

## PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS PARA IDENTIFICAÇÃO DE VEGETAÇÃO SOB LINHAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

**Marco Aurélio Oliveira Rocha<sup>1</sup>**

**Anderson Diogo Spacek<sup>2</sup>**

**Resumo:** O objetivo geral deste trabalho é a utilização de processamento digital de imagens, como um método auxiliar para o monitoramento da vegetação próxima a redes de distribuição, uma vez que, a invasão e posterior contato com os condutores pode resultar em interrupções no fornecimento de eletricidade. Neste estudo é proposto um algoritmo capaz de realizar a identificação dos condutores da rede elétrica, através da implementação em Python, da transformada probabilística de Hough, em conjunto com algoritmos de detecção de borda. Para verificação de contato com a rede elétrica, o algoritmo proposto realiza a identificação da vegetação, através do método de classificação por nível de cor, e compara as coordenadas de localização das áreas identificadas, com os valores de posicionamento obtidos a partir da detecção da rede elétrica. Os resultados obtidos com a aplicação dos procedimentos experimentais, demonstram a eficácia dos filtros de detecção de bordas como meios de pré-processamento para detecção das linhas de distribuição e identificação da vegetação, proporcionando as condições necessárias para verificação de contato entre os dois elementos.

**Palavras-chave:** Processamento digital de imagens. Redes de distribuição. Python.

### 1. INTRODUÇÃO

Atualmente a energia elétrica apresenta-se como componente essencial para o bem-estar da sociedade moderna e fundamental para o desenvolvimento econômico. Este progresso torna necessário assegurar o fornecimento de eletricidade mesmo com o aumento na demanda, que segundo a Empresa de Pesquisa Energética (EPE), sofrerá um acréscimo de 3,6% ao ano até 2029.

O modelo atualmente utilizado de geração e distribuição de eletricidade foi inicialmente idealizado por Nikola Tesla, neste modelo a energia gerada em corrente alternada, é transportada em alta tensão através de condutores metálicos até as subestações e distribuidoras, onde, com auxílio de transformadores, a energia elétrica é rebaixada e novamente conduzida através de condutores que ramificam-se para abastecimento das unidades consumidoras [1].

---

<sup>1</sup> Graduando em Engenharia Mecatrônica. E-mail: sgtmarcoarelio@icloud.com

<sup>2</sup> Prof. Dr. Anderson Diogo Spacek. E-mail: anderson.spacek@satc.edu.br

No Brasil, o Sistema Interligado Nacional (SIN) detém cerca de 96% da capacidade de produção de energia do país, sendo responsável por garantir a qualidade, disponibilidade e segurança na transmissão e distribuição de energia elétrica até os centros consumidores [2]. Em relação as redes de distribuição, segundo [1], são predominantes as redes radiais com classe de tensão de 13,8 kV, estando localizadas em diferentes regiões, desde centros urbanos até áreas de vegetação natural.

Observando-se a complexidade do sistema e sua importância para a sociedade, constata-se que a interrupção do fornecimento de eletricidade pode ser desastrosa para determinadas áreas, como indústrias e hospitais. Na história encontram-se grandes incidentes envolvendo o desabastecimento de eletricidade, que resultaram em um elevado número de perdas e danos financeiros, como por exemplo as interrupções no fornecimento de eletricidade ocorridas nos Estados Unidos em 1996, e 2003 que atingiram aproximadamente 59 milhões de clientes.

Muitos autores como [3] e [4] apontam o contato dos condutores com a vegetação como um dos principais causadores de falhas em linhas de transmissão e distribuição. Em Santa Catarina, falhas no fornecimento de energia elétrica causadas pelo contato da vegetação com a rede elétrica, causaram somente entre 5 e 9 de fevereiro deste ano, um desabastecimento de 4.409 unidades consumidoras e um total de aproximadamente 21 horas sem energia elétrica [5].

Ao identificar a importância da continuidade do fornecimento de energia elétrica, e o potencial risco de interrupções causadas pela presença e posterior contato da vegetação com a rede elétrica, este trabalho realiza o estudo de uma forma alternativa para monitoramento e identificação da vegetação próxima às redes elétricas. Cabe destacar que, mesmo tratando-se de conceitos distintos, este trabalho busca uma forma de monitoramento aplicável tanto para linhas de distribuição quanto para linhas de transmissão, uma vez que, constata-se a necessidade da realização do monitoramento em ambas as redes. Atualmente, para realização desse acompanhamento, diversas técnicas são aplicadas, destacando-se os métodos de inspeção de campo, vigilância aérea por vídeo e utilização de sensoriamento remoto. Os métodos citados, apesar de empregados, possuem aspectos desfavoráveis à sua utilização, como a dependência da habilidade e experiência das equipes, no caso da utilização da inspeção de campo, e o alto custo envolvido para aplicação dos métodos

de redes de sensores e obtenção de imagens a partir de aeronaves convencionais. Nesse aspecto, e com o avanço de tecnologias na área de processamento digital de sinais, o processamento de imagens destaca-se por contribuir na implementação de sistemas de visão computacional, a partir do aprimoramento, extração e armazenamento de informações contidas em imagens. Dessa forma, o presente estudo realiza a avaliação de métodos de processamento de imagens, caracterizados pela implementação de três diferentes filtros para detecção de regiões de interesse (condutores e vegetação), a partir de imagens aéreas, capturadas com um VANT (Veículo Aéreo Não Tripulado).

## **2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

Neste capítulo será apresentada a pesquisa bibliográfica realizada a respeito dos métodos comumente utilizados para monitoramento de vegetação sob linhas de transmissão e distribuição, bem como uma abordagem básica dos meios de inspeção da rede elétrica. Serão apresentados também, os principais conceitos de processamento digital de imagens e seu potencial uso no contexto explorado pelo presente trabalho.

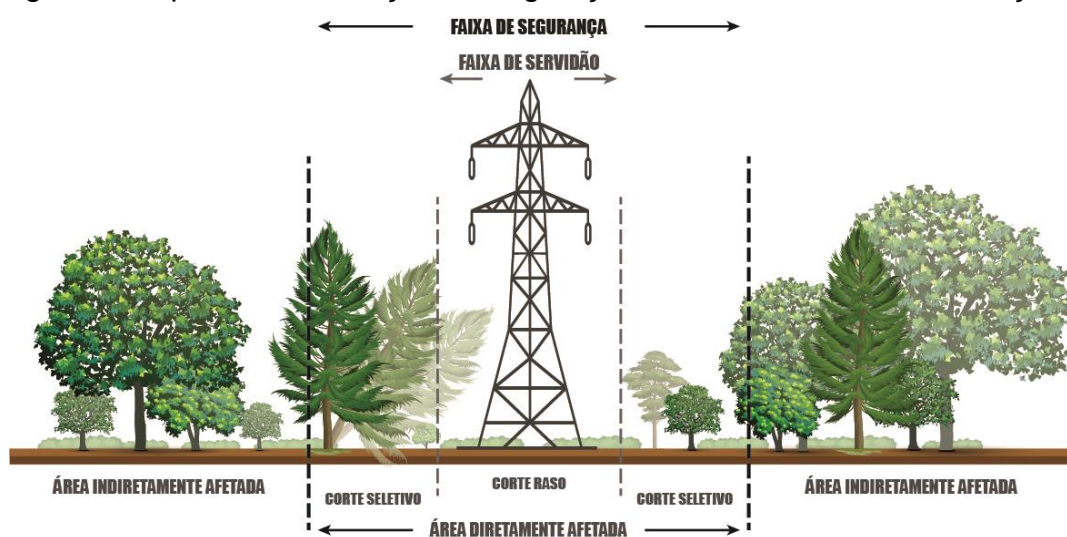
### **2.1 MONITORAMENTO DE VEGETAÇÃO SOB LINHAS DE TRANSMISSÃO E DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

A invasão da vegetação, e posterior contato com os condutores, é apresentado por [6], como uma das principais causas de descontinuidades no fornecimento de energia elétrica. O autor destaca ainda, que a interrupção do fornecimento de eletricidade e seu consequente impacto, pode ser desastroso dependendo das áreas atingidas, como por exemplo indústrias, hospitais e pequenas empresas. Em seu trabalho [6] aponta também, grandes incidentes envolvendo o contato da vegetação com a rede elétrica, que resultaram em elevados prejuízos financeiros. O trabalho destaca as interrupções no fornecimento de energia na costa leste dos EUA em 1996, que afetaram aproximadamente 9 milhões de clientes, e a falha de transmissão em três linhas de 345 kV e uma de 138 kV que resultaram no *blackout* de 8 estados norte americanos e dois canadenses em 2003, atingindo quase 50 milhões de pessoas. No mesmo ano, uma linha de transmissão na fronteira entre Itália e Suíça entrou em contato com a vegetação, ocasionando a interrupção do

fornecimento, e a falha devido ao efeito cascata, em uma segunda linha de 380 kV também na fronteira com a Suíça, o *blackout* afetou quase 60 milhões de clientes.

