o autor discute o projeto completo do protótipo, o que o torna relevante para a este trabalho é o tópico onde são apresentados os métodos de processamento de imagens utilizados para a identificação dos pontos de iluminação. Neste tópico, é detalhado como foram aplicados métodos

de processamento de imagens para detecção dos pontos luminosos, como segmentação por limiarização, a remoção de objetos menores que 200 pixels e a classificação por intensidade e formato das luminárias.

Em uma abordagem mais próxima da abordada para este trabalho, no artigo de Moizumi et al. (2016) é apresentado um sistema para auxílio de condução que realiza a detecção de semáforos a partir de vídeos gerados por uma câmera em um veículo. O autor aponta a dificuldade de se realizar este tipo de algoritmo devido a grande diversidade de objetos semelhantes em tamanho e formato no ambiente e por variações nas condições de luminosidade de imagem. Assim, o algoritmo proposto utiliza as informações de cor e intensidade, buscando pixel que estejam mais claros que o seu entorno e que tenham as cores do semáforo e os candidatos são filtrados pela área encontrada e relação entre largura e altura. O autor também faz o rastreamento do objeto por mais de um frame do vídeo, buscando aumentar a precisão do método, que foi de 86%.

No mesmo sentido, o autor de Charette e Nashashibi (2009) busca identificar os semáforos nos vídeos da câmera de um veículo em tempo real com um algoritmo para detecção de focos de luz (*spot light detection*) em imagens urbanas. No trabalho o autor utiliza as imagens em escala de cinza, de forma que um foco de luz será uma área brilhante com seu entorno escuro. Primeiramente o autor aplica um filtro *tophat*, que realça as regiões mais claras e com o tamanho menor que o especificado, buscando encontrar os candidatos e nos pontos encontrados é utilizado um algoritmo de crescimento de região. Por fim, são extraídos os atributos dos objetos encontrados para detectar qual possui as características morfológicas do semáforo como tamanho, relação entre largura e altura, convexidade e existências de "buracos".

Comparando os textos citados, é possível verificar que embora possuam métodos diferentes para realização da segmentação, o processo de classificação e extração de atributos é semelhante, onde são utilizadas das características de tamanho e formato circular, isto é, com largura e altura semelhantes. Outro ponto em comum nas bibliografias de detecção de semáforos é a de identificar regiões mais brilhantes que o seu entorno, utilizando a imagem em escala de cinza para tal tarefa. Os autores de Charette e Nashashibi (2009) já propõem uma verificação a mais a partir das cores do semáforo, para diferenciá-lo do entorno.

Assim, este trabalho propõe utilizar um pouco de cada texto, buscando combinar o algoritmo de detecção de focos de luz com filtros por cores para a segmentação e classificando os objetos identificados pela sua forma circular.

3 MATERIAIS

Considerando que o projeto se concentra na detecção de pontos luminosos em imagens por meio de processamento e visão computacional, foram utilizados dois principais itens para sua realização:

- Ferramentas de programação
- Amostra de imagens coletadas por mapeamento móvel terrestre no município de Guarulhos-SP

3.1 Ferramenta de programação

Para o desenvolvimento do algoritmo foi utilizada linguagem de programação Python versão 3.9, que é uma linguagem de programação aberta, colaborativa e poderosa. Por ser dinâmica, com obrigatoriedade de indentação e juntamente com a sua natureza interpretada, torna-se fácil de utilizar e entender os algoritmos além de possuir um desenvolvimento rápido, mesmo para tarefas mais complexas (MENEZES, 2010).

Em conjunto com o Python, foi necessária a utilização de bibliotecas para a realização de tarefas mais complexas. A principal foi a OpenCV (OPENCV.ORG, 2023b), que foi desenvolvida pela Intel possuindo mais de 500 funções implementadas para interpretação e tratamento de imagens, indo de operações simples, como filtros, até as mais complexas, como reconstrução em 3D. Além de ser amplamente utilizada e possuir uma documentação extensa na internet, ela é de código aberto, ou seja, uso gratuito (MARENGONI; STRINGHINI, 2009).

Embora muito versátil e robusta, a OpenCV não possui ferramentas mais abrangentes para a extração de atributos dos objetos detectados. Para isso, foi utilizada uma outra biblioteca chamada Scikit-Image (IMAGE.ORG, 2023), pois essa biblioteca possui uma maneira fácil de extrair atributos e exportar para tabelas, o que facilita na análise e detecção de objetos.

Outras bibliotecas adicionais também foram necessárias para complementar o algoritmo como: o *Numeric Python* (NUMPY.ORG, 2023) que possui equações matemáticas mais complexas; o Matplotlib (MATPLOTLIB.ORG, 2023), para plotagem de gráficos; e a Pandas (PANDAS.ORG, 2023), para criação e manipulação de tabelas.

3.2 Imagens

O principal material para a realização da solução é a amostra de imagens de pontos de iluminação pública, que foi utilizado para estudos, testes e validações do algoritmo. Estas foram fornecidas pela empresa onde o graduando realizou estágio, que autorizou o seu uso para

este projeto. A Figura 6 ilustra um exemplo da imagem disponibilizada que foi coletada via mapeamento móvel, por meio de um vídeo 360°.

Figura 6 – Fotografia panorâmica coletada pelo sistema de mapeamento móvel



Fonte: Mitra sistemas S/A.

As imagens foram capturadas a partir da câmera *Insta Pro 360°* com seis lentes *fisheye* distribuídas horizontalmente e fixada no teto de um veículo comercial. A câmera possui resolução 8k (7.680 por 3.840 pixels) filmando a uma taxa de 5 frames por segundo e gera imagens panorâmicas 360° (FISHER, 2017). Por possuir 6 lentes, ela exige um pós-processamento para que se junte as imagens coletadas por cada uma (processo onde é feita uma "costura" nos pontos equivalentes nas bordas), formando uma única fotografia panorâmica, como mostrada na Figura 6. Sendo assim, este trabalho considera o insumo já pós-processado.

Vale citar também que embora a câmera apresente uma resolução alta ela não possui nenhuma lente apontada "para cima", fazendo com que a região superior da imagem tenha que ser gerada pela junção de partes das imagens de cada uma das 6 lentes o que pode acarretar em pontos de distorções onde o pós-processamento (costura) não foi bem sucedido. Essa situação é relevante para o trabalho pois as luminárias, em geral, estão justamente nessa zona como mostra a Figura 7, onde é visível que houve disformidade.

Contudo, para o projeto, foi utilizado um lote de 105 imagens onde foram encontrados manualmente ocorrências de pontos de iluminação acesos de dia. No conjunto buscou-se diversas situações diferentes, considerando as condições climáticas, posições das luminárias e interferência de árvores, fios de eletricidade, edificações etc, como mostra a Figura 8.

Figura 7 – Exemplo de luminária distorcida em uma imagem coletada pelo mapeamento móvel



Fonte: Autor

Figura 8 – Exemplos de imagens obtidas em diferentes situações para o projeto em questão



Fonte: Autor

4 METODOLOGIA:

4.1 Considerações iniciais sobre as imagens utilizadas

Para desenvolvimento do algoritmo, foram adotadas algumas premissas que orientaram as decisões sistêmicas tomadas no decorrer do projeto. Nessa seção estão explicadas as premissas fundamentais.

4.1.1 Existência de luminárias na imagem

Todas as imagens coletadas pelo mapeamento móvel possuem as coordenadas geográficas do local onde foram registradas, o que torna possível a utilização de métodos de inteligência geográfica para selecionar imagens de interesse com base na sua localização. No caso deste projeto, o critério foi utilizar as imagens coletadas o mais próximo possível de um poste de iluminação pública.

Esse critério é viável pois, para as imagens em questão, havia um cadastro georreferenciado dos ativos de iluminação pública. Com isso, a seleção das imagens se torna um trabalho de medir a distância do local onde elas foram retiradas até a localização de um poste e selecionar a que possui a menor distância. A Figura 9 ilustra um exemplo.

O método para essa seleção foi desenvolvido pela empresa Mitra Sistemas, e não será abordado em detalhes, sendo de uso do trabalho apenas as imagens já selecionadas.

A câmera utilizada captura fotos a uma taxa de 5 fps (*frames* por segundo), considerando que o veículo de mapeamento móvel não ultrapassava 40 Km/h (velocidade máxima definida por orientação da empresa para evitar desfoque de movimento na imagem), pode-se estimar a distância máxima entre as imagens geradas. Para isso, primeiramente é calculada a velocidade máxima em metros por segundo (V_{max}). Como cada segundo tem 5 *frames*, a distância máxima (D_{max}) entre os *frames* será um quinto do valor encontrado, como segue,

$$V_{max} = \frac{40km/hora}{3,6} = 11,1m/s \quad (1)$$

$$D_{max} = \frac{11,1m/s}{5fps} = 2,22m \quad (2)$$

É possível observar que a distância máxima entre as imagens geradas é de 2,22 metros. Considerando o pior cenário, que é de o poste de iluminação pública estar no meio do caminho entre uma foto e outra, a maior distância que a imagem pode estar de um poste é de 1,11 metro, desconsiderando a largura da via. A Figura 10 ilustra a consideração do pior cenário.

Figura 9 – Ilustração do método de seleção das imagens utilizadas



Fonte: Próprio autor

Figura 10 – Ilustração do pior cenário para a distância entre a imagem e o poste de iluminação



Fonte: Próprio autor

Dessa forma, é razoável afirmar que desde que o veículo transite na via onde existe um poste, existirá uma imagem suficientemente próxima (a menos de 1,11 metros) ao poste de iluminação pública.

4.1.2 Posição das luminárias nas imagens

As imagens utilizadas são panorâmicas 360°, ou seja, captam tudo que está ao redor do veículo de mapeamento móvel formando uma esfera. Para este trabalho foi realizado um breve estudo de posicionamento do veículo que permitisse definir em qual região da imagem 360° que estariam as luminárias. Intuitivamente é possível afirmar que elas se concentram na parte superior, mas o veículo pode se deslocar em vias com largura muito grande e em faixas mais distantes do poste onde, naturalmente, a luminária irá se afastar da região superior da imagem quanto mais afastado estiver o carro.

Assim, o estudo em questão se baseou nas informações disponíveis no edital da PPP (Parceria público privada) para manutenção do parque de iluminação pública da cidade de Guarulhos, local onde foram obtidas as imagens, e na NBR 5101 que estabelece os requisitos para iluminação pública das vias.

A NBR 5101 estabelece uma classes de iluminação pública para vias de tráfego de pedestre e vias de tráfego de veículos, serão consideradas apenas as do segundo caso. Cada classe possui valores de referência para os projetos de iluminação pública o que permitiu ter as dimensões gerais que foram considerados no projeto. A Figura 11, resume a classificação da norma e a Figura 12 mostra como é essa distribuição para a cidade de Guarulhos.

Figura 11 – Classe de iluminação para cada tipo de via

Descrição da via	Classe de iluminação
Vias de trânsito rápido; vias de alta velocidade de tráfego, com separação de pistas, sem cruzamentos em nível e com controle de acesso; vias de trânsito rápido em geral; Autoestradas	
Volume de tráfego intenso	V1
Volume de tráfego médio	V2
Vias arteriais; vias de alta velocidade de tráfego com separação de pistas; vias de mão dupla, com cruzamentos e travessias de pedestres eventuais em pontos bem definidos; vias rurais de mão dupla com separação por canteiro ou obstáculo	
Volume de tráfego intenso	V1
Volume de tráfego médio	V2
Vias coletoras; vias de tráfego importante; vias radiais e urbanas de interligação entre bairros, com tráfego de pedestres elevado	
Volume de tráfego intenso	V2
Volume de tráfego médio	V3
Volume de tráfego leve	V4
Vias locais; vias de conexão menos importante; vias de acesso residencial.	
Volume de tráfego intenso	V1
Volume de tráfego médio	V2

Fonte: Adaptado da NBR 5101

Figura 12 – Classe de iluminação em Guarulhos

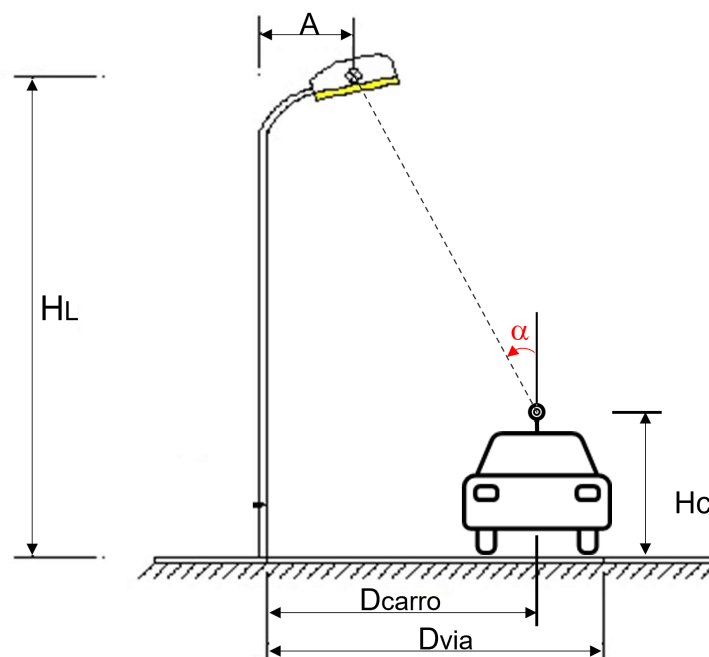
Classe de iluminação da via	Comprimento total das vias (km)	Percentual geral
V1	99,7	5%
V2	84,9	4%
V3	446,3	23%
V4	1308,3	67%

Fonte: Adaptado de Guarulhos (2022)

Com as informações da Tabela 1 foi possível criar um modelo para estimativa da angulação máxima (α) que a luminária poderia ficar em relação ao zênite da imagem. A Figura 13 mostra as variáveis consideradas criadas, sendo:

- A = avanço da luminária na via.
- H_L = Altura da luminária em relação ao solo.
- H_C = Altura do centro da câmera 360° em relação do solo.
- D_{carro} = Distância do centro do carro da base do poste.
- D_{via} = Largura do leito carroçável da via.

