



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO, DE CIÊNCIAS EXATAS E EDUCAÇÃO
DEPARTAMENTO DE ENG. DE CONTROLE, AUTOMAÇÃO E COMPUTAÇÃO
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

Guilherme Augusto Ferraz do Amaral

**Identificação do Estado de Aperto de Parafusos em Barramentos de
Transformadores a Seco Utilizando Processamento Digital de Imagem**

Blumenau
2024

Guilherme Augusto Ferraz do Amaral

Identificação do Estado de Aperto de Parafusos em Barramentos de Transformadores a Seco Utilizando Processamento Digital de Imagem

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação do Centro Tecnológico, de Ciências Exatas e Educação da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito para a obtenção do título de Engenheiro de Controle e Automação.

Orientador: Prof. Marcos Matsuo, Dr.

Blumenau

2024

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Amaral, Guilherme Augusto Ferraz
Identificação do Estado de Aperto de Parafusos em
Barramentos de Transformadores a Seco Utilizando
Processamento Digital de Imagem / Guilherme Augusto Ferraz
Amaral ; orientador, Marcos Vinicius Matsuo, 2023.
83 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Blumenau,
Graduação em Engenharia de Controle e Automação, Blumenau,
2023.

Inclui referências.

1. Engenharia de Controle e Automação. 2. Barramento. 3.
Parafusos. 4. Imagem. 5. Sensores. I. Matsuo, Marcos
Vinicius . II. Universidade Federal de Santa Catarina.
Graduação em Engenharia de Controle e Automação. III. Título.

Guilherme Augusto Ferraz do Amaral

Identificação do Estado de Aperto de Parafusos em Barramentos de Transformadores a Seco Utilizando Processamento Digital de Imagem

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do Título de “Engenheiro de Controle e Automação” e aprovado em sua forma final pelo Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação.

Blumenau, 02 de fevereiro de 2024.

Banca Examinadora:

Prof. Marcos Vinicius Matsuo, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Ciro André Pitz, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Carlos Roberto Moratelli, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Dedico este trabalho aos meus pais, Marcelo e Andrea, cujos ensinamentos foram fundamentais para minha trajetória, sempre me incentivando a seguir os meus sonhos. Aos meus amados irmãos, João Vitor e Maria Eduarda, agradeço pelo apoio que me motivou a alcançar este momento.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar meus sinceros agradecimentos a todos que contribuíram significativamente para a conclusão deste trabalho.

Primeiramente, agradeço imensamente ao meu orientador Marcos Matsuo, cuja orientação e apoio foram fundamentais para o desenvolvimento deste estudo. Sua dedicação e conhecimento foram peças-chave para o meu crescimento acadêmico e profissional.

À respeitável equipe de professores do Centro Tecnológico de Ciências Exatas e Educação (CTE) da Universidade Federal de Santa Catarina campus Blumenau, reconheço a importância do conhecimento compartilhado por vocês, que foi essencial para a fundamentação teórica e prática deste trabalho.

À equipe de Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação e Produtos Digitais da WEG Equipamentos Elétricos S.A., sou imensamente grato pela oportunidade de contribuir e aprender em um ambiente tão dinâmico e enriquecedor.

Aos meus pais, Marcelo e Andrea, meus irmãos, João Vitor e Maria Eduarda, meu profundo agradecimento pelo amor incondicional, apoio incansável e por sempre incentivarem a busca pelos meus objetivos acadêmicos e pessoais.

À minha querida namorada, Maria, por sua paciência, compreensão e apoio ao longo desta jornada desafiadora. Sua presença foi um pilar fundamental durante todo esse processo.

Aos meus colegas, que compartilharam experiências e momentos enriquecedores, agradeço pela troca de aprendizados e pelo suporte mútuo ao longo desses anos.

Cada um de vocês teve um papel fundamental e impactante na realização deste trabalho. Meu mais sincero obrigado por fazerem parte desta conquista.