No Brasil, práticas como a agricultura, floricultura, fruticultura e o cultivo de pastagens, são permitidos sob linhas de transmissão, desde que, as espécies cultivadas em sua idade adulta, não atinjam altura maior que 4 metros de distância do condutor mais baixo, conforme normatizado na NBR 5422 - Projeto de Linhas Aéreas de Transmissão de Energia Elétrica [7]. Quanto as redes de distribuição, são comumente seguidas recomendações estaduais, como as previstas pela lei catarinense nº 17.588 de 30 de outubro de 2018, que estabelece os limites para o plantio de árvores próximo à rede de distribuição, sendo determinado a faixa de segurança mínima de trinta metros, (15 metros de cada lado, a partir do eixo central) para espécies folhosas, e quinze metros (7,5 metros de cada lado, a partir do eixo central) para espécies coníferas, podendo variar dependendo da tensão da rede. Dentro da faixa de segurança, poderá ser realizado o plantio de vegetação que não ultrapasse três metros de altura em sua idade adulta. Para a vegetação nativa já existente na faixa de segurança, a concessionária, com autorização do órgão ambiental competente, encarrega-se da manutenção, podendo ser realizada de forma a suprimir toda a vegetação (faixa de servidão), ou de forma seletiva (faixa de segurança), conforme ilustrado na Figura 1.

Figura 1 - Tipo de manutenção da vegetação conforme área de localização.



Fonte: Adaptado de [8].

Tendo em vista o impacto financeiro, potencial risco de danos e acidentes, e buscando enquadrar-se às normatizações vigentes, justifica-se a importância do monitoramento da vegetação sob as redes elétricas. Atualmente, segundo [2] e [6] os métodos mais utilizados para acompanhamento da invasão arbórea são: Inspeção de campo; Vigilância aérea por vídeo; Uso de imagens aéreas multiespectrais; Utilização de Rede de sensores Multimídia.

### **2.1.1 Inspeção de campo**

Nesse método, uma equipe de técnicos dotados de computadores e materiais de anotação, deslocam-se por trechos da linha realizando inspeção visual. A partir da avaliação dos técnicos no local, é decidido se deverá ou não, ser realizado os procedimentos de manutenção na área [2], [6].

### **2.1.2 Vigilância aérea por vídeo**

Para esse tipo de monitoramento é necessário o emprego de aeronaves, geralmente helicópteros, ou em alguns casos VANTs (Veículos Aéreos Não Tripulados) equipados com câmeras ou sensores específicos. Esse método é normalmente utilizado para acompanhamento da vegetação em áreas de difícil acesso, onde a aeronave deve sobrevoar a linha próxima o suficiente, para que seja possível a posterior análise do vídeo, ou o suficiente para que técnicos embarcados, no caso de uso de helicópteros, possam realizar a inspeção visual [2], [6].

### **2.1.3 Uso de imagens aéreas multiespectrais**

Neste método são capturadas imagens em uma determinada frequência, juntamente com o espectro eletromagnético. Para utilização desse método, é necessário a fixação de câmeras multiespectrais em helicópteros, VANTs ou balões. Posteriormente, as imagens capturadas são processadas por sistemas de informações geográficas [2], [6].

#### 2.1.4 Rede de sensores multimídia

O conceito baseia-se no processamento de imagens, através do uso de nós sensores com câmeras integradas, normalmente instalados em postes ou torres, formando uma rede para monitoramento de uma determinada área.

Além dos métodos mencionados, [9] destaca outras seis formas de inspeção: Obtenção de imagens de satélite de abertura sintética (*Synthetic Aperture Radar - SAR*); Imagens de sensores ópticos; Imagens térmicas; Varredura laser aérea (ALS); Varredura laser terrestre (*Terrestrial Laser Scanner - TLS*), e imagens de VANT. Devido a relevância do tema, inúmeros trabalhos defendem propostas diferentes para realização do monitoramento da invasão de vegetação, [2], por exemplo, propõe um sistema composto por um conjunto de nós sensores, instalados nos condutores da linha a ser monitorada, e por outro nó localizado na subestação que atua como central de monitoramento, compartilhando os dados monitorados via WiFi, para que possam ser acessados de qualquer região. Entre os equipamentos instalados nas linhas de transmissão estão um sistema de colheita de energia, um microcontrolador, um módulo de rádio e uma antena. As informações processadas pelo microcontrolador são enviadas via rádio operando em 2,4 GHz, que transmite esses dados até o nó localizado na subestação. Este nó também recebe comandos do operador do sistema, caso se queira atualizar os dados do monitoramento da vegetação. Os resultados alcançados, provaram ser possível a detecção da invasão de vegetação, tendo como vantagem em relação ao método de inspeção de campo, a redução a longo prazo, dos custos envolvidos para monitoramento, visto que diminui a necessidade de deslocamento das equipes de manutenção.

No estudo realizado por [6], além de uma extensa revisão dos métodos mais utilizados para monitoramento, é discutido o conceito de utilização de imagens de satélites multiespectrais, para o desenvolvimento de um modelo 3D das áreas onde encontram-se as linhas de transmissão, visando identificar vegetação próxima aos condutores. Já o estudo realizado por [10] propõe o uso de um método de alarme baseado em *Laser Scanner* (LiDAR - *Light Detection And Ranging*), para risco de interrupção por contato da vegetação com os condutores da rede elétrica. Os resultados apontaram maior precisão e confiabilidade comparados aos métodos de inspeção visual e processamento de imagens, sendo utilizadas para aumento da precisão, informações características das linhas de distribuição, como curvatura do condutor e seu comportamento físico sob diversas condições climáticas, além do



estudo sobre a taxa de crescimento de determinadas espécies em um ciclo de seis meses, possibilitando assim, calcular o valor mínimo de distância entre os condutores e a vegetação, bem como prever os riscos de contato da vegetação com a linha. Com a evolução de tecnologias como *LiDAR* e o maior uso de VANTs para inspeção, [11] descreve o aumento da agilidade, precisão e redução de custos a longo prazo, como as principais vantagens desses métodos, porém seu alto custo inicial como um dos fatores limitantes para maior adesão desses tipos de inspeção.

Visto a necessidade da coexistência entre as linhas de distribuição e a arborização, sendo a energia elétrica imprescindível para o conforto, segurança e facilidades por ela proporcionadas, e a arborização devido sua importância na qualidade de vida humana, [12] realiza uma análise estatística de dados de vegetação localizadas sob linhas de distribuição, buscando o aprimoramento dos processos de poda e melhor integração dos dados processados com os sistemas de programação de manutenção das linhas. O autor destaca ainda que, o principal objetivo da poda é a promoção de árvores seguras e com bom aspecto visual, minimizando assim conflitos com a rede elétrica.

## 2.2 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

O processamento de imagens compreende uma área do processamento digital de sinais (DSP - *digital signal processing*) que visa o aprimoramento, extração e armazenamento de informações contidas em imagens, que possam ser utilizadas em diferentes processos, como por exemplo, sistemas de visão computacional.

Para [13], não existe convenção em relação a divisão do processamento de imagens e outras áreas correlatas, como análise de imagens e visão computacional. Ainda segundo [13], a visão é o sentido humano mais avançado, porém limitado à banda visual do espectro eletromagnético, já os sistemas e dispositivos de processamento de imagem vão além, possibilitando o uso de fontes como ultrassom, microscopia eletrônica e imagens geradas por computador, criando um amplo e variado campo de aplicações.

Imagens podem ser definidas como funções bidimensionais,  $f(x, y)$ , onde  $x$  e  $y$  são coordenadas de um plano, e a amplitude  $f$  em qualquer par de coordenadas é denominada como a intensidade ou nível de cinza daquele ponto específico. Quando os valores de  $x$ ,  $y$  e  $f$  são quantidades finitas e discretas, a imagem é denominada

digital, sendo constituídas por um número finito de componentes, denominados elementos pictóricos ou pixels [13]. O pixel pode ser representado em escala de cinza por  $f(x; y)$ :  $Y|Y \in [0; 255]$ , onde 0 representa o preto, 255 o branco e qualquer valor intermediário representa uma intensidade em escala de cinza. As imagens coloridas são obtidas a partir de uma combinação entre três valores em cada pixel  $f(x; y)$  ( $f(x_1; y_1); f(x_2; y_2); f(x_3; y_3)$ ) onde  $f(x_1; y_1)$ ,  $f(x_2; y_2)$  e  $f(x_3; y_3)$  representam a composição de canais monocromáticos no sistema de cores RGB (*Red, Green, Blue*) [13], [14]. Os sistemas de cores (também denominados espaço de cores ou modelo de cores), visam facilitar a especificação de cores de forma padronizada, dentro de um subespaço, onde cada cor é representada por um único ponto, segundo [14] os sistemas de cores mais utilizados são o RGB, HSV e o  $YCbCr$ .