Figura 13 – Variáveis para cálculo do ângulo máximo



Fonte: Adaptado de NBR 5101

Tabela 1 – Valores de referência para montagem de iluminação pública

Classe de iluminação da via	Vão médio (m)	Altura de montagem (m)	Número de faixas de trânsito da via	Largura por faixa da via (m)	Largura total da via/calha	Avanço (m)
V1	40	12,0	4	3,0	12,0	3,0
V2	35	9,0	4	2,7	10,8	2,5
V3	35	8,0	3	3,0	9,0	1,5
V4	35	8,0	3	3,0	9,0	1,5

Fonte: Adaptado de NBR 5101

Dessa maneira para encontrar o ângulo α , primeiro é feito o cálculo da distância horizontal do carro em relação à base do poste, considerando que eles estão no centro da faixa mais distante.

$$D_{\text{carro}} = (L_{\text{faixas}})(N_{\text{faixas}} - \frac{1}{2}) \quad (3)$$

Onde, L_{faixas} é a largura de cada faixa da via e N_{faixas} , o número de faixas. A subtração feita no segundo termo foi aplicada para considerar apenas metade da largura da última faixa, onde está o carro.

Assim, para o cálculo das distâncias horizontal (D) e vertical (H) entre a câmera e a luminária, considerando que o carro está logo em frente ao poste,

$$D = D_{\text{carro}} - A \quad (4)$$

$$H = H_L - H_C \quad (5)$$

Por fim, para o cálculo do ângulo α , considera-se o triângulo retângulo formado pelas distâncias D e H entre a câmera e a luminária,

$$\alpha = \text{atan}\left(\frac{D}{H}\right) \quad (6)$$

Assim, para estimar qual seria o maior ângulo α das nas imagens, foram utilizados os valores de referência de montagem da iluminação pública, mostrados na Tabela 1. Foi considerado que o centro da câmera está a uma altura H_C de 2 metros em relação ao solo.

Por fim, para o caso da cidade de Guarulhos, foram obtidos os valores mostrados na tabela 2, onde é possível dizer que as luminárias estarão sempre na parte superior da imagem, com uma angulação máxima de 45° em relação ao zênite, ou seja, o topo da foto. Esse ângulo foi utilizado para se obter a região de interesse para a detecção.

Tabela 2 – Tabela com valores de α calculados para cada classificação de via

Classificação da Via	Altura da luminária (HL)	Avanço da luminária (A)	Largura da faixa (Lfaixas)	Número de Faixas (Nfaixas)	Ângulo calculado α
V1	12,0	3,0	3,0	4,0	36,9°
V2	9,0	2,5	2,7	4,0	44,8°
V3	8,0	1,5	3,0	3,0	45,0°
V4	8,0	1,5	3,0	3,0	45,0°

Fonte: Autor

4.1.3 Coloração das lâmpadas




Outro ponto relevante para o desenvolvimento do algoritmo foi a utilização da coloração amarelada das lâmpadas para a sua detecção nas imagens. Para poder utilizar dessa premissa foi feita uma análise das luminárias em Guarulhos, pois existem várias tecnologias diferentes utilizadas em lâmpadas de iluminação pública, como por exemplo:

- Lâmpada a vapor de mercúrio em alta pressão: Estes equipamentos são mais eficientes que as incandescentes e possuem maior vida mediana, sendo muito empregadas em sistemas de iluminação públicas até os dias de hoje
- Lâmpada a vapor de sódio em alta pressão: Atualmente é a tecnologia mais eficiente para aplicação em sistemas de iluminação pública. A grande desvantagem desta fonte luminosa é seu baixo índice de reprodução de cor (IRC), e a cor amarelada da luz emitida.
- Lâmpada a multi vapores metálicos: A luz produzida é extremamente brilhante, realçando e valorizando espaços; por estes motivos esta lâmpada é empregada em sistemas de iluminação pública em locais em que se busca também o embelezamento urbano.
- Lâmpadas de LED: Produz luminosidade através da liberação da liberação de fótons quando uma corrente elétrica flui através do seu material. Essa tecnologia tem crescido muito devido à alta eficiência, tempo de vida e flexibilidade quanto a temperatura de cor.

Cada tipo de lâmpada citada possui uma coloração diferente e uma das maneira de se saber qual a cor emitida é utilizado um parâmetro chamado temperatura de cor, que está relacionado com a sensação de conforto proporcionado. Assim, quanto mais alto esse valor, mais luz branca é emitida e quanto menor, mais amarelada é a lâmpada. As fontes luminosas artificiais podem variar entre 2000k até 10000K (COPEL, 2012). A Figura 14 ilustra esse conceito esse conceito e a Tabela 3 mostra o comparativo dos valores para diferentes tecnologias.

Segundo o edital para prestação de serviços de iluminação pública no município de Guarulhos, publicado em 2022, estão cadastrados no sistema de iluminação pública 65.810 pontos luminosos agrupados segundo a Tabela 4.

Figura 14 – Temperatura de cor

Temperatura de cor (K)	Aparência	Exemplo
Menor que 3300	Quente (branco alaranjado)	
De 3300 a 5000	Intermediária (branco)	
Maior que 5000	Fria (branco azulado)	

Fonte: Adaptado de COPEL (2012)

Tabela 3 – Comparativo de temperatura de cor para diferentes tecnologias

Tecnologia	Temperatura de cor (K)
Vapor de mercúrio	3000 - 4000
Vapor de sódio	2000
Vapor metálico	3000 - 6000
LED	Flexível

Fonte: Adaptado de COPEL (2012)

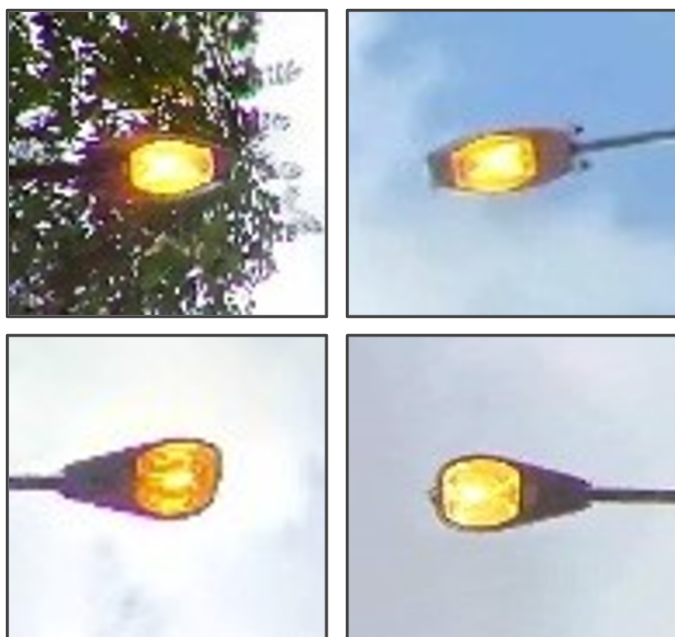
Tabela 4 – Distribuição de pontos de iluminação em Guarulhos

Tecnologia	Potência (W)	Quantidade
Vapor de Mercúrio	125	2.154
Vapor de Mercúrio	250	1.061
Vapor de Mercúrio	400	507
Vapor de Sódio	100	25.591
Vapor de Sódio	150	17.514
Vapor de Sódio	250	17.676
Outros	—	307
Total		65.810

Fonte: Adaptado de Guarulhos (2022)

Mesmo o Edital (GUARULHOS, 2022) possuindo informações desatualizadas (o cadastro citado foi realizado em 2017) é possível observar que a principal tecnologia utilizada no município é vapor de sódio (cerca de 94%), que por sua vez, possui uma temperatura de cor de 2000k e, desta forma, tem uma coloração bastante amarelada. A Figura 15 mostra quatro exemplos de luminárias capturadas pelo mapeamento móvel realizado na cidade de Guarulhos.

Figura 15 – Exemplo de luminárias encontradas em Guarulhos



Fonte: Autor

4.2 Conceitos de processamento de imagens utilizados

Para auxiliar o leitor na compreensão do funcionamento geral do algoritmo, esse tópico irá descrever alguns conceitos básicos de processamento de imagens que foram utilizados.

4.2.1 Conceitos básicos

O elemento básico de uma imagem digital é o pixel, que possui dimensões finitas geralmente em formato quadrado ou retangular. Assim, as imagens podem ser representadas sob a forma de uma matriz de pixels em uma simetria quadrada. Com isso, cada pixel presente na imagem terá quatro vizinhos de borda e quatro vizinho de diagonal. Essa propriedade define o conceito de conectividade, podendo ser do tipo 4, considerando apenas os 4 vizinhos de borda) ou 8, considerando todos os vizinhos (diagonal e borda) (ESQUEF; ALBUQUERQUE; ALBUQUERQUE, 2003).

Em termos de processamento, os autores de NIXON e AGUADO (2002) definem também as operações mais básicas de processamento de imagens como sendo as operações de pontos (*point operations*) onde são realizadas ações para substituir o valor de cada pixel da imagem para

um valor novo que foi obtido a partir do seu estado anterior, um exemplo seria uma operação para aumentar o brilho da uma imagem onde todos os pixels são multiplicados por um escalar.

Além das operações de ponto existem as operações em grupo onde, para definir o novo valor de um pixel, será considerado o valor de toda a região ao seu entorno. Essa operação também pode ser descrita como a convolução de um elemento estruturante (EE), que é um pequeno conjunto de pixels utilizado para examinar ou alterar a imagem de interesse, geralmente terá dimensões ímpares (garantindo que um pixel pode ficar exatamente no seu centro) e formato pode variar, sendo quadrado o mais comum. Assim, em uma operação de grupo o novo valor do pixel será obtido colocando o EE sobre ele e calculando seu valor a partir dos demais pixels dentro da região. Essa operação é realizada com EE percorrendo todos os pixels da matriz que forma a imagem (NIXON; AGUADO, 2002).

4.2.2 Erosão e dilatação

A dilatação e erosão são operações elementares da Morfologia Matemática (MM), que são técnicas de Processamento de Imagens. A MM baseia-se fundamentalmente em na teoria de conjuntos (união, interseção etc) e no conceito do elemento estruturante, explicado anteriormente, de forma que as operações são realizadas entre a imagem e o EE (ESQUEF; ALBUQUERQUE; ALBUQUERQUE, 2003).

Considerando os conjuntos A e B no plano Z^2 , a erosão de A por B é denotada por $A \ominus B$ é definida por:

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} \quad (7)$$

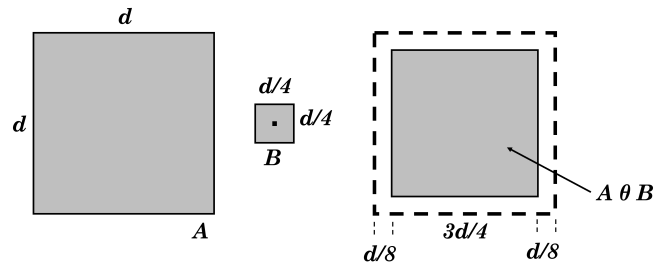
A equação acima mostra que a erosão de A por B é o conjunto de todos os pontos de z tais que B, transladado por z, está contido em A. Nesse caso B é o elemento estruturante, que será transladado por toda a imagem de forma que serão considerados pixels verdadeiros todos aqueles em que, quando posicionado o centro do EE sobre ele, este estará completamente inserido no objeto A (GONZALEZ; WOODS, 2008). De forma simplificada a erosão irá construir uma nova imagem em que os objetos terão os pixels do seu entorno reduzidos, como ilustra a Figura 16.