"A educaão   a arma mais poderosa que voc  pode usar para mudar o mundo."
Nelson Mandela

RESUMO

Esse trabalho visa à concepção e desenvolvimento de um algoritmo de visão computacional com o propósito de identificar o grau de aperto dos parafusos em barramentos de transformadores a seco. O algoritmo foi desenvolvido para analisar imagens termográficas e, com base na discrepância de temperatura entre os parafusos e o barramento, determinar o nível de afrouxamento. A avaliação do estado dos parafusos é de extrema importância para assegurar a longevidade e a eficiência operacional dos dispositivos elétricos, prevenindo falhas críticas, como curtos-circuitos e a degradação de componentes. O projeto incluiu a seleção de um sensor térmico apropriado, conduzida por meio de experimentos com uma variedade de sensores disponíveis. O sensor térmico MLX90640 foi escolhido como a solução ideal para a tarefa de monitorar o estado de aperto dos parafusos. A análise das imagens termográficas capacita a identificação de parafusos afrouxados, porém o ambiente adverso onde os barramentos estão posicionados pode apresentar desafios, incluindo a ocorrência de falsos alertas. Desse modo, o algoritmo se concentra exclusivamente na avaliação dos parafusos, seja em um ambiente isento de contaminação ou em um ambiente que simula condições adversas, como a presença de partículas depositadas no barramento. A simulação de ambientes adversos para o processamento de imagem tem o como objetivo minimizar a probabilidade de diagnósticos imprecisos. Para o processamento de imagem, foi conduzido 4 diferentes configurações de ensaio, visando a adaptabilidade do algoritmo a diversas situações. Os resultados obtidos foram consistentemente satisfatórios em todas as configurações, destacando a capacidade do algoritmo em identificar parafusos frouxos no barramento, mesmo em ensaios simulando ambientes agressivos. Entretanto, durante as fases de processamento, alguns desafios surgiram devido a falhas de comunicação do sensor, resultando em cortes nas imagens. Isso levou a situações em que o algoritmo não pôde identificar parafusos presentes nas áreas cortadas das imagens. Apesar dessas limitações, é crucial enfatizar que o algoritmo demonstrou eficácia ao identificar parafusos frouxos na maioria das imagens processadas. Esse resultado enfatiza a robustez e eficiência do algoritmo, mesmo diante de obstáculos ocasionais, solidificando sua utilidade como uma ferramenta confiável para a avaliação do estado de aperto dos parafusos em barramentos de transformadores a seco.

Palavras-chave: Barramento; Parafusos; Imagem; Sensores

ABSTRACT

This work aims at the conception and development of a computer vision algorithm with the purpose of identifying the degree of tightening of screws in dry-type transformer busbars. The algorithm has been designed to analyze thermal images and, based on the temperature difference between the screws and the busbar, determine the level of loosening. The assessment of the screw's condition is of paramount importance to ensure the longevity and operational efficiency of electrical devices, preventing critical failures such as short circuits and component degradation. The project involved the selection of an appropriate thermal sensor, conducted through experiments with a variety of available sensors. The MLX90640 thermal sensor was chosen as the optimal solution for the task of monitoring the tightening state of the screws. The analysis of thermal images enables the identification of loosened screws; however, the adverse environment in which the busbars are situated can present challenges, including the occurrence of false alerts. Thus, the algorithm focuses exclusively on the assessment of the screws, whether in a contamination-free environment or in an environment simulating adverse conditions, such as the presence of particles deposited on the busbar. The simulation of adverse environments for image processing aims to minimize the probability of inaccurate diagnostics. For image processing, four different test configurations were conducted to ensure the algorithm's adaptability to various scenarios. The results consistently proved satisfactory in all configurations, underscoring the algorithm's ability to identify loose screws on the busbars, even in tests simulating aggressive environments. However, during the processing stages, challenges arose due to sensor communication failures, resulting in image cuts. This led to situations where the algorithm couldn't identify screws present in the cropped areas of the images. Despite these limitations, it is crucial to emphasize that the algorithm demonstrated effectiveness in identifying loose screws in the majority of processed images. This outcome emphasizes the robustness and efficiency of the algorithm, even in the face of occasional obstacles, solidifying its utility as a reliable tool for assessing the tightening status of screws in dry-type transformer busbars.