### 2.2.1 Sistema de cores RGB

É o modelo comumente utilizado por câmeras digitais e monitores de vídeo, onde as cores são representadas a partir da mistura das cores vermelho, verde e azul. O RGB é normalmente utilizado como base para alterações em outros espaços de cores, contudo a análise de cores específicas, deve ser realizada com cuidado, pois as alterações realizadas nos valores de um canal, implicam em alterações conjuntas nos demais canais.

### 2.2.2 Sistema de cores HSV

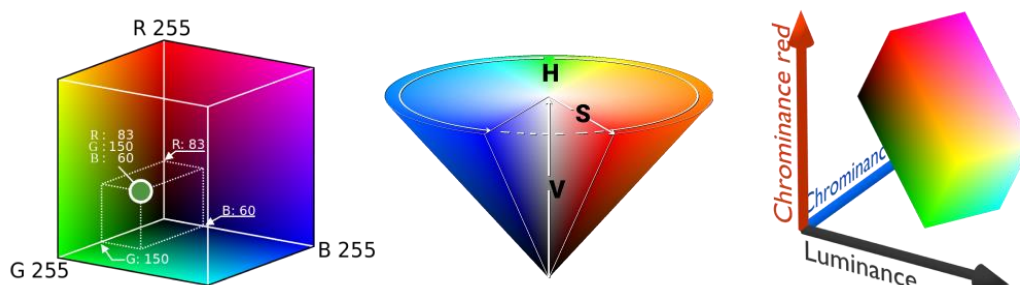
O sistema de cores HSV (*Hue, Saturation, Value* - Matiz, Saturação e Valor), também encontrado na literatura como HSB, onde o “B” representa o brilho (do inglês *Brightness*), busca representar as cores de forma mais precisa, conforme o sistema de visão humano. Os valores das cores são obtidos através de coordenadas cilíndricas, normalmente representadas em um hexacone, onde o canal “H” apresenta a tonalidade da cor ( $0^\circ$  à  $360^\circ$ ), o canal “S” o nível de saturação da cor (0 à 100) e o canal “V” o seu respectivo nível de brilho (0 à 100). Pelo fato da cor ser definida apenas em um dos canais, sua análise é menos complexa e mais precisa do que no modelo RGB.



### 2.2.3 Sistema de cores YCbCr

Sistema desenvolvido principalmente para ser utilizado em compressão de imagens e em transmissões de televisão como uma representação do modelo RGB, sua codificação é baseada na diferença entre as cores. O conceito do modelo YCbCr, é a diferença entre o brilho da imagem, representado pelo componente “Y” e os canais de cores “B” (*blue*) e “R” (*red*) do espaço RGB. A Figura 2 demonstra a representação dos sistemas de cores mais utilizados.

Figura 2 - Representação dos modelos RGB, HSV e YCbCr.



Fonte: Adaptado de [15].

Para [16], o processamento de imagem está relacionado à aplicação de funções específicas de baixo, médio ou alto nível, tendo como objetivos, o aumento de qualidade e extração de atributos, de forma que seja possível interpretá-los atingindo um nível considerado de significação. O processamento de baixo nível, inclui além da captura, o pré-processamento, onde são realizados aprimoramentos como redução de ruídos, ajuste no nível de cinza, correção geométrica e de desfocagem. O nível intermediário de processamento, inclui a segmentação, exibição e descrição da imagem em operadores. A segmentação distribui a imagem em áreas com base em uma correlação potencial com objetos ou regiões (análise de similaridade e descontinuidade), para então ser realizada a exibição através da avaliação da textura por meio de limites. A descrição da imagem processada é realizada por meio da extração dos dados quantitativos das áreas de interesse. O alto nível de processamento corresponde ao diagnóstico e rotulagem de componentes de acordo com seu significado, este nível visa converter os dados extraídos em informações.

Para [17], pode-se dividir os objetivos do processamento de imagem em cinco grupos: Alucinação (para monitoramento de objetos que não estão visíveis); Restauração e nitidez (para aprimoramento); Recuperação de imagens (para busca

de áreas de interesse); Cálculo de padrão (para medir a variedade de objetos) e Reconhecimento de imagem (para diferenciação de objetos encontrados). Conforme [17] destaca, atualmente as principais aplicações do processamento digital de imagens são:

#### **2.2.4 Melhoria de imagens**

Implica na alteração do impacto visual que a imagem causará nos intérpretes, de maneira a ressaltar o conteúdo a ser transmitido. Nesse processo são comumente utilizados algoritmos para resolução de problemas como o aprimoramento de contraste, transformações de intensidade, matiz e saturação, redução de ruído, corte e densidade. Todo o processo aplicado para melhoramento de imagens, tem por finalidade atingir a excelência subjetiva de sua interpretação [17].

#### **2.2.5 Restauração de imagens**

Busca a restauração do aspecto de uma imagem original, através de processos de estimativa, aplicados em uma imagem corrompida (ruidosa). Métodos de restauração, enfatizam propriedades de imagens a fim de torná-las mais agradáveis ao observador, mas não necessariamente importando-se com a veracidade de seus dados do ponto de vista científico [17].

#### **2.2.6 Compactação de imagens**

O principal objetivo da compactação de imagens é reduzir a redundância de informações na imagem e armazenar os dados de forma mais eficiente, podendo ser realizada com ou sem perdas [17].

#### **2.2.7 Detecção facial**

Segundo [17], o reconhecimento facial é o método mais preciso entre os meios de autenticação biométricos. O objetivo geral dessa área de estudo, é conceber um sistema de visão superior ao sistema humano, integrando as áreas de visão computacional, processamento de sinais, psicofísica e neurociências. Em [18] é realizado o emprego de redes convolucionais em cascata de múltiplas tarefas, para realização de detecção de múltiplas faces e a localização de traços característicos em

ambientes complexos. O algoritmo desenvolvido é responsável pelo emprego de uma rede convolucional profunda de três estágios para formar uma arquitetura em cascata e executar a detecção de rosto e a localização de características faciais simultaneamente. Os resultados experimentais mostram que o modelo alcança bons resultados nos testes de *benchmark* da base Fddb (*Face Detection Data Set and Benchmark*).

### **2.2.8 Reconhecimento de caracteres**

Denominado comumente de OCR (*Optical Character Recognition*), esse método potencializa o processamento de imagens digitalizadas, possibilitando a extração automática de textos de diferentes fontes de dados. Nesta área, o trabalho realizado por [19], propõe um sistema automático de reconhecimento de texto em imagens de perfis em redes sociais. O método proposto explora as propriedades de contraste entre os pixels de contorno e o plano de fundo nos caracteres legíveis. Os resultados demonstraram relativa independência do método de localização proposto quanto ao tipo de fonte, dimensões, cor e orientação dos caracteres, além de ser indiferente às dimensões da imagem de entrada. A seleção das áreas de interesse foi realizada mediante a busca de heurísticas, extraídas da imagem, capazes de classificar as regiões localizadas como textuais e não-textuais. Para melhoramento do desempenho do sistema, foi desenvolvido um classificador binário, baseado nas informações da largura do traço de cada caractere.

A área de estudo de processamento de imagens, devido a suas características singulares, é extremamente amplo e variado, podendo ser aplicado desde a medicina como em [20], que apresenta um sistema de apoio ao diagnóstico de osteoartrite nas articulações do joelho, com base em imagens obtidas através de ressonância magnética e uma solução que combina termovisão e técnicas de digitalização 3D para avaliação do processo de cicatrização de feridas, à área alimentícia como em [16], que utilizou técnicas de processamento de imagem para examinar a qualidade de produtos à base de carne, com base em parâmetros como cor, textura, maciez e frescura. O objetivo foi destacar os benefícios da visão computacional na determinação de níveis de qualidade em alimentos. Os resultados mostraram que, por tratar-se de um método não destrutivo, rápido, econômico,

higiênico e consistente, os sistemas de visão apontam como a tecnologia mais eficaz na avaliação de qualidade em produtos desse segmento.

A agricultura é outra área onde o processamento de imagens aparece com grandes perspectivas, como em [14] que utiliza imagens aéreas adquiridas com um VANT para predição de biomassa de dois cultivares de trigo a partir do processamento das imagens capturadas. Os resultados apontaram que a altura da vegetação combinado com o índice de vegetação são suficientes para determinação de sua biomassa.

No estudo realizado por [21], é proposta uma metodologia para correção automática de cartões respostas utilizando processamento digital de imagens, através da aplicação da transformada de Hough. Em testes reais realizado em 1.154 gabaritos o método mostrou-se assertivo em 100% no total de 5% das amostras que foram conferidas. Contudo, o método apresentou-se incerto quando a imagem em processamento foi posicionada com algum grau de inclinação, seja positiva ou negativa.