Já a dilatação pode ser entendida como um contraponto à erosão sendo descrita pela equação:

$$A \oplus B = \{z | (B)_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (8)$$

Assim, a dilatação de A por B será o conjunto de elementos z tais que a intersecção A e B, transladado por z, não é nula. Ou seja, ao deslocar o EE B pela imagem, serão considerados pixels verdadeiros aqueles que quando posicionados seu sobre ele, existe intersecção com o

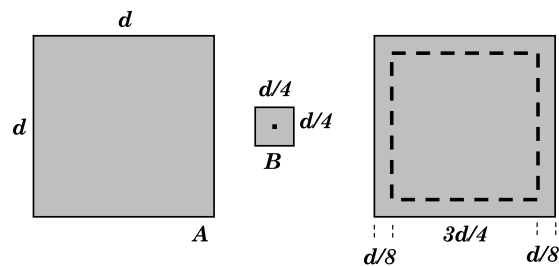
Figura 16 – Ilustração da operação de erosão de A por B, onde objeto teve seu entorno reduzido.



Fonte: Adaptado de Gonzalez e Woods (2008)

objeto A (GONZALEZ; WOODS, 2008). Com isso, a dilatação irá gerar uma imagem com expansão do entorno do objeto em questão, como mostrado na Figura 17.

Figura 17 – Ilustração da operação de dilatação de A por B, onde o objeto teve seu entorno expandido.



Fonte: Adaptado de Gonzalez e Woods (2008)

A aplicação destas operações em uma imagem é explicada por ESQUEF, ALBUQUERQUE e ALBUQUERQUE (2003): "A operação de erosão permite separar objetos que se tocam. Ao contrário, a operação de dilatação permite preencher furos no interior de um objeto ou mesmo ligá-los. Este resultado dependerá da forma do elemento estruturante. Como as duas operações são iterativas é possível realizar uma sequência de N operações de erosão e dilatação sucessivas ou mesmo alternadas. A operação de abertura, uma erosão seguida de uma dilatação, permite eliminar pequenas partículas na imagem (partículas do tamanho do elemento estruturante) e suavizar o contorno dos objetos. Inversamente, a operação de fechamento, uma dilatação seguida de uma erosão, permite fechar canais estreitos que separam objetos, ou suprimir os pequenos furos no seu interior".

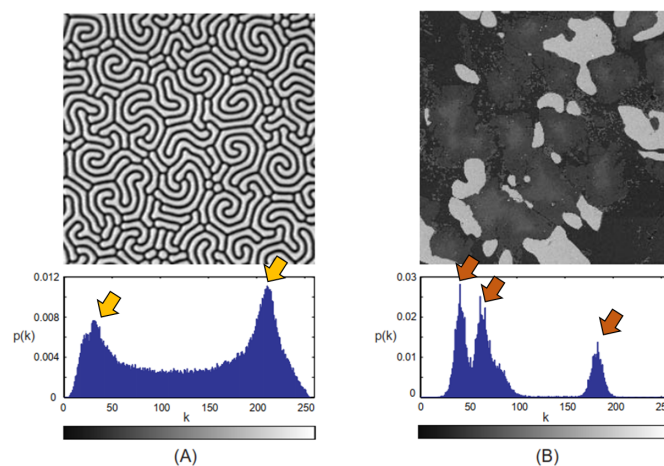
4.2.3 Histograma

O histograma é uma representação da distribuição dos valores de intensidade dos pixel presentes em uma imagem. Geralmente é apresentado como um gráfico onde no eixo horizontal

está a distribuição discreta de valores de intensidade e no eixo vertical a quantidade de vezes em que aquele valor aparece na imagem. Através do histograma é possível fazer análises para saber como está a distribuição dos pixels e, com isso, realizar operações para melhorar a sua definição, fazer segmentação, compressão ou simplesmente a descrição da imagem (MARENGONI; STRINGHINI, 2009).

Como mostrado em ESQUEF, ALBUQUERQUE e ALBUQUERQUE (2003) os histogramas podem apresentar padrões de distribuição como o bimodal ou multimodal, onde há duas ou mais regiões de intensidade com maior incidência de pixels na imagem. A Figura 18 ilustra os dois casos onde as setas amarelas apontam os dois picos de intensidade da imagem (A) e as setas alaranjadas mostram três picos da imagem (B). O caso bimodal pode acontecer quando um objeto e o fundo se apresentam de maneira bem definida.

Figura 18 – Exemplos de histogramas de imagens em escala de cinza com as setas apontando os picos de intensidade em cada um. A imagem (A) apresenta um padrão bimodal enquanto (B), um padrão multimodal.



Fonte: Adaptado de ESQUEF, ALBUQUERQUE e ALBUQUERQUE (2003)

Uma das operações utilizadas é a equalização do histograma, que permite melhorar o contraste da imagem. Para isso busca-se criar uma distribuição mais uniforme de intensidade dos pixels pela imagem, mapeando intervalos pequenos onde há grande incidência (pouco contraste) e dispersando esses pixels em um intervalo maior (alto contraste), melhorando a qualidade da imagem (MARENGONI; STRINGHINI, 2009).

4.2.4 Espaços de cor

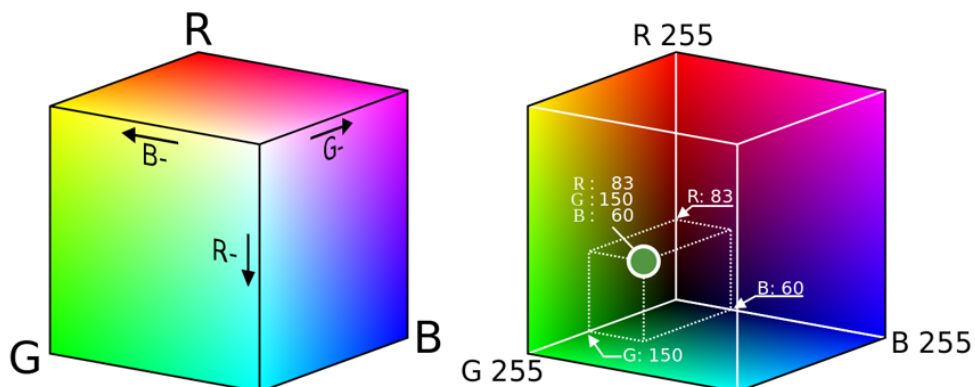
Como descrito em Gonzalez e Woods (2008), para poder facilitar a descrição das cores de acordo com um padrão reconhecido, foram especificados subespaços e sistemas de coordenadas onde cada cor pudesse ser representada por um único ponto e, a estes, foi dado o nome de espaço de cor. Dentre todos os existentes, um dos mais conhecidos e utilizados é o RGB que descreve as cores como misturas das cores primárias: vermelho verde e azul (red, green, blue). Além dele,

temos vários outros como: CMY (Ciano, magenta e amarelo) e CMYK (Ciano, magenta, amarelo e preto) utilizados para impressão a cores e o HSV (matiz, saturação, e valor ou intensidade), que separa as informações de cor, saturação e o "brilho", sendo o este último o que corresponde de forma mais próxima a forma de interpretação de imagens humana. O HSV foi o espaço de cor escolhido para este projeto, portanto será descrito mais detalhadamente, junto ao RGB (que é o formato original das imagens fornecidas).

O modelo RGB é baseado no sistema de coordenadas cartesiano onde cada cor é representada a partir das suas componentes espectrais primárias, isto é, vermelho, verde e azul. Assim, uma imagem RGB é dada por 3 matrizes sobrepostas, onde cada uma é referente a uma componente (R, G e B) e o pixel terá um valor para cada um, de forma que a junção forme a cor desejada. Nas imagens digitais de 24 bits, mais utilizadas no dia a dia, cada cor possui 8 bits tendo 256 valores possíveis e, com isso, podendo reproduzir até 16,7 milhões de cores (256^3). (MENEZES, 2010).

O cubo da Figura 19 representa a distribuição das cores no espaço. É possível verificar que nesse modelo a origem (0,0,0) é a cor preta e o vértice oposto do cubo (255,255,255) é a cor branca e os demais vértices irão representar as cores específicas. Assim, todas as cores serão representadas por pontos dentro do cubo.

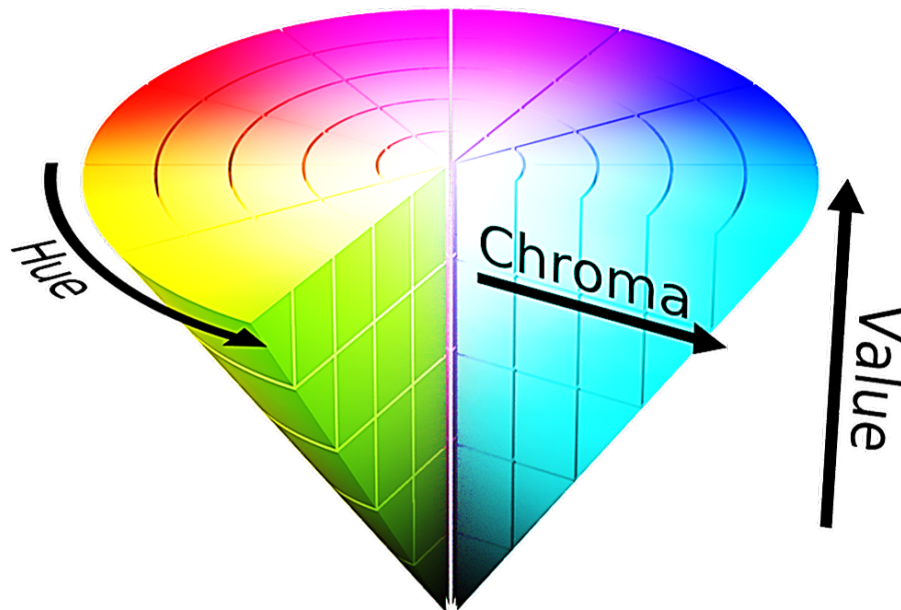
Figura 19 – Ilustração do espaço de cor RGB



Fonte: Adaptado de <https://www.gratispng.com/png-puqhme/>

Embora a visão humana seja muito sensível ao vermelho, verde e azul, em Gonzalez e Woods (2008) é explicado que essa separação não é intuitiva. Segundo o autor, quando um humano vê um objeto, ele o descreve em termos de matiz (hue), saturação (saturation) e valor (value), sendo que o primeiro se refere a cor propriamente dita, enquanto o segundo é o atributo de pureza da cor, que aponta o quão "diluída" em branco ela está. Já o valor é um atributo mais subjetivo que define a quantidade de brilho da cena, sendo o equivalente a ver a imagem em escala de cinza. Assim, esse modelo cria uma independência entre o atributo de valor e os atributos de matiz e saturação, que são atributos que carregam informação da cor. Uma das formas de visualização do espaço de cor HSV é o cone apresentado na Figura 20

Figura 20 – Ilustração do espaço de cor HSV



Fonte: Adaptado de <http://igormontagner.blogspot.com/>

Por fim, vale ressaltar que o espaço de cor RGB é ideal para equipamentos de exibição de imagens, como monitores e televisores a cores, pois está ligado a forma de emissão de luz baseada nos espectros primários RGB, entretanto ele possui limitações para descrição de cores. Já o modelo HSV, por possuir o desacoplamento entre a cor e intensidade e ser uma maneira mais intuitiva para os seres humanos, se torna muito prática para o processamento de imagens baseado em cores Gonzalez e Woods (2008).

A conversão de um espaço de cor RGB para o HSV e vice-versa, pode ser feita diretamente a partir de equações de conversão, sendo que a biblioteca OPENCV utilizada possui as função `cv2.cvtColor()` que permite fazer essa operação de maneira simplificada apontando a imagem a ser alterada e o qual o espaço de cor de origem e final. Para a utilização da biblioteca OpenCV também é importante perceber que a exibição das imagens em RGB se dá na ordem inversa dos canais, ou seja, BGR (Blue, red, green).

4.2.5 Limiarização

A limiarização (ou *threshold*) é uma das operações de ponto de maior interesse em processamento de imagens, que se baseia em selecionar pixels de valores, ou em intervalos, específicos em uma imagem. A maneira mais simples de limiarização é a binária, onde é selecionado um valor de corte (limiar) e todos os pixels que possuem uma intensidade acima dele são redefinidos para branco (intensidade máxima) e os que estão abaixo, para preto (intensidade mínima). Dessa forma, é possível fazer segmentação de objetos na imagem desde que se faça a escolha correta do limiar e que a distinção entre os objetos e o seu entorno possua uma distinção

clara de intensidades. Para a limiarização uma das ferramentas mais úteis é o histograma, que permite fazer uma análise geral dos pixels da imagem para poder definir o seu limiar.

Além da maneira manual de definição do limiar, existem outras metodologias utilizadas, como a de OTSU, que utiliza métodos estatísticos para encontrar o ponto de ótimo que permitirá segmentar os objetos do fundo da imagem. O método de OTSU possui uma boa taxa de acerto para casos em que o histograma é bimodal, porém não é recomendado para casos multimodais. Outro método existente é o *threshold* local, muito utilizados onde apenas um valor de limiar global (para toda a imagem) não é suficiente. Este caso se assemelha a uma operação de grupo, onde é definida uma vizinhança (*template*) e o limiar é definido para cada pequena região da imagem. No caso do algoritmo em questão foi utilizado método que calcula o limiar a partir da intensidade média dos pixels da vizinhança.