Keywords: Busbars; Bolts; Image; Sensors.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – a) Transformador a seco. b) Transformador a óleo	18
Figura 2 – Conexão de barramento com barra e parafuso.	19
Figura 3 – Distribuição de calor em barramentos.	20
Figura 4 – Ilustração das formas de energia em um sensor.	21
Figura 5 – Representação matricial de uma imagem digital (raster).	25
Figura 6 – Perda de qualidade ao aplicar zoom em imagens raster.	26
Figura 7 – a) Imagem de entrada. b) Imagem vetorial. c) Imagem raster.	26
Figura 8 – a) Imagem em escala de cinza. b) Imagem binária	27
Figura 9 – Componentes de uma imagem RGB.	28
Figura 10 – Resultado da segmentação utilizando o limiar de Otso e valores inferiores ao limiar.	30
Figura 11 – Representação gráfica da mudança de intensidade de primeira e segunda ordem.	33
Figura 12 – Kernel laplaciano.	34
Figura 13 – a) Imagem de entrada; b) Resultado obtido pelo método laplaciano	34
Figura 14 – Exemplo de elementos estruturantes com seus pontos de referência	35
Figura 15 – Processo de erosão com dois elementos estruturantes distintos.	36
Figura 16 – Processo de dilatação.	37
Figura 17 – Resultado do processo de componentes conectados.	38
Figura 18 – a) Conectividade 4; b) Conectividade 8	38
Figura 19 – Resultado da rotulagem de conectividade 4.	39
Figura 20 – a) Processo do algoritmo de rotulagem; b) Resultado obtido pela rotulagem	40
Figura 21 – Análise de componentes conectados. (a) Imagem de entrada; (b) Componentes conectados	41
Figura 22 – Componentes conectados apresentados separadamente. (a) Objeto 1; (b) Objeto 2; (c) Objeto 3.	41
Figura 23 – Sistema de aquecimento.	44
Figura 24 – Sensores do primeiro ensaio.	44
Figura 25 – Distribuição dos sensores no primeiro ensaio.	45
Figura 26 – Sensores do segundo ensaio.	45
Figura 27 – Distribuição dos sensores no segundo ensaio.	46
Figura 28 – Registro da homogeneidade de temperatura da barra condutora.	47
Figura 29 – Respostas dos sensores térmicos do primeiro ensaio.	48
Figura 30 – Erro de medição dos sensores do primeiro ensaio.	49
Figura 31 – Ensaio com corrente de 1.5 kA e toque de 80 Nm.	50
Figura 32 – Ensaio com corrente de 3 kA e toque de 80 Nm.	50

Figura 33 – Ensaio com corrente de 3 kA e toque de 20 Nm em dois parafusos. . . .	51
Figura 34 – Disparidade na qualidade de imagem: Sensor MLX90640 e Testo 833. . .	52
Figura 35 – Conversão da planilha excel para uma matriz 32x24 (Imagem térmica). .	53
Figura 36 – Processo de normalização	54
Figura 37 – Histograma e definição do limiar pelo método de Otsu.	55
Figura 38 – Máscara do processamento.	56
Figura 39 – Imagem segmentada	56
Figura 40 – Fluxograma para detecção do barramento	57
Figura 41 – Etapa de filtragem utilizando kernel laplaciano	58
Figura 42 – Ilustração da matriz da imagem após o método laplaciano	58
Figura 43 – Operação morfológica de erosão sobre a imagem filtrada com kernel laplaciano	59
Figura 44 – Ilustração da matriz da imagem após a operação morfológica de erosão.	60
Figura 45 – Fluxograma para detecção de pixels de alta intensidade e retirada de pixels de borda.	61
Figura 46 – Detecção dos parafusos	62
Figura 47 – Ilustração da matriz da imagem após a rotulagem.	62
Figura 48 – Resultado do processo de rotulagem.	63
Figura 49 – Centroide dos parafusos.	63
Figura 50 – a) Imagem de entrada. b) Representação da posição dos parafusos a partir da localização do centroide.	64
Figura 51 – Definição dos nomes atribuídos aos parafusos do barramento.	65
Figura 52 – Fluxograma do processamento digital de imagem proposto.	66
Figura 53 – Resultado do processamento de todas as imagens da primeira configuração.	69
Figura 54 – Resultado do processamento de todas as imagens da segunda configuração.	71
Figura 55 – Resultado do processamento de todas as imagens da terceira configuração.	74
Figura 56 – Resultado do processamento de todas as imagens da quarta configuração.	76