O sistema de mobilidade urbana é mais um exemplo de área beneficiada pelos avanços dos sistema de visão computacional e processamento de imagens, [22] propõe um sistema de detecção das faixas de sinalização em tempo real através da utilização de filtro limiar adaptativo, transformada de Hough e o Método de Seleção de Linhas (MSLC) para realizar a extração dos segmentos. Através do método e pelas previsões feitas pelo filtro de Kalman, os resultados apontaram a redução em até 75% a área de busca total da imagem, resultando em uma significativa diminuição do tempo de processamento. Já [15] realizou o monitoramento detalhado de rodovias, através de técnicas de processamento de imagens capturadas por um VANT. No método proposto, a rodovia é segmentada em objetos de interesse, os quais possuem suas características extraídas por um descritor HOG, sendo posteriormente realizado a classificação pelo método de reconhecimento de padrões SVM. Para treinamento do algoritmo, foram utilizadas 70% de um total de 6.576 amostras, e o restante foi utilizado para verificar o desempenho do método. No teste de desempenho, o algoritmo teve taxa de acerto de 97,37%.

Quanto ao monitoramento de redes elétricas, foco deste trabalho, [23] apresenta uma proposta para identificação automática de árvores que potencialmente possam entrar em contato com a rede de distribuição de energia, através do

processamento de imagens obtidas com o Google Earth. Para o processo de identificação foram realizados nove passos: Captura/Carregamento da imagem; Transformação para escala de cinza; Separação pelos canais RGB; Aplicação do operador Naive Bayes; Aplicação de filtros de realce; Aplicação da morfologia por abertura; Aplicação da morfologia por fechamento; Comparação de pixels da imagem com o *threshold*; Exibição da imagem resultante dos processos. Os resultados obtidos em laboratório, com parâmetros, comportamentos e limites definidos saíram-se melhores que os testes práticos realizados. Em [24] é investigado o potencial de um sistema de visão, composto por duas câmeras para obtenção de mapas de disparidade a fim de realizar a análise dos atributos geométricos da vegetação. Foram comparados dois algoritmos de correspondência, com cinco implementações diferentes, duas com formas de copas (cônica e elíptica) e três com densidades de folhagem distintas. Os resultados apontaram que a forma da copa das árvores e a densidade da folhagem não afetam os resultados dos algoritmos de correspondência.

Nos trabalhos desenvolvidos por [11] e [25] a fotogrametria digital é usada em imagens capturadas por VANTs, para realização de monitoramento e inspeção de linhas de transmissão. A técnica viabiliza a reconstrução tridimensional das estruturas das linhas, possibilitando o mapeamento atualizado das torres e dos condutores da rede. Em [26] é proposto um método para inspeção de redes de energia com a utilização de um VANT, sendo realizado o monitoramento da invasão de vegetação nas linhas e do acúmulo de neve na estrutura da rede.

### **3. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL**

Quanto aos seus objetivos, pode-se definir esta pesquisa como exploratória, uma vez que, busca-se o aprofundamento em um tema específico, a fim de atingir os objetivos definidos no escopo do projeto. Dessa forma, com base na importância e na necessidade de manter a continuidade no fornecimento de energia elétrica, indispensável para diversos setores como ressaltado por [6], [27] e [28], e também pela necessidade de monitoramento do avanço da vegetação, enfatizado por [8], [29] e [25] este trabalho optou pelo método de pesquisa de campo para o processo de captura de imagens, a fim de aproximar-se de um cenário real. Para a análise dos resultados obtidos através dos métodos de processamento de imagem testados, definiu-se uma abordagem quantitativa, uma vez que, faz-se necessário a

comparação dos resultados obtidos mediante a realização de processamentos distintos.

### 3.1 CAPTURA DE IMAGENS

Para captura de imagens, devem ser avaliados aspectos de *hardware*, como câmeras, computadores e sistemas de iluminação a serem utilizados. Segundo [30] e [31] variáveis como angulação da câmera, distância focal e controle de iluminação estão intrinsecamente relacionadas aos objetivos pretendidos, devendo serem analisadas conforme a aplicação, e considerando-se as possíveis limitações impostas pelos elementos de *hardware*, como abertura e sensibilidade do sensor, que podem resultar na captura de imagens ruidosas e desfocadas [32].

#### 3.1.1 Phantom 3 standard

A popularização de aquisição de imagens aéreas, acompanha segundo [33], a disseminação do uso de VANTs de pequeno porte, comumente chamados de “drones”, que tornaram a obtenção desse tipo de imagem menos custosa. Dessa forma, para obtenção de imagens da rede elétrica, utilizou-se o VANT *phantom 3 standard*, de propriedade da instituição. Fabricado pela empresa chinesa DJI, o VANT *Phantom 3* é um multi-rotor de quatro hélices, equipado com uma câmera de 12 megapixels e um *gimbal* de três eixos (x, y e z), tendo como características a facilidade de operação, rápida configuração e bom custo benefício. As especificações técnicas do VANT encontram-se na Tabela 1.

Tabela 1: Especificação técnica do VANT *Phantom 3 Standard*.

Característica	Valor
Peso	1.216 g
Velocidade máxima de subida	5 m/s
Velocidade máxima de descida	3 m/s
Velocidade máxima	16 m/s
Altitude máxima acima do nível do mar	6.000 m
Tempo máximo de voo	Aprox. 15 minutos
Temperatura de operação	0° C a 40° C
Distância máxima	500 m (com altitude de até 120 m)

Fonte: Adaptado de [34].



### 3.1.2 Câmera utilizada para obtenção de imagens

A câmera utilizada para captura das imagens, é a câmera padrão do VANT *phantom 3*. Esta câmera possui uma lente FOV (*Field Of View*) de 20 mm (94°), com sensor *Panasonic Smart* de 1/2.3 polegadas e 12 megapixels efetivos, gama ISO de 100 a 3200 para vídeo, e 100 a 1600 para foto. A câmera utilizada para o processo de captura de imagens é apresentada na Figura 3.

Figura 3 - Câmera utilizada para captura das imagens.



Fonte: [34].

A câmera do *Phantom 3* é montada sob um *gimbal* de três eixos, desenvolvido para suprimir ao máximo as vibrações durante os voos, além de possibilitar o posicionamento angular da câmera através do controle remoto. Essa angulação possibilita ao mesmo equipamento, realizar capturas oblíquas e verticais, sendo essas, duas das formas de obtenção de imagens aéreas mencionadas na literatura. Imagens verticais são normalmente utilizadas quando o objetivo é a elaboração de produtos cartográficos, isso porque, nesse método de captura, o eixo focal é orientado perpendicularmente ao horizonte. No entanto, para o método proposto neste trabalho, foi utilizada a forma oblíqua de captura, onde o horizonte acaba sendo capturado juntamente com a área de interesse [33].

### 3.1.3 Obtenção das imagens utilizadas para estudo

Na manhã do dia 17/04/2020 foram realizados voos para obtenção de imagens da linha de distribuição de energia elétrica, os voos foram realizados respectivamente, dentro e fora da faculdade SATC. A atividade teve como objetivo a captura de imagens das redes em ambiente real, sendo executadas em dois

momentos, o primeiro em uma rede compacta de cabo coberto, trifásica, multiplexada de 380 V, localizada próximo ao centro tecnológico da instituição (CT SATC). No segundo momento, foram realizados voos sob uma rede de distribuição trifásica de 69 kV, localizada no município de Forquilha.

## 3.2 ALGORITMO PARA DETECÇÃO DE ÁREAS DE INTERESSE

Diferentes linguagens de programação podem ser aplicadas para implementação de processamento digital de imagens, as mais comumente encontradas na literatura são o Python [35], as linguagens C e C++ [36], [37], e implementações desenvolvidas com MATLAB [38]. Para elaboração deste trabalho, optou-se pela utilização da linguagem Python, que em conjunto com a biblioteca OpenCV, oferecem diversas ferramentas para desenvolvimento de projetos nas áreas de processamento de imagens e visão computacional.

### 3.2.1 Python

A ideia inicial de desenvolvimento da linguagem ocorreu por volta de 1989, quando seu criador Guido Van Rossum, na época colaborador no CWI (*Centrum Wiskunde & Informatica*) na cidade de Amsterdam, trabalhava no desenvolvimento de uma linguagem de programação denominada ABC. Buscando facilitar o processo de desenvolvimento de software, Guido iniciou o projeto de criação de uma nova linguagem de programação de propósito geral, que mais tarde viria a ser conhecida como Python. No entanto, a linguagem estabeleceu-se como uma das principais ferramentas de desenvolvimento apenas após o início dos anos 2000, com a criação da *Python Software Foundation*, uma instituição sem fins lucrativos responsável por coordenar e manter a evolução da linguagem. Atualmente o Python está presente nativamente em dois dos principais sistemas operacionais utilizados em computadores (macOS e Linux), além de ser utilizado por grandes empresas como Google e a Microsoft.