4.3 Funcionamento do algoritmo

4.3.1 Visão geral

Este tópico refere-se a construção do algoritmo proposto, que foi dividido nas etapas de pré-processamento, segmentação, pós-processamento, extração de atributos e detecção, seguindo a estrutura apresentada em (ESQUEF; ALBUQUERQUE; ALBUQUERQUE, 2003).

Na etapa de pré-processamento o algoritmo recebe um lote de imagens de um arquivo especificado e aplicados métodos de transformação espacial da imagem, do formato panorâmico equirretangular para esférico e recortada a região de interesse. Em seguida é realizado filtro para redução de ruídos e suavização da imagem e feita a transformação no espaço de cor RGB para HSV, para facilitar a segmentação por cor e intensidade.

Na camada de intensidade é feita a equalização de histograma e aplicado em sequência o operador *tophat*, realçando as pequenas áreas com alta luminosidade.

Para segmentação, são aplicados limiares tanto na camada de cores (HUE) para separar as regiões que tem as mesmas cores dos pontos de iluminação, quanto na camada de intensidade, onde são selecionadas as regiões mais claras. Os resultados são sobrepostos, formando marcadores onde há grande probabilidade de existir um ponto de iluminação.

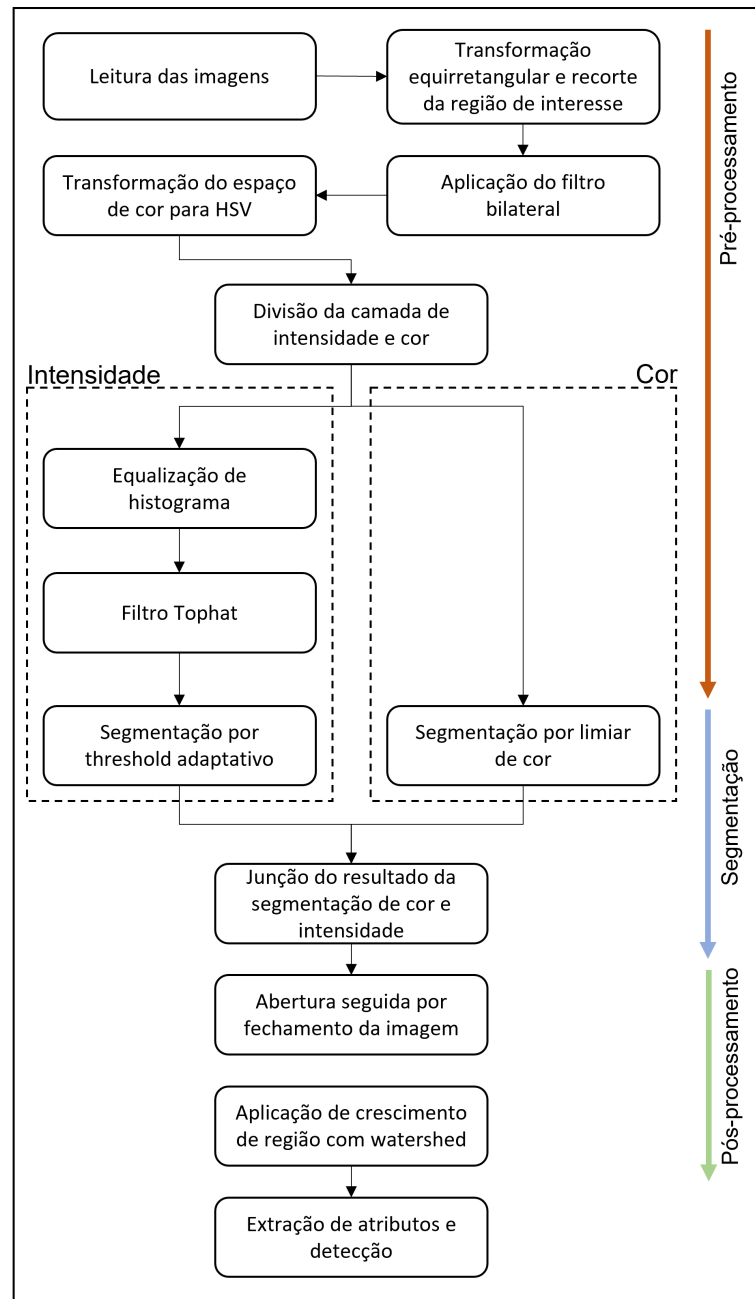
A etapa de pós-processamento busca-se refinar as regiões encontradas para aumentar a precisão do algoritmo e evitar falsos-positivos. O principal processo utilizado é o *watershed*, método crescimento de região que auxilia na obtenção dos formatos mais exatos dos objetos segmentados na etapa anterior.

Por fim é feita a extração de atributos, separando as regiões encontradas, rotulando e calculando características de cada um, como área, convexidade e solidez e selecionando as regiões que atendem a critérios específicos com base no que foi encontrado na etapa anterior.

A Figura 21 mostra o diagrama geral do algoritmo descrito e nos próximos tópicos será

apresentado o detalhamento de cada etapa citada.

Figura 21 – Diagrama de funcionamento do algoritmo



Fonte: Próprio autor

4.3.2 Pré-processamento

4.3.2.1 Transformação panorâmica

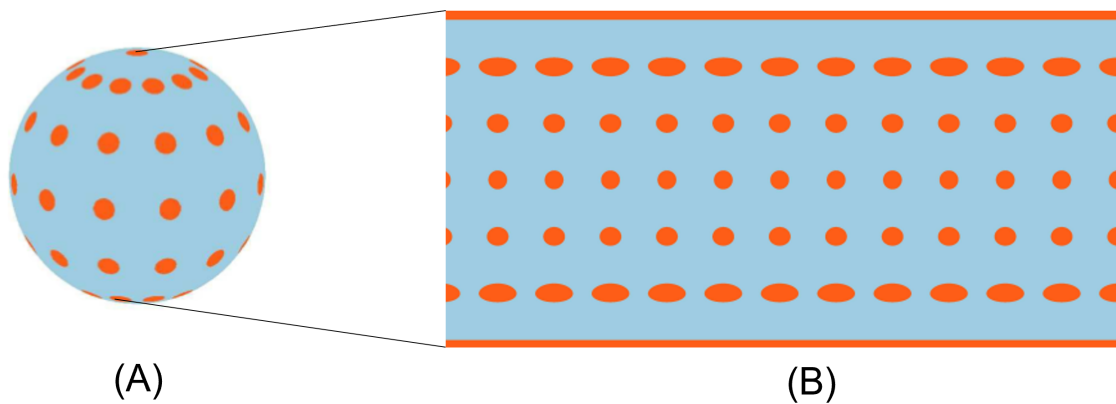
As imagens coletadas possuem um campo de visão de 360° na horizontal e 180° na vertical, ou seja, capturam todo o entorno da câmera. Dessa forma, o armazenamento dessa

imagem se dá no formato equirretangular, que é uma projeção plana, semelhante as projeções feitas da Terra em 2D (ROUCH, 2022).

O problema da visão plana, como citado em Taira et al. (2015), é o de causar muita distorção nas regiões mais próximas aos polos, o que torna a tarefa de detecção de objetos complexa. No caso deste trabalho, essa característica é muito relevante pois as luminárias de IP estão localizadas exatamente próximas aos polos da imagem, ou seja, na parte com maior distorção, como ilustra a Figura 22. Para solucionar esse problema, pode ser feita a reprojeção da região de interesse na imagem do formato equirretangular para o formato esférico, de modo a reduzir as distorções antes de se iniciar o processamento da imagem.

Devido a complexidade da tarefa, este trabalho limitou-se a buscar uma solução pronta que atendesse ao objetivo. Desta maneira, foi utilizado a função *crop_panorama_image()* do algoritmo de código aberto e livre para uso disponibilizado por Kaichun Mo na plataforma Github (MO, 2018).

Figura 22 – Distorção na imagem equirretangular. Os círculos laranjas têm tamanhos equivalentes na imagem da esfera (A) e em (B), mas é possível perceber que em (B) ocorre distorção próximo aos polos



Fonte: Adaptado de (TAIRA et al., 2015)

Para a aplicação da função foi definido que o centro da imagem estaria no topo da esfera e o campo de visão seria de 100° , ou seja, considerando um ângulo (α) que garanta o recorte da região de interesse, conforme discutido no tópico 4.1.2 sobre a posição das luminárias na imagem.

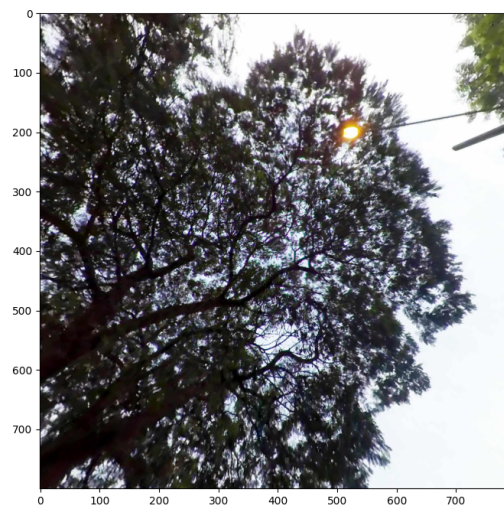
A Figura 23 mostra um exemplo de imagem em formato equirretangular, onde é possível observar grande distorção na luminária, que fica praticamente irreconhecível. Já a Figura 24 mostra a mesma imagem após ser reprojeta e recortada com formatos preservados.

Figura 23 – Imagem equirretangular obtida via mapeamento móvel



Fonte: Mitra sistemas S/A

Figura 24 – Imagem equirretangular obtida via mapeamento móvel com reprojeção realizada



Fonte: Autor

4.3.2.2 Filtro de ruído

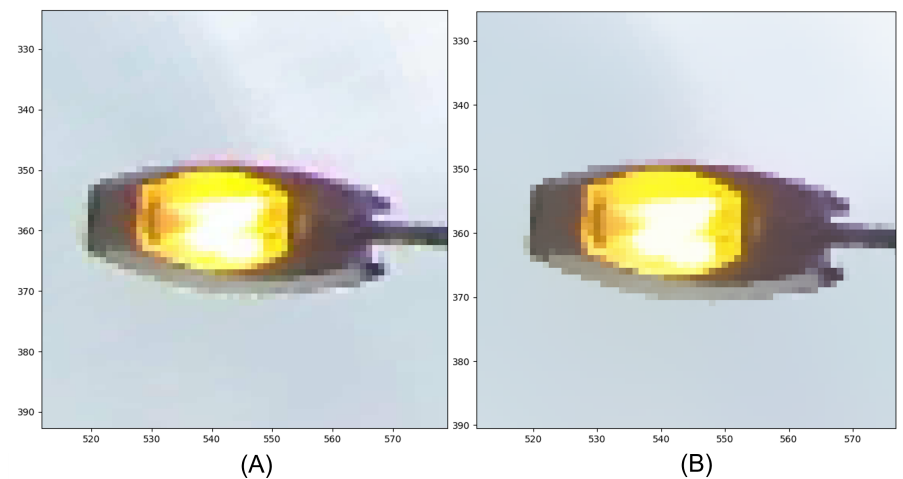
A suavização de imagens ou *blur*, é um efeito de embalamento que pode ser notado em fotografias fora de focos. Esse efeito também pode ser criado digitalmente, alterando as características de um pixel, misturando com o seu redor. É muito utilizado em algoritmos de identificação de objetos pois tiram ruídos que podem atrapalhar a eficácia dos métodos de detecção (MARENGONI; STRINGHINI, 2009).

Para o algoritmo proposto foram testados vários tipos de filtros de suavização como o de média, mediana e gaussiana que tornavam a imagem mais homogênea melhorando a etapas de processamento, principalmente por reduzir pequenos ruídos, entretanto a aplicação deles resultava muitas vezes na perda da informação da borda das luminárias. Por ser muito estreita pequena em relação à luminária como todo, a borda acaba sendo facilmente confundida com o

seu entorno após a suavização.

Para evitar perder informação da borda, que é essencial para a identificação da luminária acesa durante o processamento, foi utilizado o filtro bilateral que embora seja mais lento, tem a vantagem de conseguir suavizar a imagem mantendo as bordas. Seu funcionamento se dá pela aplicação do filtro gaussiano que considera a distância espacial entre os pixels e a diferença de intensidade, ou seja, pixels próximos mas muito diferentes (como caso de bordas) não são misturados, como exemplificado na Figura 25. Para isso foi utilizada a função *bilateralFilter()* da biblioteca OpenCV que permite configurar o tamanho do *template* do filtro e intensidade da suavização.