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Tabela de diferença de temperatura da primeira configuração.	67
Tabela 2 – Tabela de diferença de temperatura da segunda configuração.	70
Tabela 3 – Tabela de diferença de temperatura da terceira configuração.	72
Tabela 4 – Tabela de diferença de temperatura do quarto ensaio.	75

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	OBJETIVOS	15
1.1.1	Objetivo Geral	15
1.1.2	Objetivos Específicos	15
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1	TRANSFORMADOR	16
2.1.1	Transformador a óleo	16
2.1.2	Transformador a seco	16
2.1.2.1	<i>Barramento</i>	<i>18</i>
2.2	SENSORES	20
2.2.1	Sensores de contato para medição de temperatura	21
2.2.2	Sensores infravermelho para medição de temperatura	22
2.3	PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGEM	22
2.3.1	Imagem digital	24
2.3.2	Imagem binária, escala de cinza e colorida	27
2.3.3	Algoritmos básicos de processamento digital de imagem	28
2.3.3.1	<i>Normalização da intensidade de imagem</i>	<i>28</i>
2.3.3.2	<i>Limiarização</i>	<i>29</i>
2.3.3.2.1	<i>Limiar de Otsu</i>	<i>29</i>
2.3.3.3	<i>Operações espaciais de filtragem</i>	<i>31</i>
2.3.3.3.1	<i>Extração de bordas - Filtro Laplaciano</i>	<i>32</i>
2.3.3.4	<i>Operações morfológicas</i>	<i>35</i>
2.3.3.4.1	<i>Erosão</i>	<i>36</i>
2.3.3.4.2	<i>Dilatação</i>	<i>37</i>
2.3.3.5	<i>Análise de componentes conectados (rotulagem)</i>	<i>38</i>
2.3.3.6	<i>Característica de Regiões: Momentos e Centróide</i>	<i>41</i>
3	DESENVOLVIMENTO, ANÁLISE E DISCUSSÃO	43
3.1	ENSAIO ELÉTRICO	43
3.1.1	Primeiro ensaio: sensores de contato e infravermelho	47
3.1.2	Segundo ensaio: sensores infravermelho	49
3.2	DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE PARAFUSOS FROUXOS VIA PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGEM	53
3.2.1	Obtenção das imagens térmicas	53
3.2.2	Detecção do barramento	54
3.2.3	Detecção dos parafusos	57
3.2.4	Extração de informações	64
4	RESULTADOS	67

4.1	ENSAIO 1	67
4.2	ENSAIO 2	69
4.3	ENSAIO 3	71
4.4	ENSAIO 4	74
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	77
	REFERÊNCIAS	79

1 INTRODUÇÃO

A manutenção periódica dos componentes de um transformador a seco desempenha um papel fundamental na preservação da integridade e na prevenção de possíveis falhas do dispositivo. Dentre as ações de manutenção essenciais para garantir o desempenho adequado do equipamento, incluem-se a inspeção e limpeza do local, a detecção de ruídos, a realização de testes de resistência ôhmica nos enrolamentos, a aplicação de ensaios de tensão induzida e aplicada, a condução de testes de perda a vazio, bem como a análise da pressão nos contatos dos terminais.

A inspeção regular do transformador desempenha um papel crítico na extensão da sua vida útil e na redução das possibilidades de paradas não programadas, que podem resultar na inoperância do equipamento por um período prolongado ou até mesmo causar danos a outros ativos interconectados ao transformador e interromper, por exemplo, uma produção industrial.

Atualmente empresas e concessionárias enfrentam dificuldades referentes às manutenções preventivas dos barramentos de transformadores a seco. Especificamente, a manutenção do ativo demanda o deslocamento de uma equipe de forma regular para avaliar visualmente o estado de aperto dos parafusos entre duas placas de metal, ou seja, o barramento. No entanto, mesmo devido à ocorrência de dilatação térmica e vibrações ocasionadas pelo funcionamento do transformador, os parafusos do barramento podem estar com o aperto adequado; nesses casos, o deslocamento da equipe de manutenção e o desligamento do ativo se tornam desnecessários.