Segundo [39], as principais características que motivam o uso da linguagem são a *qualidade do software*, isso é, sua legibilidade e coerência, sendo que normalmente os códigos escritos em Python, possibilitam sua refatoração de forma menos complexa, e mais reutilizável. A *produtividade do desenvolvedor* é outra característica que potencializa a adoção da linguagem, isso porquê, comparado a

outras linguagens, o código escrito em Python é comumente um terço, a um quinto menor que códigos escritos em C++ e Java, respectivamente. A *portabilidade do programa*, é outra característica relevante, uma vez que a maioria dos programas escritos em Python podem ser executados de forma praticamente inalterada em todas as principais plataformas de computadores. Por fim, outro fator que faz do Python uma excelente ferramenta são suas *bibliotecas de suporte*, Python é conhecido por possuir “baterias incluídas” (*batteries included*), trazendo em sua base uma grande coleção de funcionalidades pré-desenvolvidas e portáteis.

Porém, como toda ferramenta possui seus aspectos positivos e negativos, [39] destaca a velocidade de execução como o principal revés de implementações feitas em Python, que nem sempre serão tão rápidas quanto as desenvolvidas em linguagens compiladas como C e C++. Isso acontece porque as implementações desenvolvidas em Python são transpiladas para um formato intermediário conhecido como *byte code* e, em seguida, convertidas para o código entendido pela plataforma onde será executado. O *byte code* acaba tornando-se uma via de mão dupla, pois, por não depender diretamente da plataforma onde será executado, possibilita a tão desejada portabilidade, contudo, por não ser compilado até o código binário da máquina, alguns programas serão executados mais lentamente do que aqueles desenvolvidos utilizando linguagens totalmente compiladas, como o C.

### 3.2.2 OpenCV

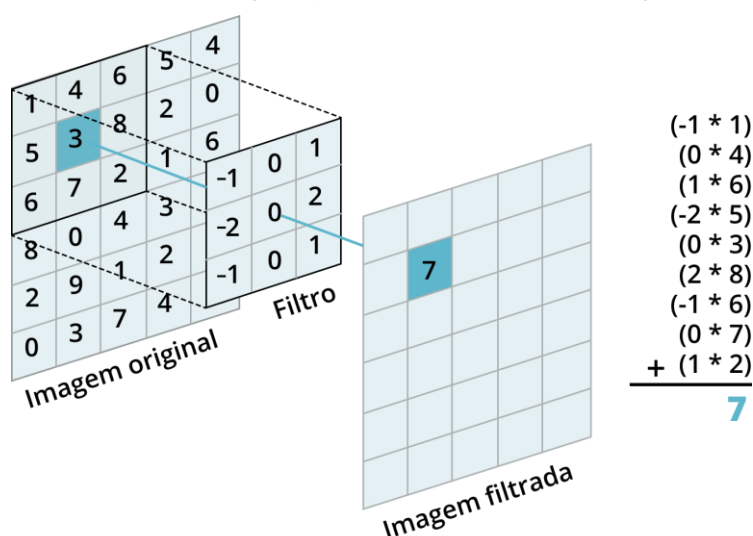
A biblioteca OpenCV foi originalmente criada no ano 2000, pela Intel, sob a licença BSD (*Berkeley Software Distribution*), o que garante sua distribuição de forma gratuita, tanto para uso acadêmico quanto comercial. Atualmente a biblioteca possui mais de 2.500 algoritmos otimizados para aplicações de visão computacional e aprendizado de máquina [40], possibilitando a realização de análise, interpretação e processamento de imagens em tempo real. A OpenCV possui ainda, métodos simplificados para implementação de estruturas de dados, álgebra linear e GUI (*Graphical User Interface*) com sistema de janelas e acesso a periféricos como mouse e teclado [41]. Outra característica que justifica sua utilização, é a capacidade de rodar em múltiplas plataformas, podendo ser executada em ambientes Windows, Linux, MacOS, iOS e Android, além de possuir interfaces para implementação em linguagens C/C++, Python, Java e Matlab [42].

### 3.2.3 Convoluções

Uma imagem pode ser entendida como uma matriz multidimensional, (linhas vs. colunas) mais sua profundidade, onde a profundidade está diretamente relacionada ao número de canais da imagem. Uma imagem RGB por exemplo, possui um valor de profundidade igual a 3, um para cada um dos canais (vermelho, verde e azul). Conforme [43], pode ser entendido como convolução, qualquer operação matemática realizada sob a matriz original de uma imagem, estas operações são comumente utilizadas em métodos de suavização, desfoque, detecção de bordas, entre outros.

Em processamento de imagem, as convoluções são geralmente realizadas através de uma máscara denominada *kernel*. O *kernel*, ou matriz convolucional, possui tamanho arbitrário, normalmente quadrada, tendo como objetivo, varrer a imagem original de cima para baixo, da esquerda para a direita, aplicando uma operação matemática em cada coordenada x, y. Como descreve [43], algoritmos de convolução funcionam aplicando uma determinada operação matemática nos pixels de uma imagem de entrada, sendo que, em cada pixel, o *kernel* é centralizado, e seus valores multiplicados pelos valores dos pixels originais sobrepostos. Após a multiplicação, é realizada a soma dos produtos a fim de se obter um novo valor de pixel. A Figura 4 ilustra a representação desse procedimento.

Figura 4 - Representação gráfica de uma convolução.



Fonte: Adaptado de [43].

### 3.2.3.1 Detecção de bordas (*edge detection*)

Em processamento de imagens, uma borda pode ser descrita, segundo [44] e [17], como limites onde apresentam-se descontinuidades nos valores de intensidade entre um pixel e seu vizinho mais próximo, sendo possível identificar naquela área, uma variação abrupta nos níveis de intensidade ou brilho da imagem. O principal objetivo da aplicação de métodos de detecção de bordas, é diminuir consideravelmente a quantidade de dados a serem analisados em uma imagem, mantendo apenas os elementos estruturais que a definem, sendo que, quanto maior o nível de ruído presente na imagem, mais difícil será a detecção das bordas e maior a necessidade da aplicação de filtros adicionais [44], [45].

Em métodos de detecção de bordas, segundo [17], são comumente realizadas três etapas elementares:

- a) Filtragem: busca-se reduzir ao máximo o ruído da imagem sem destruir as arestas reais, e determinar onde encontram-se as áreas de mudança de intensidade;
- b) Detecção de pontos de borda: para definição de quais pixels devem ser descartados junto com o ruído e quais serão mantidos;
- c) Localização da borda: nesta etapa busca-se o ajuste fino conforme os requisitos da aplicação, uma vez que, dependendo do objetivo buscado, pode-se obter maior ou menor número de identificações.

De maneira geral, algoritmos de detecção de bordas são descritos por derivadas parciais de primeira ou segunda ordem. A detecção dos *pontos de borda*, etapa citada acima como parte do processo de detecção de bordas, pode ser obtida com o cálculo do vetor gradiente da imagem, conforme Eq. 1, sendo que, este vetor possui magnitude ( $M$ ) definida pela Eq. 2, e direção ( $\theta$ ) pela Eq. 3 [45].

$$\nabla I = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$M(\nabla I) = \sqrt{g^2_x + g^2_y} \quad (2)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left[ \frac{g_y}{g_x} \right] \quad (3)$$

Na literatura, segundo [45], os algoritmos predominantes para detecção de bordas são: *Prewitt*, *Roberts*, *Canny*, *Sobel* e *Laplacian of Gaussian (LoG)*, sendo os três últimos, os algoritmos escolhidos para análise da detecção das áreas de interesse do presente trabalho.

#### 3.2.3.1.1 Detector de bordas Sobel

O operador *Sobel* foi inicialmente proposto por Irwin Sobel em colaboração com Gary Felman por volta de 1970 [45]. Este filtro realiza a detecção das arestas através da implementação de derivadas de primeira ordem e da utilização de duas máscaras de convolução 3x3 ( $G_x$ ,  $G_y$ ) para realização do cálculo de gradiente ao longo dos eixos vertical e horizontal [44]. As máscaras de convolução são apresentadas na Figura 5.

Figura 5 - Máscaras  $G_x$  e  $G_y$  usadas para convolução.

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Fonte: [44].

#### 3.2.3.1.2 Detector de bordas Laplaciano

O detector de bordas laplaciano (*Laplacian of Gaussian - LoG*) realiza a detecção a partir de derivação em segunda ordem, localizando os valores máximos e mínimos nos locais onde o resultado da derivação é igual a zero [45]. Após a conclusão do processo laplaciano, a imagem em processamento é suavizada com a utilização de um filtro gaussiano. Para uma imagem, o gradiente laplaciano pode ser obtido pela aplicação da Eq. 4 [45].

$$\nabla^2 I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad (4)$$



A Eq. 5, é uma descrição do operador laplaciano com a função gaussiana bidimensional ( $G$ ), onde  $\sigma$  é a representação do desvio padrão, também denominado como constante de escala [45].

$$\nabla^2 G(x, y) = \left[ \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

Na Figura 6, são apresentadas as matrizes de convolução, usadas para obtenção da orientação e magnitude do gradiente do operador laplaciano.