Figura 25 – Exemplo de imagem com aplicação de um filtro bilateral. Em (A) a imagem original e (B) a imagem após a aplicação do filtro, onde é possível ver suavização das partes e remoção de ruídos

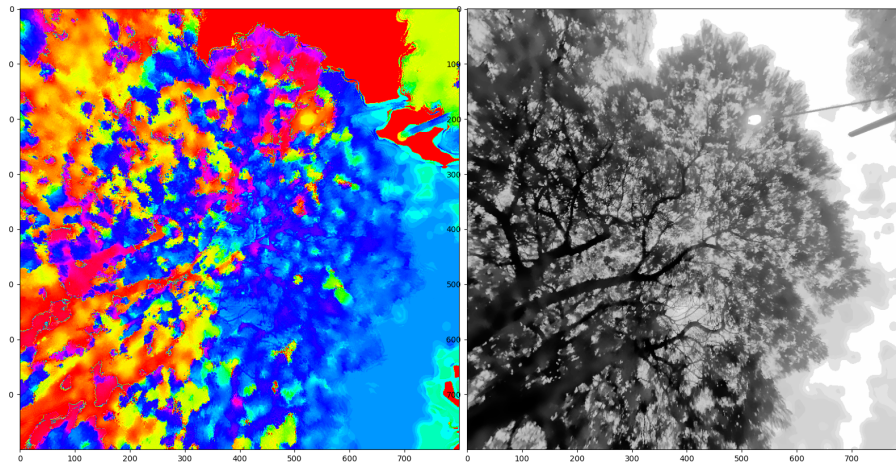


Fonte: Autor

4.3.2.3 Transformação e filtragem do espaço de cor

Em um primeiro momento, foi utilizado no algoritmo proposto apenas a informação de luminosidade das imagens, ou seja, desconsiderava-se a cor dos objetos. Para isso era obtida uma imagem em escalas de cinza a partir da original RGB utilizando função da biblioteca OpenCV. Contudo, isso não foi suficiente devido a grande quantidade de locais na imagem que possuíam formato semelhante à uma luminária acesa. Dessa forma, optou-se por incorporar no algoritmo uma etapa a mais de filtragem, visando remover as regiões que tinham cores diferentes de uma luminária (que possui tons amarelados, como descrito na item 4.1.3 deste trabalho). Para isso, decidiu-se utilizar o espaço de cor HSV por permitir tratar de forma separada a intensidade e cor, como explicado no item 4.2.4, além possuir uma forma facilitada de filtragem do canal HUE. A Figura 26 mostra o canal cromático HUE à esquerda e canal de intensidade à direita, sendo esta a mesma imagem da Figura 24 com a aplicação do filtro bilateral e conversão para HSV.

Figura 26 – Imagem obtida pelo mapeamento móvel com conversão para HSV, sendo à esquerda o canal de cores (HUE) e à direita o de intensidade (Value)



Fonte: Autor

4.3.2.4 Realce das regiões mais brilhantes

Além da máscara de cor, foram utilizados métodos para filtrar as regiões a partir do canal de intensidade (valor). Esse processo buscou encontrar as regiões mais brilhantes que o seu redor e que tivessem o tamanho próximo ao de uma luminária de IP.

Para isso, primeiramente, foi feita a equalização de histograma dessa camada, de forma a realçar pontos mais claros e mais escuros, utilizando a função `cv2.histeq()`.

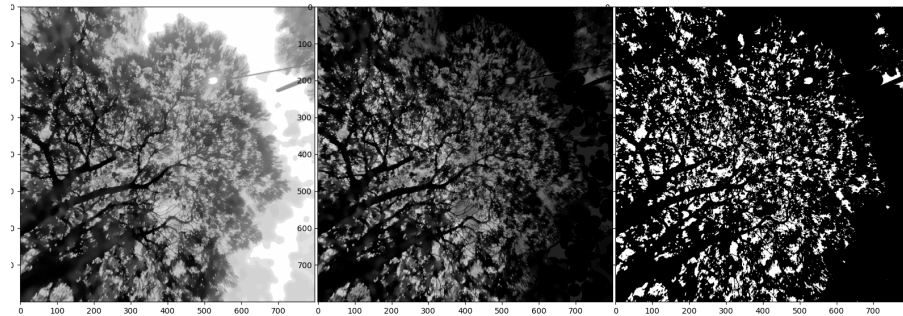
Com a imagem equalizada, foi aplicado um filtro utilizando da operação morfológica *tophat*, definida como a diferença entre a imagem e a sua abertura. O resultado é o realce dos objetos que possuem tamanho menor que o elemento estruturante em utilizado. Para definir o tamanho do elemento estruturante feitas mediadas das luminárias nas imagens utilizado o maior tamanho encontrado, no caso, um quadrado de 30 pixels de lado. A Figura 27 mostra um exemplo da imagem após esses processamentos sendo a esquerda com equalização de histograma e ao centro o filtro *tophat*.

4.3.3 Segmentação

Com o pré-processamento concluído a segmentação na camada de intensidade foi feita a partir de um *threshold* adaptativo. Este método foi escolhido pois as imagens possuem uma grande variação de luminosidade, principalmente por conta do céu que pode estar nublado ou limpo e com alta incidência de luz solar, o que torna difícil que apenas um valor de limiar seja suficiente para segmentar adequadamente. O método adaptativo utilizado parte da premissa que a luminária acesa será mais brilhante que o seu entorno o que torna viável a utilização de um limiar para aquela região, sendo que no algoritmo, o *threshold* foi implementado com um elemento estruturante quadrado de 71 pixels de lado e o valor de limiar como a média daquela região mais

5, valores obtidos de forma empírica. À direita da Figura 27 está o resultado da aplicação deste método na imagem.

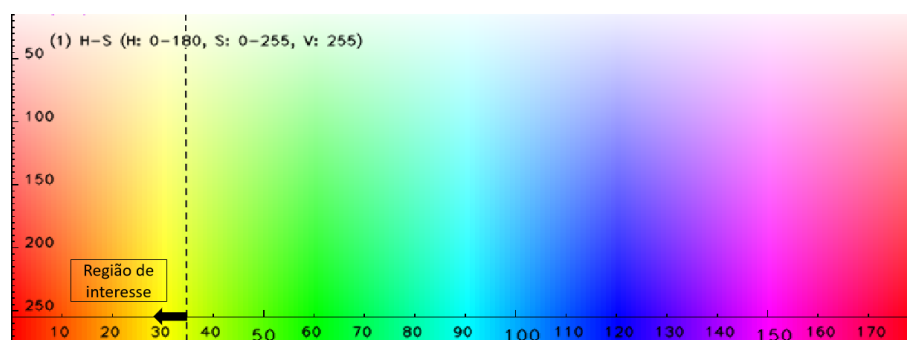
Figura 27 – Camada de intensidade da imagem da Figura 24 com aplicação de processamentos. À esquerda foi aplicado equalização de histograma, no centro com o filtro *tophat* e à direita com segmentação por threshold adaptativo



Fonte: Autor

Para o canal cromático, foi realizado um estudo para entender quais os valores estavam presentes nas imagens de luminárias e verificou-se que, em geral, as cores amareladas em questão possuíam um valor de HUE entre 0 (branco) e 35 (amarelo), sendo que o canal pode ter valores de 0 a 180. A Figura 28 mostra como são distribuídos os canais de matiz (hue) e saturação no espaço de cor HSV da biblioteca OpenCV, ressaltando a região onde se encontram as cores das luminárias de IP. Desta forma, utilizou-se a função `cv2.inRange()` do OpenCV para criar uma máscara do canal de cor onde os pixels que estivessem na região de interesse ficaram com a cor branca e os demais, com a cor preta.

Figura 28 – Gráfico de cores em HSV da biblioteca OpenCV, mostrando a região onde se encontram as luminárias de IP

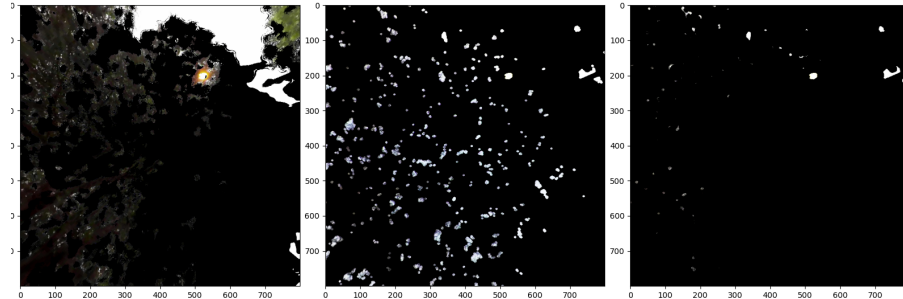


Fonte: Adaptado de <https://i.stack.imgur.com/gyuw4.png>

O resultado obtido no canal de intensidade é associado à máscara de cor de forma que só sobrem os pixels que atendam as duas condições, ou seja, uma operação E (AND). Assim é gerada uma imagem com marcadores nas regiões que possuem as características consideradas básicas das luminárias acesas, desconsiderando o seu formato e isso será utilizado como sementes para realização do pós-processamento. A Figura 29 mostra a segmentação realizada no canal

cromático à esquerda, a segmentação do canal de intensidade ao centro e a junção de ambos à direita.

Figura 29 – Segmentação realizada no canal cromático à esquerda, a segmentação do canal de intensidade (threshold adaptativo) ao centro e a junção de ambos à direita



Fonte: Autor

4.3.4 Pós-processamento

Esta etapa irá buscar refinar as regiões encontradas no que tange ao seu formato, de forma a qualificar a extração de atributos e classificação dos objetos. Assim, na imagem gerada pela segmentação, é aplicada uma operação de abertura seguido por fechamento onde, a primeira tem o objetivo de remover as regiões consideradas muito pequenas, menores que 10x10 pixels e a segunda fechar os "buracos" e conectar possíveis partes desconexas que podem ficar na luminária.

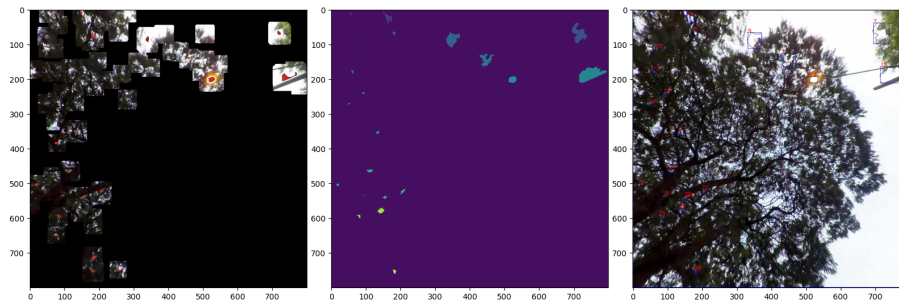
Desta forma, obtém-se a imagem final com marcadores nos locais onde existe grande possibilidade de se encontrar uma luminária acesa. Em muitos casos a imagem gerada até aqui já poderia ser utilizada para a classificação dos elementos por características morfológicas, entretanto muitas vezes ocorre da luminária possuir áreas que não atenderam as condições de cor e intensidade simultaneamente, tendo apenas uma parte segmentada.

Para refinar as regiões, foi utilizado o algoritmo de crescimento de região *watershed* que foi aplicado de acordo com os passos propostos na documentação do openCV em opencv.org (2023a). O funcionamento deste método pode ser explicado com a analogia de uma superfície topográfica, onde regiões de alta intensidade são picos e montanhas, enquanto baixa intensidade denota vales. Inicia-se preenchendo todos os vales isolados (mínimos locais) com água de cores diferentes e conforme a água sobe, dependendo dos picos próximos, a água de diferentes vales e diferentes cores diferentes, começará a se fundir. Para evitar isso, são criadas barreiras nos locais onde a água se funde até que todos os picos estejam submersos e cada cor será uma região da imagem.

Na biblioteca OpenCV o método foi implementado baseado em marcadores, que serão os vales e também são definidas as regiões que certamente não são objetos de interesse. Assim sobra a região "desconhecida", onde o algoritmo irá crescer até encontrar as barreiras.

Assim, foi aplicada dilatação na imagem segmentada, criando uma região no entorno dos marcadores em que o algoritmo pode crescer, desta forma criando as áreas desconhecidas, como descreve a bibliografia. Com isso, foi possível aplicar a função `cv2.watershed()` na imagem colorida, extraindo regiões bem mais a cada uma destas é atribuído um rótulo que a identifica e separa das demais. A Figura 30 mostra essa última etapa do processamento, onde à esquerda está a imagem com os marcadores (em vermelho) as regiões desconhecidas (colorido) e regiões que certamente não são luminárias (preto). Ao centro tem-se o resultado da aplicação do *watershed*, com os objetos encontradas e à direita mostrando as regiões contornadas na imagem original, com os respectivos rótulos.