Figura 6 - Matrizes do detector de bordas Laplaciano de gaussiano.

$$x = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad y = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 2 & -4 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

Fonte: [44].

### 3.2.3.1.3 Detector de bordas Canny

O detector de bordas *Canny*, também chamado “*detector ótimo de bordas*” foi originalmente descrito por John F. Canny em 1986. Utilizado para identificação de uma grande variedade de bordas, o detector canny realiza a detecção de arestas através da implementação de derivadas de primeira ordem, possuindo segundo [44], uma relação sinal/ruído melhor que os detectores sobel e laplaciano.

Segundo [42], para a implementação do detector canny, busca-se alcançar três objetivos básicos: Baixa taxa de erros; A menor distância possível entre a borda verdadeira e a aresta identificada e pôr fim, a obtenção de um único ponto por borda como resposta. Da mesma forma, o algoritmo canny pode ser dividido em quatro etapas [15], [45], a primeira é a aplicação de um filtro gaussiano para suavização da imagem, definido pela Eq.6. Onde  $G(x, y)$  é a máscara gaussiana e  $f(x, y)$  é a imagem a ser suavizada. O tamanho da máscara gaussiana é definido a partir da Eq.7.

$$Fs(x, y) = G(x, y) \times f(x, y) \quad (6)$$

$$G(x, y) = e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

A segunda etapa refere-se ao cálculo da magnitude e direção do gradiente. A terceira etapa busca a supressão de “*não máximos*”, a fim de especificar a orientação discreta do vetor gradiente. Na quarta etapa, realiza-se a limiarização por histerese para remoção de bordas equivocadamente identificadas. Neste processo são utilizados dois limiares, sendo o superior denominado  $T_H$  e o inferior denominado  $T_L$ . A proporção entre os limiares sugerida para o algoritmo Canny, é  $T_H$  entre duas a três vezes maior que  $T_L$  [15].

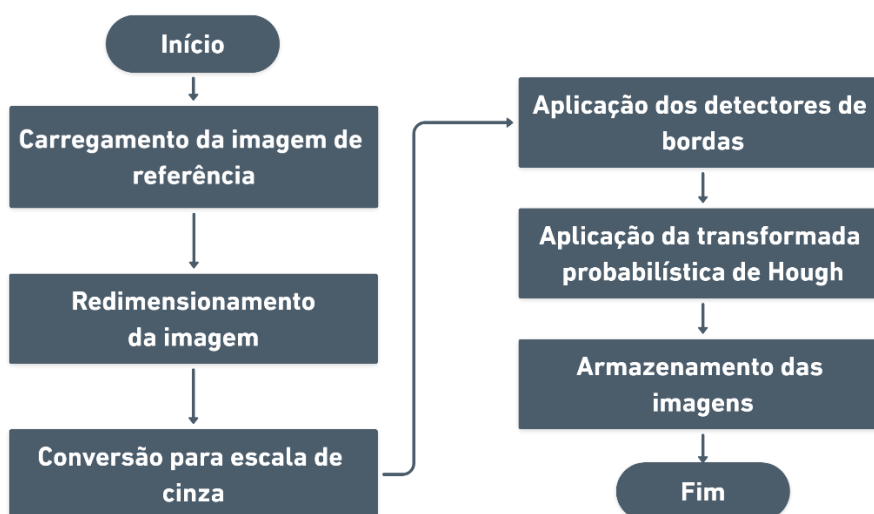
#### 4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para aplicação dos algoritmos analisados utilizou-se um notebook com processador Intel Core i7-3517U, 8 GB de memória RAM DDR3, placa gráfica GeForce GT 635M e SSD SKC600 com 256 GB de capacidade. O sistema operacional utilizado foi uma distribuição Linux, sob a versão 5.6 do kernel onde encontravam-se instaladas as versões 3.8 do Python e 4.3 da biblioteca OpenCV.

##### 4.1 DETECÇÃO DE LINHAS DE DISTRIBUIÇÃO

Para realização da detecção das linhas de distribuição, a mesma imagem de referência capturada a partir do VANT, foi submetida aos três detectores de bordas (*canny*, *laplaciano* e *sobel*), implementados em python, seguindo o modelo ilustrado no fluxograma apresentado na Figura 7.

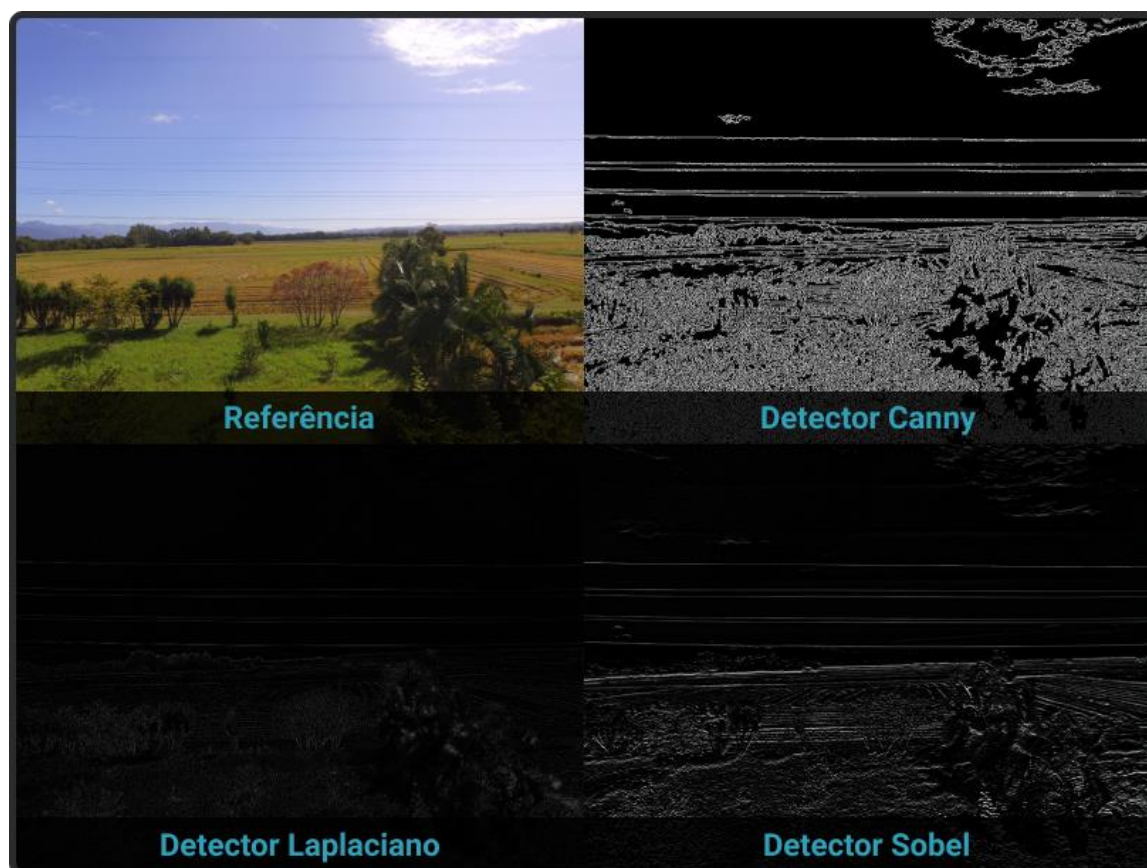
Figura 7 - Fluxograma de funcionamento do algoritmo de detecção.



Fonte: Do autor.

Ao inicializar o programa, a imagem de referência é carregada, sendo em seguida redimensionada para um tamanho menor, isso porque, o processamento da imagem original mostrou-se excessivamente demorado. Após o redimensionamento, a imagem é convertida para escala de cinza, sendo que essa operação tem por finalidade preservar o seu contraste original. Enfim, são aplicados os detectores de bordas, que extraem da imagem as informações necessárias para posterior detecção dos condutores da rede elétrica. As imagens resultantes da aplicação dos algoritmos de detecção de bordas podem ser visualizadas na Figura 8.

Figura 8 - Resultado do processo de detecção de bordas.



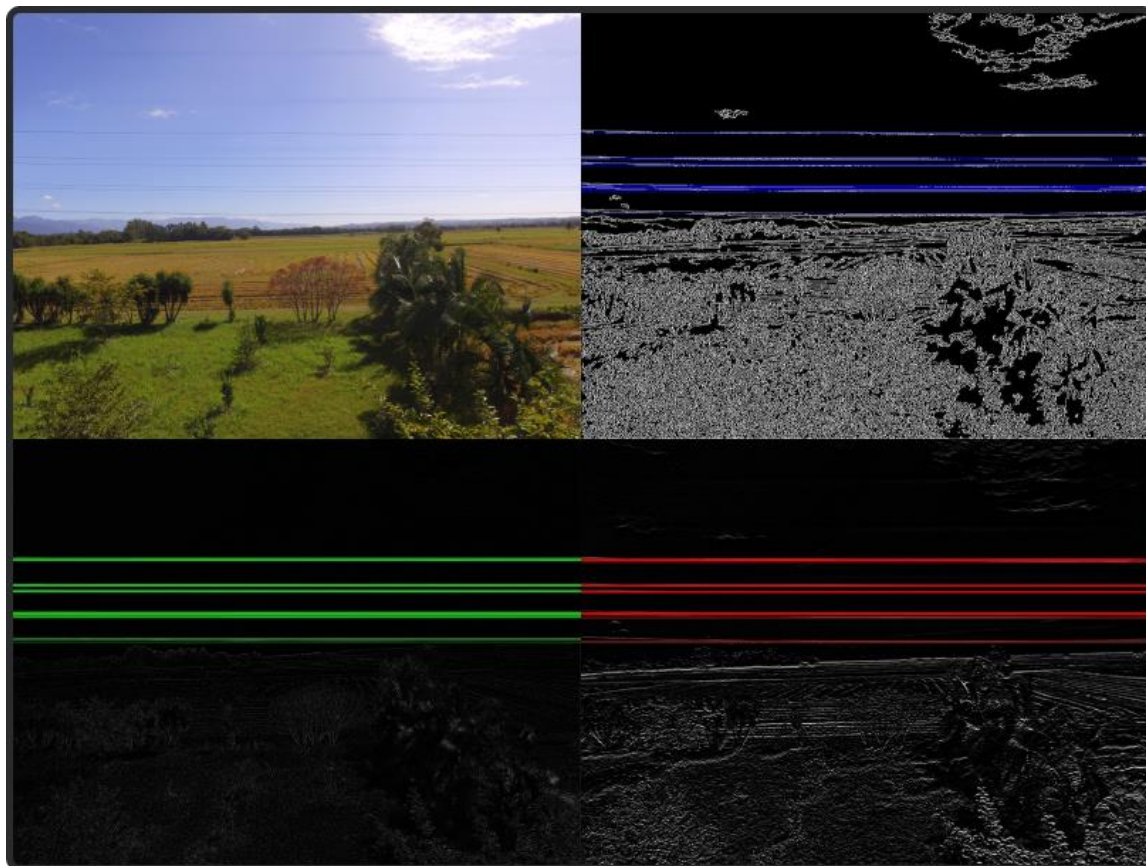
Fonte: Do autor.

Após a realização da detecção das bordas, utilizou-se a implementação nativa da transformada probabilística de Hough, presente na biblioteca OpenCV.

A Transformada Probabilística de Hough (TPH) possui como principal objetivo, a localização de objetos facilmente parametrizáveis contidos em imagens, utilizando para isso, pixels randomicamente escolhidos de acordo com uma função de

densidade de probabilidade uniforme, definida a partir da imagem em processamento [42]. A Figura 9 apresenta os resultados obtidos após a aplicação da TPH.

Figura 9 - Aplicação da transformada probabilística de Hough.



Fonte: Do autor.

Pode-se concluir que para todos os três filtros convolucionais analisados, obteve-se a correta detecção das linhas de distribuição, sendo que a implementação do filtro laplaciano mostrou-se mais simplificado e com menor necessidade de ajustes em seus parâmetros operacionais, mantendo os mesmos resultados dos demais filtros, confirmando as conclusões realizadas por [44], onde o autor ressalta a importância da análise pontual, devido a inexistência de um método de detecção de bordas ideal para todos os casos.

#### 4.2 DETECÇÃO DE ÁRVORES PRÓXIMAS À LINHA DE DISTRIBUIÇÃO

A abordagem utilizada para detecção da vegetação, baseou-se na identificação dos níveis de cor verde presentes na imagem capturada. No método escolhido, a imagem de referência é inicialmente submetida a um desfoque



gaussiano, visando a minimização de ruídos, posteriormente identificam-se as regiões onde os valores dos pixels encontram-se dentro dos limites de HSV estabelecidos. Por fim, é realizado um tratamento morfológico de erosão nos limites das vegetações encontradas, buscando a união de áreas semelhantes em uma mesma demarcação. O resultado do processo de identificação da vegetação pode ser visualizado na Figura 10.

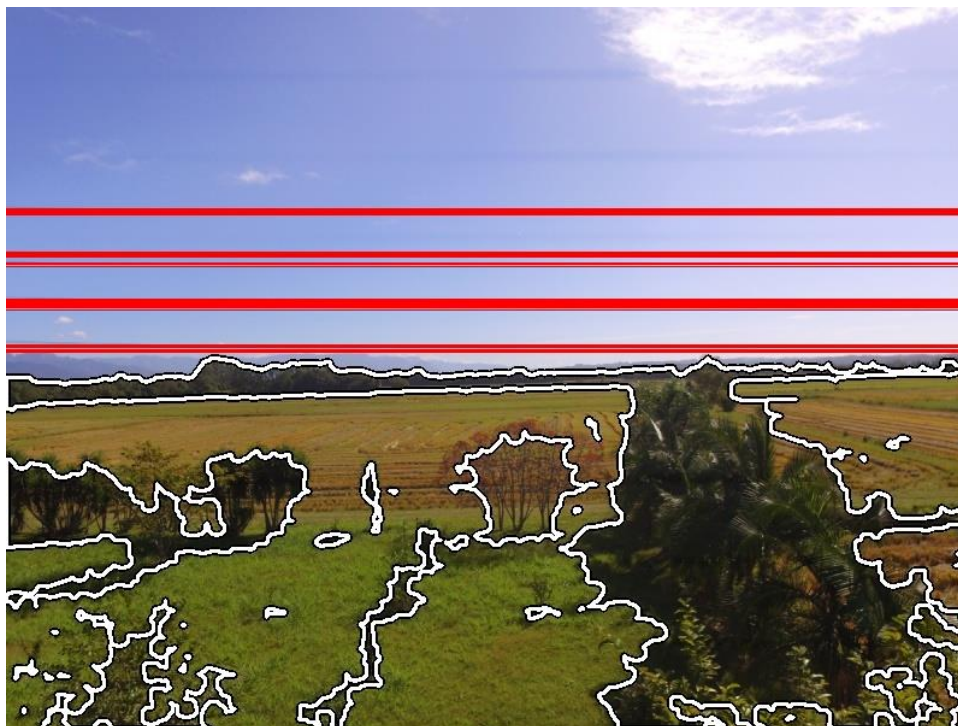
Figura 10 - Detecção de vegetação com Python e OpenCV.



Fonte: Do autor.

Após a detecção das linhas e da vegetação, o algoritmo desenvolvido verifica a existência de cruzamentos entre as coordenadas  $x$ ,  $y$  das linhas de distribuição encontradas, com as áreas marcadas com a presença da vegetação. A Figura 11 apresenta o resultado final da execução do algoritmo.

Figura 11 - Linhas de distribuição e vegetação detectadas na imagem.



Fonte: Do autor.

## 5. CONCLUSÃO

A partir dos resultados obtidos nos procedimentos experimentais, conclui-se que os três detectores de bordas analisados combinados a transformada probabilística de Hough, apresentam-se como uma alternativa eficaz para identificação de linhas de distribuição. Quanto a identificação da vegetação o algoritmo proposto apresentou-se eficiente, contudo verificou-se que o valor de angulação da câmera no momento da captura da imagem, interfere diretamente no processo de identificação de contado da vegetação com a rede elétrica, uma vez que, dependendo deste valor, vegetações com maior profundidade dentro da imagem podem ser sobrepostas pela rede, sendo assim identificadas como estando em contato com a rede elétrica. Cabe-se destacar que por tratar-se de um ambiente externo, onde não é possível realizar o controle de fatores críticos ao processamento de imagem, como a iluminação, serão necessários ajustes nos parâmetros de configuração da câmera, bem como nos parâmetros utilizados no algoritmo de detecção para cada conjunto de imagens capturadas.

Como sugestão para trabalhos futuros, sugere-se a implementação dos conceitos abordados neste trabalho, em identificação de vegetação a partir de vídeos



capturados em tempo real, podendo-se acrescentar ao projeto algoritmos de *machine learnig* como o YOLO, para detecção e classificação dos objetos.