Figura 30 – Aplicação do *watershed*: À esquerda a imagem com os marcadores (em vermelho) as regiões desconhecidas (colorido) e regiões que certamente não são luminárias (preto). Ao centro o resultado do crescimento de região. À direita os objetos contornadas na imagem original, com os respectivos rótulos



Fonte: Autor

4.3.5 Extração de atributos, classificação e reconhecimento

Para a extração de atributos do resultado do processamento foi utilizada a biblioteca de python scikitimage (IMAGE.ORG, 2023), que possui a função `regionprops_table()` que cria uma tabela com os atributos desejados dos objetos da imagem, desde que estejam devidamente rotulados. Assim, primeiramente foram feitos testes com vários atributos classificatórios de forma a encontrar quais eram os mais relevantes para detectar o ponto de iluminação aceso, sendo os escolhidos os atributos mostrados na Tabela 5.

Tabela 5 – Atributos e valores escolhidos para classificação e reconhecimento

Atributo	Valor	Explicação
Área	$180 \geq A > 550$	Área total do objeto, isto é, número de pixels conectados.
Solidez	≥ 0.9	Relação da área do objeto pela sua área convexa.
Extensão	≥ 0.65	Relação da área do objeto pela área da sua caixa de contorno.
Excentricidade	≤ 0.91	Excentricidade da elipse que tem os mesmos valores de eixo maior e eixo menor que o objeto em questão.

Fonte: Autor

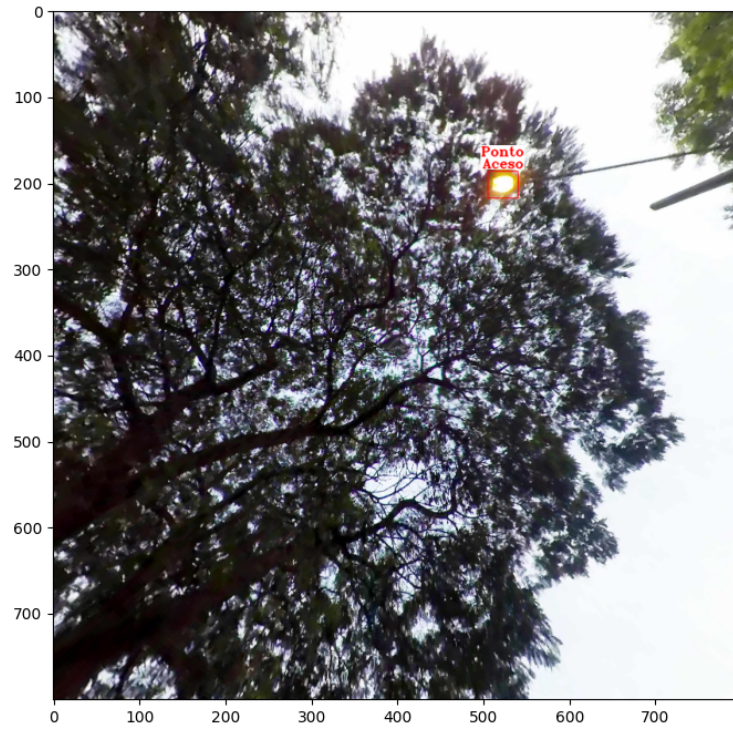
A partir da Tabela 6, gerada com os atributos das regiões da imagem, foi possível classificar os objetos e detectar caso algum deles seja um ponto de iluminação aceso. Sendo feita a detecção, é salvo o nome da imagem em uma lista e gerada uma foto com o objeto destacado. A Figura 31 mostra o ponto aceso detectado e destacado na imagem.

Tabela 6 – Tabela com os atributos dos objetos identificados em uma imagem do mapeamento móvel, em amarelo está destacada a linha do objeto que é uma luminária acesa.

Rótulo	Área	Solidez	Extensão	Excentricidade
21	5	0,83	0,56	0,79
26	7	0,88	0,58	0,73
10	9	0,90	0,75	0,70
2	13	-	0,65	0,75
16	19	0,90	0,54	0,90
23	23	0,68	0,41	0,94
22	28	0,82	0,44	0,89
15	30	0,77	0,63	0,66
19	39	0,87	0,70	0,48
13	43	0,78	0,56	0,84
17	51	0,77	0,51	0,72
25	52	0,70	0,52	0,82
4	53	0,71	0,44	0,92
27	68	0,81	0,52	0,73
8	71	0,78	0,51	0,71
20	83	0,71	0,32	0,95
3	89	0,94	0,64	0,75
18	108	0,84	0,60	0,87
5	150	0,77	0,49	0,97
6	153	0,77	0,67	0,80
24	206	0,85	0,60	0,65
14	351	0,95	0,80	0,64
11	707	0,63	0,43	0,46
9	1020	0,83	0,57	0,69
7	1267	0,71	0,47	0,74
12	2027	0,88	0,52	0,90
1	628744	0,99	0,99	0,13

Fonte: Autor

Figura 31 – Imagem com ponto de iluminação identificado pelo algoritmo proposto



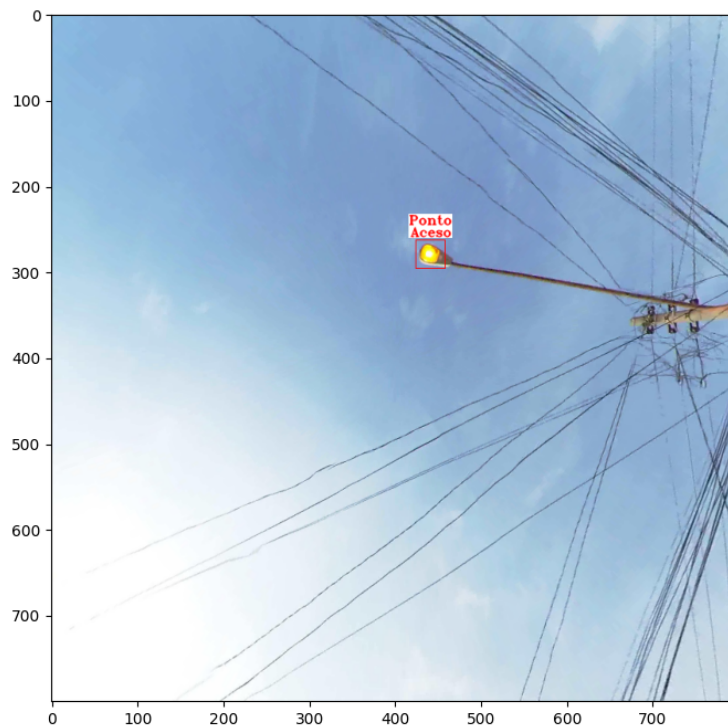
Fonte: Autor

5 RESULTADOS

Os resultado obtido pelo algoritmo no lote de 105 imagens analisadas foi a detecção correta de 90 deles, obtendo uma precisão de 85,7%. Foram identificados de forma equivocada 8 objetos como sendo luminárias de iluminação pública acesas, ou seja, falsos positivos. Sendo assim, considerando o número de acertos pelo total de identificações (corretas e incorretas), a taxa de acerto é de 92%.

Os casos que o algoritmo teve mais facilidade em identificar a luminária, foram onde o céu estava limpo, causando um grande destaque na coloração da lâmpada, não havia distorções no formato e mesmo aparecendo outros objetos na imagem, eles não estavam logo atrás da luminária, como árvores, fios de eletricidade, construções etc. A Figura 32, mostra um caso de detecção sem falsos positivos, com fios de eletricidade aparecendo mas razoavelmente longe da luminária. A Figura 33 mostra outro exemplo parecido, mas com uma construção ao invés de fios.

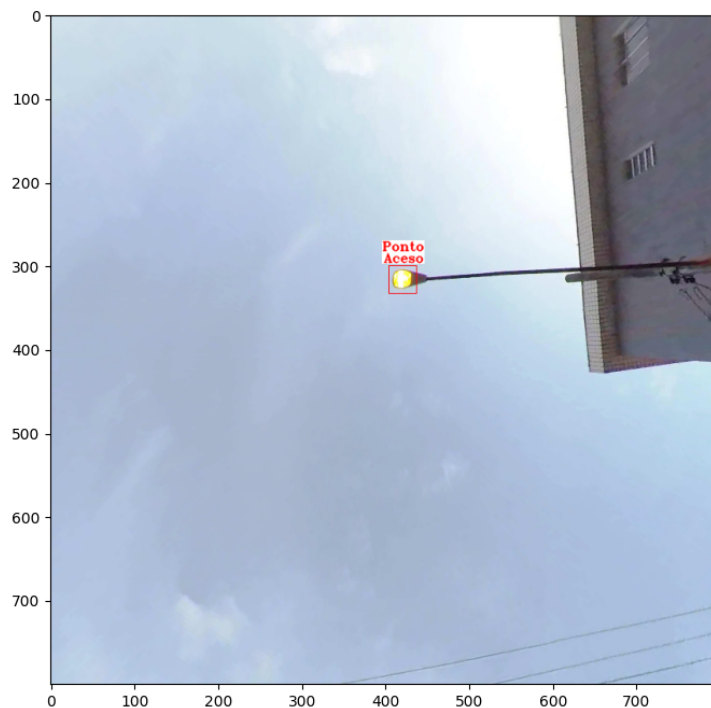
Figura 32 – Imagem mostrando detecção de uma luminária acesa em um ambiente com fios de eletricidade mas sem que estes passem por ela



Fonte: Autor

Outros casos de detecção, foram os que a luminária ficava saturada, com sua cor muito esbranquiçada, sendo facilmente confundida com o céu ou tinham algum efeito luminoso que atenuava as bordas da luminária. Para isso, o pré-processamento, com equalização de histograma

Figura 33 – Imagem mostrando detecção de uma luminária acesa em um ambiente onde há uma construção próxima



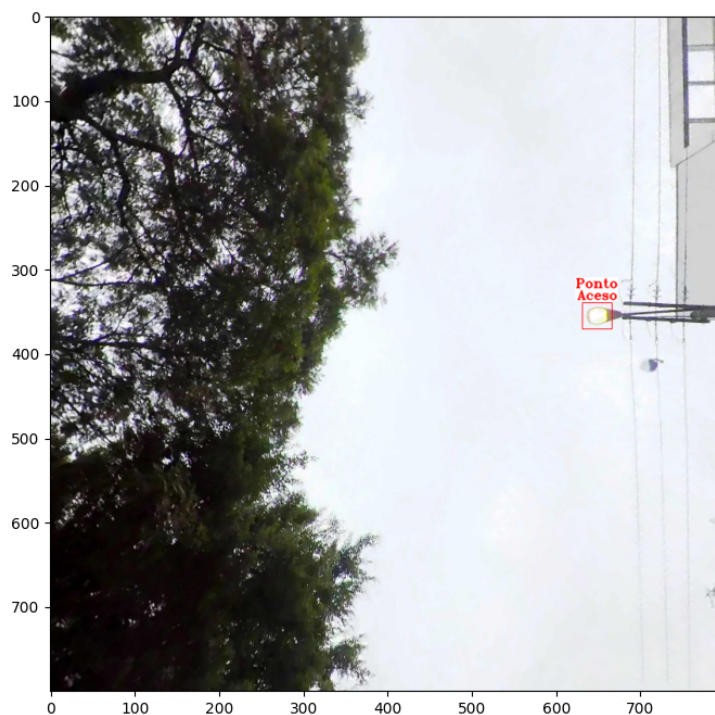
Fonte: Autor

e operador top-hat auxiliou muito no realce da região, delimitando a área de interesse. O filtro bilateral também foi muito útil para que não fosse perdida a informação da borda da luminária ao se suavizar a imagem. A Figura 34 mostra um caso em que a luminária teve sua coloração saturada, mas ainda mantendo a informação da borda, diferente da Figura 35, caso semelhante mas onde a borda foi bastante prejudicada.

Casos mais complexos para detecção foram onde havia objetos atrás da luminária, principalmente árvores. No caso das árvores, o que mais atrapalhou o algoritmo foi uma aura alaranjada a que se formava ao redor da luminária por conta do reflexo da luz nas folhas e isso impedia a visualização das bordas. Esses casos também podiam causar saturação da cor sua cor interna pois o ambiente ficava mais escuro, o que pode ser observado principalmente na Figura 36. Nesses casos foi essencial a utilização do filtro bilateral que tornava mais clara a delimitação entre luminária e seu entorno, junto da limiarização por threshold adaptativo, que permitiu a correta segmentação.

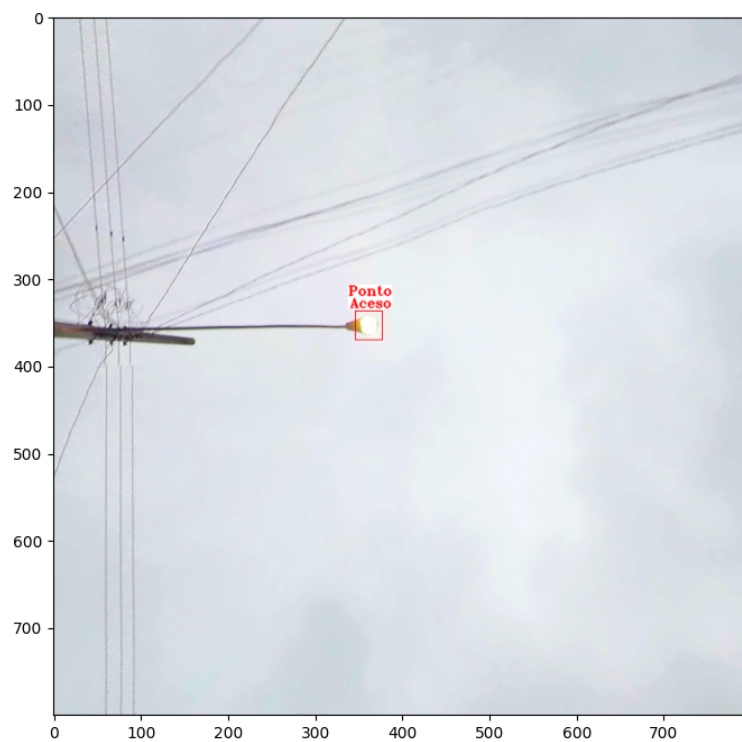
Os 8 casos de falsos positivos obtidos, aconteceram majoritariamente por regiões das imagens que possuíam coloração branca, eram mais brilhantes que o seu redor e, por formato semelhante ao de uma luminária. Cerca de 70% das ocorrências foram dadas em edifícios que estavam na imagem e as demais foram em nuvens. A Figura 37 mostra um caso onde um emaranhado de fios acabou tendo um padrão oval e com prédio branco ao fundo, passando pelo algoritmo na hora de fazer a segmentação e, posteriormente nas condições de classificação

Figura 34 – Imagem mostrando detecção de uma luminária acesa com cor saturada e com borda bem definida



Fonte: Autor

Figura 35 – Imagem mostrando detecção de uma luminária acesa com cor saturada e com a borda pouco definida.



Fonte: Autor

Figura 36 – Imagem mostrando detecção de uma luminária acesa uma árvore logo atrás.



Fonte: Autor

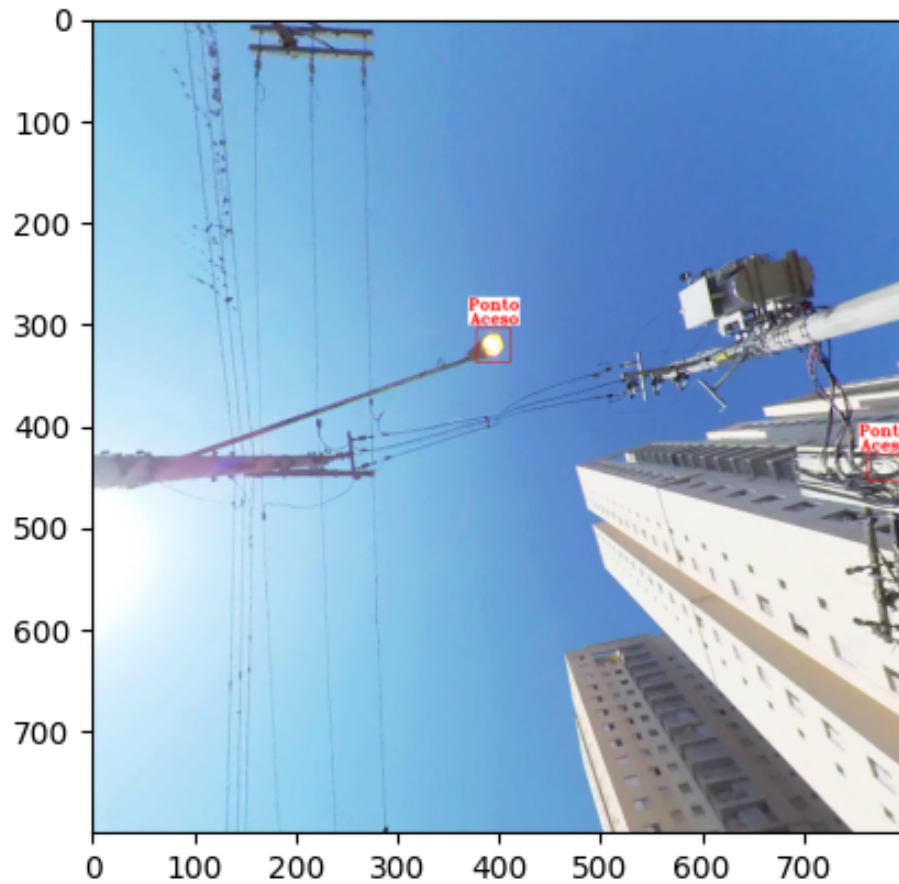
pelos atributos. A Figura 38, à esquerda, apresenta a mesma cena, porém destacando todas as regiões que foram segmentadas e rotuladas, (é possível verificar que a segmentação no edifício acaba sendo bem mais complexa sendo necessária uma classificação por atributos mais restritiva) à direita foi dado um zoom no local onde está o objeto que foi identificado como luminária, evidenciando sua a semelhança com uma luminária devido ao seu formato circular. Na Figura 39 é exibido outro exemplo onde foram encontrados falsos positivos, sendo ocorrência semelhante a da imagem descrita anteriormente.

Os casos de não identificação dos pontos de iluminação pública foram analisados para entender quais as principais dificuldades do algoritmo. O caso mais simples de compreensão foram as oclusão, ocorridas em cerca de 27% dos casos de erros, e foram causadas por árvores que impediram visualização completa das luminárias, como mostra a Figura 40.

Outro caso específico para não identificação, é mostrado na Figura 41, onde é possível perceber que a luminária foi segmentada e rotulada, porém teve seu formato distorcido ainda na aquisição, impossibilitando a sua detecção.

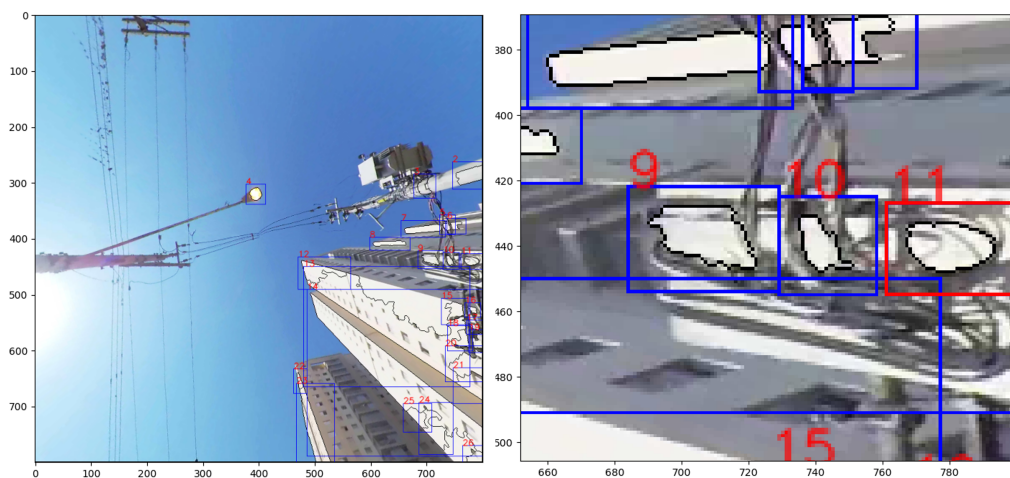
Por fim, os demais casos de não identificação foram causados por motivos diversos onde, em sua maioria, afetavam a informação da borda da luminária no momento da segmentação e pós-processamento, consequentemente, impedindo a detecção. Na Figura 42 é possível verificar que por conta do reflexo no corpo da luminária, a borda da região onde fica a lâmpada se confundiu com o corpo, fazendo com que o crescimento de região conectasse os dois.

Figura 37 – Imagem mostrando detecção de falso positivo, na borda direita.



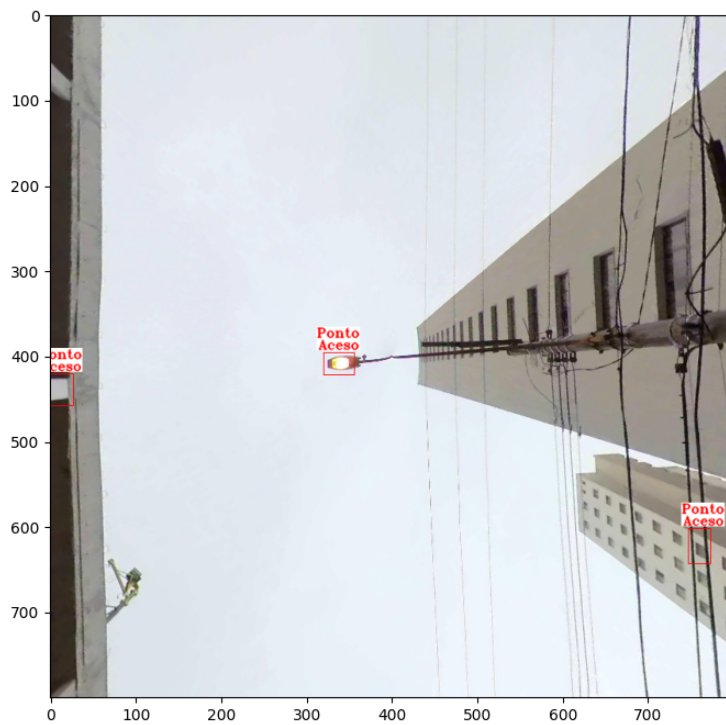
Fonte: Autor

Figura 38 – Imagem mostrando detecção errada de uma região onde à esquerda estão destacadas todas as regiões que foram segmentadas e rotuladas e à direita foi dado um zoom no local onde está o objeto que foi identificado como luminária, evidenciando a semelhança com uma luminária devido ao seu formato circular.



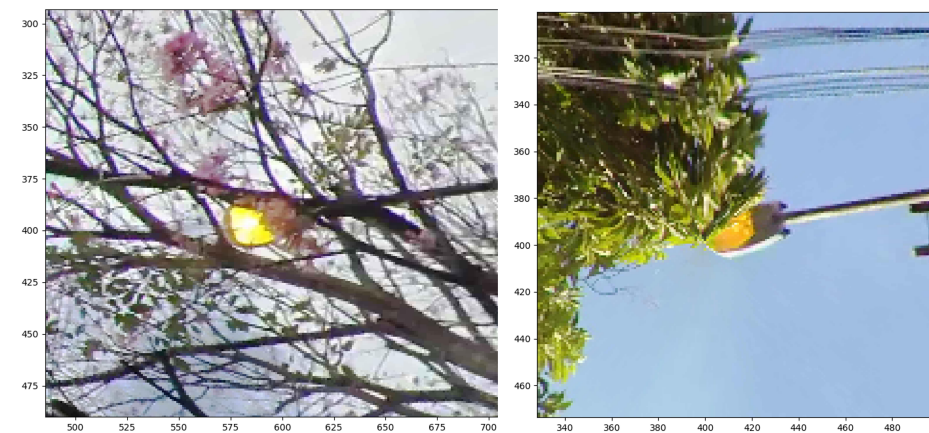
Fonte: Autor

Figura 39 – Imagem mostrando detecção de duas regiões como falso positivo, nas bordas esquerda e direita.



Fonte: Autor

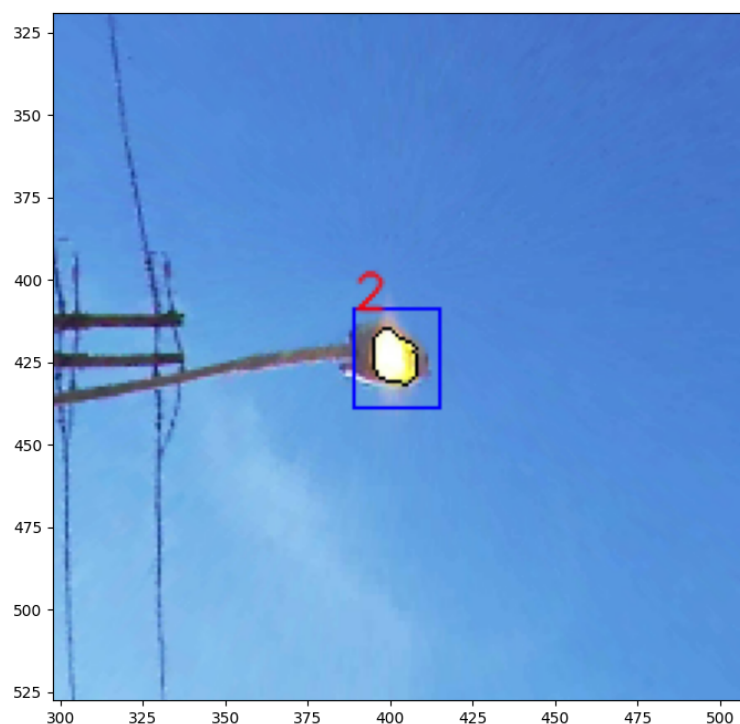
Figura 40 – Exemplo de duas imagens onde houve oclusão parcial da luminária por conta de árvores.