## REFERÊNCIAS

- [1] F. H. P. KOGA, “Gestão da qualidade aplicada no processo de poda de árvores em uma distribuidora de energia,” Universidade Federal do Maranhão, 2018.
- [2] T. O. de Medeiros, “Sistema de Monitoramento da Invasão de Vegetação em Linhas de Transmissão Usando Redes de Sensores Sem Fio,” Universidade Federal da Paraíba - UFPB, João Pessoa, PB, 2018.
- [3] L. A. V Apolinario and S. Mantovani, “Modelo de programação matemática para controle do crescimento da vegetação sob redes de distribuição de energia elétrica,” *Sba Control. Automação Soc. Bras. Autom.*, vol. 22, no. 3, 2011.
- [4] S. R. Silva and V. H. de C. Melo, “Identificação de Arborização sob Rede de Média Tensão Utilizando Reconhecimento de Padrões por Rede Neural Artificial,” *XX Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica*, vol. 53, no. 9, Rio de Janeiro, RJ, pp. 1689–1699, 2013.
- [5] Celesc Distribuição S. A., “Relatório de interrupção por situação de emergência,” Florianópolis, SC, 2020.
- [6] J. Ahmad, A. S. Malik, L. Xia, and N. Ashikin, “Vegetation encroachment monitoring for transmission lines right-of-ways : A survey,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 95, pp. 339–352, 2013.
- [7] ABNT, “NBR5422 - Projeto de linhas aéreas de transmissão de energia elétrica.” p. 58, 1985.
- [8] L. D. Biasotto, “Interações entre linhas de transmissão e a biodiversidade: uma revisão sistemática dos efeitos induzidos por esses empreendimentos,” 2017.
- [9] L. Matikainen *et al.*, “Remote sensing methods for power line corridor surveys,” *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 119, pp. 10–31, 2016.
- [10] W. Zhang, J. Zhang, B. Wang, H. Yang, C. Wang, and B. Yang, “The Research on Early-warning Methods of Tree Barriers of Transmission Lines based on LiDAR Data,” *2016 4th Int. Conf. Appl. Robot. Power Ind.*, pp. 1–4, 2016.
- [11] Y. Zhang, X. Yuan, Y. Fang, and S. Chen, “UAV low altitude photogrammetry for power line inspection,” *ISPRS Int. J. Geo-Information*, vol. 6, no. 1, 2017.
- [12] A. F. De Oliveira and G. D. A. Pereira, “Uso Da Classificação Da Vegetação No

- Manejo Integrado Entre the Use of Vegetation Classification To the Trees and Network,” *SBAU - Soc. Bras. Arborização Urbana*, vol. 9, pp. 168–183, 2014.
- [13] R. C. Gonzales and R. E. Woods, *Processamento digital de imagens*, 3<sup>a</sup>. São Paulo, SP: PEARSON, 2010.
- [14] M. R. Q. de Souza, “Estimativa de biomassa de trigo usando imagens de alta resolução espacial a partir de veículo aéreo não tripulado,” Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2018.
- [15] A. B. Di Renzo, “Desenvolvimento de metodologia para monitoramento remoto de rodovias - VANTRod,” Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2017.
- [16] A. Taheri-Garavand, S. Fatahi, M. Omid, and Y. Makino, “Meat quality evaluation based on computer vision technique: A review,” *Meat Sci.*, vol. 156, no. December 2018, pp. 183–195, 2019.
- [17] J. Kuruvilla, D. Sukumaran, A. Sankar, and S. P. Joy, “A review on image processing and image segmentation,” *Proc. 2016 Int. Conf. Data Min. Adv. Comput. SAPIENCE 2016*, pp. 198–203, 2016.
- [18] M. Ma and J. Wang, “Multi-View Face Detection and Landmark Localization Based on MTCNN,” *Proc. 2018 Chinese Autom. Congr. CAC 2018*, pp. 4200–4205, 2019.
- [19] R. V. Romero, “Processo automático de reconhecimento de texto em imagens de documentos de identificação genéricos.,” Universidade de São Paulo, 2018.
- [20] S. Rog, P. Kurowski, and J. Iwaniec, “Application of novel image processing and analysis methods to objectivization of medical diagnosing,” *2019 IEEE 15th Int. Conf. Perspect. Technol. Methods MEMS Des. MEMSTECH 2019 - Proc.*, vol. 2019-Janua, pp. 8–11, 2019.
- [21] P. H. Pereira, “Um método para correção automática de cartão de resposta utilizando processamento digital de imagem,” Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – UNESP, 2018.
- [22] T. W. Alves, “Sistema de detecção em tempo real de faixas de sinalização de trânsito para veículos inteligentes utilizando processamento de imagem,” Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2008.
- [23] H. de Lima, R. da Costa, A. Soares, and G. Laureano, “Reconhecimento de árvores usando visão computacional para prevenir interrupções no sistema de distribuição de energia elétrica.,” *XI Brazilian Symposium on Information*

- System*, Goiânia, GO, pp. 135–138, 2015.
- [24] A. Jafari, M. Khojastehpour, and B. Emadi, “Disparity map computation of tree using stereo vision system and effects of canopy shapes and foliage density,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 156, no. December 2018, pp. 627–644, 2019.
- [25] L. Blunk, “Análise de vegetação sob linhas de transmissão com uso de dados de sensores remotamente situados,” Universidade Regional de Blumenau, 2019.
- [26] V. N. Nguyen, R. Jenssen, and D. Roverso, “Automatic autonomous vision-based power line inspection: A review of current status and the potential role of deep learning,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 99, no. November 2017, pp. 107–120, 2018.
- [27] H. Gugel, S. Ekisheva, M. Lauby, and F. Tafreshi, “Vegetation-Related Outages on Transmission Lines in North America,” *IEEE Power Energy Soc. Gen. Meet.*, vol. 2018-Augus, pp. 1–5, 2018.
- [28] A. Pathan, J. Timmerberg, and S. Mylvaganam, “Some Case Studies of Power Outages with Possible Machine Learning Strategies for their Predictions,” *2018 28th EAAEIE Annu. Conf. EAAEIE 2018*, pp. 1–9, 2018.
- [29] S. W. Duarte, “Análise da vegetação, variações ambientais e dendrocronologia em linhas de transmissão de energia elétrica no sul do Brasil,” Universidade Regional de Blumenau, 2019.
- [30] J. P. Júnior, E. T. Mecate, E. Santos, and F. Corrêa, “Influence of Image Acquisition Parameters with Drone Aid for Point Cloud Generation of Civil Works,” *2º Simpósio Brasileiro de Tecnologia da Informação e Comunicação na Construção*, São Carlos, SP, p. 8, 2019.
- [31] L. C. Lulio, “Técnicas de visão computacional aplicadas ao reconhecimento de cenas naturais e locomoção autônoma em robôs agrícolas móveis,” Universidade de São Paulo, 2011.
- [32] U. Shin, J. Park, G. Shim, F. Rameau, and I. S. Kweon, “Camera Exposure Control for Robust Robot Vision with Noise-Aware Image Quality Assessment,” *IEEE Int. Conf. Intell. Robot. Syst.*, pp. 1165–1172, 2019.
- [33] A. M. R. Ferreira, “Avaliação De Câmara De Pequeno Formato Transportada Por Veículo Aéreo Não Tripulado – Vant , Para Uso Em Aerolevantamentos .,” Universidade Brasília, 2014.

- [34] DJI, “PHANTOM 3 Standard: User Manual,” 2017.
- [35] M. Chojnacki and P. Sekalski, “Stage-oriented, Mixed Design Methodology for Image Processing Using VHDL and Python,” *Proc. 26th Int. Conf. "Mixed Des. Integr. Circuits Syst. Mix. 2019*, pp. 375–378, 2019.
- [36] F. Simmross-Wattenberg *et al.*, “OpenCLIPER: An OpenCL-Based C++ Framework for Overhead-Reduced Medical Image Processing and Reconstruction on Heterogeneous Devices,” *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 23, no. 4, pp. 1702–1709, 2019.
- [37] S. Goyal, S. Thapliyal, S. Sharma, S. Banerjee, and J. C. Patni, “Image Quality Enhancement in C Programming,” *Proc. - 2019 Amity Int. Conf. Artif. Intell. AICAI 2019*, pp. 637–641, 2019.
- [38] M. Yauri-Machaca, B. Meneses-Claudio, A. Roman-Gonzalez, and N. Vargas-Cuentas, “Design of a vehicle driver drowsiness detection system through image processing using matlab,” *Proc. 2018 IEEE 38th Cent. Am. Panama Conv. CONCAPAN 2018*, pp. 1–6, 2018.
- [39] M. Lutz, *Learning Python*, 4<sup>a</sup>., no. 1. Sebastopol, EUA: O’Reilly Media, 2009.
- [40] “OpenCv,” 2020. [Online]. Available: <https://opencv.org/>. [Accessed: 23-Jun-2020].
- [41] O. E. De Albuquerque, “Uma interface para o controle de robôs móveis por intermédio de gestos,” Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2016.
- [42] F. A. de O. Júnior, “Identificação E Classificação De Sinalização Horizontal Em Autovias,” Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba, 2016.
- [43] B. Bipin and J. J. Nair, “Image convolution optimization using sparse matrix vector multiplication technique,” *2016 Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Informatics, ICACCI 2016*, pp. 1453–1457, 2016.
- [44] P. Ganesan and G. Sajiv, “A comprehensive study of edge detection for image processing applications,” *Proc. 2017 Int. Conf. Innov. Information, Embed. Commun. Syst. ICIIECS 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1–6, 2018.
- [45] P. J. B. Princess, S. Silas, and E. B. Rajsingh, “Performance Analysis of Edge Detection Algorithms for Object Detection in Accident Images,” *2019 Glob. Conf. Adv. Technol. GCAT 2019*, pp. 4–8, 2019.