Fonte: Autor

As Figura 43 mostra o caso em que a luminária ficou com sua cor saturada e teve sua borda muito atenuada, de forma que a luz da luminária ficasse se confundisse com a cor do céu, com isso, o crescimento de região identificou uma região muito maior do que a esperada.

Figura 41 – Exemplo de imagem onde distorção da luminária durante a aquisição.



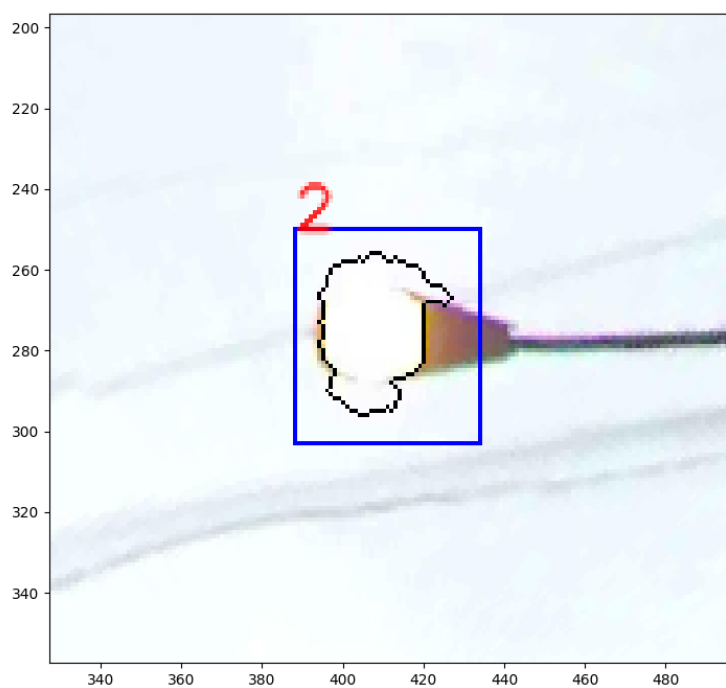
Fonte: Autor

Figura 42 – Exemplo de imagem onde não houve a detecção devido ao reflexo no corpo da luminária que interferiu na definição da borda, atrapalhando o algoritmo de crescimento de região



Fonte: Autor

Figura 43 – Exemplo de imagem onde não houve a detecção devido a saturação da cor e perda de informação da borda da luminária



Fonte: Autor

6 CONCLUSÃO

Este trabalho buscou implementar um algoritmo que fosse capaz de identificar pontos de iluminação acesos de dia em imagens geradas por um veículo de mapeamento móvel terrestre, de forma a auxiliar o diagnóstico destes casos para Prefeituras.

Assim, com base nos resultados obtidos, o método desenvolvido se mostrou eficaz no atingimento do seu objetivo com 85,7% de detecção e taxa de acerto de 92%. Com isso, é uma opção viável para utilização junto à Municípios para auxiliar na gestão dos seus parques de iluminação pública. Vale destacar que as imagens utilizadas para testar o algoritmo são dados reais do município de Guarulhos-SP, o que torna possível uma aplicação imediata do algoritmo.

O algoritmo também possui a vantagem de ter sido desenvolvido em uma linguagem de programação gratuita e amplamente utilizada, o que permite facilidade na integração com outros sistemas e softwares para um rápida implantação.

A principal limitação identificada para esta metodologia é a de ter sido desenvolvida para luminárias em formato aproximadamente circular e com lâmpadas de cores amarelas e alaranjadas. Desta forma, não é garantido o seu funcionamento para casos onde são utilizadas luminárias de LED, por conta da diferença de cor e principalmente formato, visto que nesses casos podem ser extremamente variados, fugindo do padrão circular.

É importante ressaltar a dificuldade de se encontrar publicações que discorram sobre a temática de pontos de iluminação acesos de dia, mesmo sendo um problema enfrentado por todos os municípios Brasileiros e difícil de identificar e corrigir de forma rápida. Assim, espera-se que este trabalho possa inspirar e auxiliar na busca por soluções que auxiliem os administradores públicos nesta área.

7 DIFICULDADES ENCONTRADAS

Dentre as principais dificuldades encontradas, a primeira que pode ser citada foi a falta de uma bibliografia da mesma temática para ser utilizada com referência, o que induziu em um longo tempo gasto buscando soluções alternativas e testando-as para se conseguir os resultados desejados.

Junto a isso, o problema de identificação se mostrou mais complexo do que o esperado, visto que os objetos alvo possuíam grande variação de cor, formato, posição e tamanho nas imagens fazendo com que fosse necessário diversos estudos e testes empíricos para se conseguir encontrar parâmetros e métodos que abrangessem toda a variação, mas sem causar erros de detecção. Além de existirem diversos objetos de fundo que demandaram muito esforço pra que não fossem identificadas erroneamente. Embora tenha trazido maior complexidade, esses fatores tornam o algoritmo mais robusto.

Outro ponto que pode ser citado foi a pouca experiência prévia com processamento de imagens. Mesmo esse sendo o tema de disciplina optativa fornecida pela curso de Engenharia Elétrica da UFSCar e cursada pelo autor, não haviam experiências práticas prévias como trabalhos ou projetos que aplicassem processamento de imagem. Assim muitos do que foi abordado para execução deste trabalho teve que ser estudado e aprendida no seu decorrer.

8 TRABALHOS FUTUROS

Os estudos desenvolvidos neste trabalho podem ser utilizados com base para diversos outros abordagens visando melhorar sua taxa de detecção e reduzir, ou zerar, casos de falso positivo. Para isso, são citadas algumas metodologias que podem ser adicionadas à esta.

A primeira a ser citada é a utilização múltiplas imagens de um mesmo poste. Como o mapeamento móvel realiza filmagens, que posteriormente são recortadas e transformadas em fotos, é possível fazer a detecção em vários frames desse vídeo buscando reduzir a incidência de casos de ocultação.

Outra possibilidade é a utilização de outras características da luminária, como por exemplo, verificar se o objeto detectado possui um "braço" de iluminação pública acoplado, ou seja, identificar se há um objeto longo e fino junto da região de detecção original. Essa implementação auxiliaria a reduzir casos de falsos positivos.

Além disso, pode ser citada a possibilidade de estudos em algoritmos de aprendizado de máquina que possam fazer de forma automática a definição dos parâmetros para classificação e detecção. Para isso seria necessária uma base maior para treinamento e testes do modelo além de uma rotulação prévia, entretanto sua aplicação pode melhorar muito a taxa de acerto obtida.

REFERÊNCIAS

- CAMPOS, H. P. Mapeamento de pontos de iluminação pública por meio de sistema equipado com câmara esférica. Universidade Federal de Uberlândia, 2023. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- CHARETTE, R.; NASHASHIBI, F. Real time visual traffic lights recognition based on spot light detection and adaptive traffic lights templates. In: . [S.l.: s.n.], 2009. p. 358 – 363. Citado na página 26.
- COPEL. Manual de iluminação pública. *Companhia Paranaense de Energia*, 2012. Citado 3 vezes nas páginas 18, 35 e 36.
- ENEL.COM.BR. *Tarifa de Energia Elétrica*. 2023. Disponível em: <https://www.enel.com.br/pt-saopaulo/Para_Voce/tarifa-energia-eletrica.html>. Acesso em: 30/05/2023. Citado na página 19.
- ESQUEF, I. A.; ALBUQUERQUE, M. P. d.; ALBUQUERQUE, M. P. d. Processamento digital de imagens. *Rio de Janeiro*, v. 12, 2003. Citado 8 vezes nas páginas 22, 23, 24, 37, 38, 39, 40 e 43.
- FISHER, J. *Insta360 pro review*. 2017. PCMAG. Disponível em: <<https://www.pcmag.com/reviews/insta360-pro>>. Acesso em: 03/04/2023. Citado na página 28.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing*. [S.l.]: Pearson Education International, 2008. Citado 5 vezes nas páginas 38, 39, 40, 41 e 42.
- GOV.BR. *Procel - Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica*. 2022. Gov.br. Disponível em: <<https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/secretarias/spe/procel-programa-nacional-de-conservacao-de-energia-eletrica-1>>. Acesso em: 01/04/2023. Citado na página 17.
- GRUDIARIO. *Leitor denuncia desperdício com lâmpadas públicas acesas o dia todo no Jd. Adriana*. 2021. GRU diário. Disponível em: <<https://grudiario.com.br/leitor-denuncia-desperdicio-com-lampadas-publicas-acesas-o-dia-todo-no-jd-adriana/>>. Acesso em: 01/04/2023. Citado na página 18.
- GUARULHOS, P. d. *Edital de concorrência internacional N° 34/2022 - DLC*. 2022. Disponível em: <<https://licitacoes.guarulhos.sp.gov.br/>>. Acesso em: 01/02/2023. Citado 4 vezes nas páginas 19, 33, 36 e 37.
- IMAGE.ORG scikit. *scikit-image*. 2023. Disponível em: <<https://scikit-image.org/>>. Acesso em: 31/03/2023. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 51.
- KUMAR, S. *Mobile sensor systems for field estimation and "hot spot" identification*. Tese (Doutorado) — Massachusetts Institute of Technology, 2014. Citado na página 25.
- MARENGONI, M.; STRINGHINI. Tutorial: Introdução à visão computacional usando opencv. *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, v. 16, n. 1, p. 125–160, 2009. Citado 6 vezes nas páginas 21, 22, 23, 27, 40 e 46.

- MATPLOTLIB.ORG. *Matplotlib*. 2023. Disponível em: <<https://matplotlib.org/>>. Acesso em: 31/03/2023. Citado na página 27.
- MENEZES, N. N. C. Introdução a programação com python. *São Paulo: Novatec*, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 41.
- MO, K. *Panorama Image Viewer*. 2018. GitHub. Disponível em: <<https://github.com/daerduoCarey/PanoramaImageViewer>>. Acesso em: 07/07/2022. Citado na página 45.
- MOIZUMI, H. et al. Traffic light detection considering color saturation using in-vehicle stereo camera. *Journal of Information Processing*, Information Processing Society of Japan, v. 24, n. 2, p. 349–357, 2016. Citado na página 26.
- NIXON, M. S.; AGUADO, A. S. Feature extraction and image processing. Newnes, 2002. Citado 3 vezes nas páginas 21, 37 e 38.
- NUMPY.ORG. *numpy*. 2023. Disponível em: <<https://numpy.org/>>. Acesso em: 31/03/2023. Citado na página 27.
- OPENCV.ORG. *Image Segmentation with Watershed Algorithm*. 2023. Disponível em: <https://docs.opencv.org/4.x/d3/db4/tutorial_py_watershed.html>. Acesso em: 27/04/2023. Citado na página 50.
- OPENCV.ORG. *Open Source Computer Vision*. 2023. Disponível em: <<https://docs.opencv.org/4.x/>>. Acesso em: 31/03/2023. Citado na página 27.
- PANDAS.ORG. *Pandas*. 2023. Disponível em: <<https://pandas.pydata.org/>>. Acesso em: 31/03/2023. Citado na página 27.
- ROUCH, T. *Understanding 360 images*. 2022. Medium.com. Disponível em: <<https://medium.com/check-visit-computer-vision/understanding-360-images-8e0fcf0ee861>>. Acesso em: 18/04/2023. Citado na página 45.
- SANTOS, R. P. P. d. Mapeamento do desperdício de energia elétrica no sistema de iluminação pública de sant’ana do livramento. Universidade Federal do Pampa, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.
- SILVA, J. F. C. da et al. Mapeamento de ruas com um sistema móvel de mapeamento digital. *Revista Brasileira de Cartografia*, v. 53, n. 1, 2001. Citado na página 24.
- SILVA, J. F. C. da et al. Aplicações e potencialidades do mapeamento móvel. *Fotogrametria, Sensoriamento Remoto e Análise de Imagens*, v. 1, p. 175–180, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 24.
- SILVA, L. L. F. da; LUSTOSA, L. Iluminação pública no brasil: Aspectos energéticos e institucionais. *Universidade Federal do Rio de Janeiro*, 2006. Citado na página 16.
- SP, G. do Estado de. *Iluminação Pública: guia do gestor*. 2013. Governo do Estado de São Paulo. Disponível em: <http://dadosenergeticos.energia.sp.gov.br/portalecv2/intranet/BiblioVirtual/eletrica/Carlilha_Iluminacao_Publica.pdf>. Acesso em: 02/04/2021. Citado na página 16.
- TAIRA, H. et al. Robust feature matching for distorted projection by spherical cameras. *IPSP Transactions on Computer Vision and Applications*, Information Processing Society of Japan, v. 7, p. 84–88, 2015. Citado na página 45.