O objetivo deste trabalho é a concepção e implementação de um algoritmo de visão computacional destinado à identificação do estado de aperto dos parafusos do barramento de transformadores a seco, a partir do processamento de imagens termográficas obtidas do barramento. A importância desse desenvolvimento reside na intrínseca relação que existe entre o estado dos parafusos, a durabilidade e a eficiência operacional do dispositivo elétrico em consideração. O afrouxamento inadequado desses parafusos pode resultar em adversidades graves, como curtos-circuitos e degradação de outros componentes do sistema elétrico. Assim, nota-se a importância do barramento, que demanda atenção particular, especialmente na análise do estado dos parafusos.

O propósito principal do algoritmo desenvolvido é discernir o estado do barramento por meio da análise de imagens termográficas. Durante os testes realizados verificou-se que o grau de afrouxamento dos parafusos reflete-se em uma diferença de temperatura entre o barramento e os parafusos. É crucial destacar que o ambiente desafiador no qual esses barramentos são instalados introduz obstáculos na tarefa, por exemplo, a presença de partículas e impurezas ambientais pode levar a falsos alertas. Portanto, o algoritmo é projetado para localizar com precisão os parafusos do barramento, minimizando a probabilidade de diagnósticos imprecisos e evitando acionamentos desnecessários da

equipe de manutenção. A abordagem proposta neste trabalho, além de visar a detecção de possíveis falhas no transformador, também visa reduzir os custos associados a manutenções desnecessárias que impactam diretamente na produção do sistema. Tais manutenções exigem o desligamento do ativo, resultando em paradas não planejadas na produção.

Para a realização deste trabalho, primeiramente foi necessário escolher o sensor térmico. Para tal, foram realizados experimentos comparativos envolvendo uma gama de sensores, visando determinar a opção mais adequada para monitorar o estado de aperto dos parafusos nos barramentos de transformadores a seco. Tal seleção se baseou na eficácia do sensor em medir as temperaturas corretas, mesmo em ambientes desafiadores caracterizados por condições adversas.

Assim, este trabalho almeja contribuir para a melhora da eficiência operacional e segurança de dispositivos elétricos, provendo uma ferramenta confiável para a avaliação do estado dos parafusos dos barramentos. A metodologia empregada na seleção do sensor e os experimentos conduzidos para validar a eficácia do algoritmo de visão computacional são abordadas ao longo do trabalho.

1.1 OBJETIVOS

Nesta seção são apresentados os objetivos gerais e específicos deste trabalho.

1.1.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo geral o desenvolvimento de um algoritmo de visão computacional capaz de identificar o nível de aperto dos parafusos nos barramentos de transformadores a seco por meio da análise de imagens termográficas.

1.1.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos que devem ser realizados, de modo a alcançar o objetivo geral, são os seguintes:

1. Realizar ensaios em laboratório para avaliação dos sensores térmicos, visando selecionar o melhor sensor para a aplicação alvo deste trabalho.
2. Desenvolver um algoritmo de visão computacional capaz de localizar com precisão os parafusos em um barramento e identificar a temperatura de cada um.
3. Definir um limiar de diferença de temperatura entre os parafusos e o barramento, a partir do qual a surgir problemas no transformador.
4. Avaliar os resultados obtidos com a ferramenta desenvolvida.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo são apresentados alguns conceitos teóricos fundamentais relacionados com este trabalho. Especificamente, são abordados tópicos como transformadores, sensores para medição temperatura, bem como são apresentados alguns algoritmos de visão computacional utilizados neste trabalho.

2.1 TRANSFORMADOR

Um transformador é um dispositivo eletromagnético utilizado para converter níveis de tensão alternada mantendo a mesma frequência. Sua estrutura básica consiste em duas ou mais bobinas condutoras (chamadas de enrolamentos) envoltas em um núcleo de material ferromagnético. O enrolamento primário, conectado à fonte de alimentação elétrica, recebe a energia, enquanto o enrolamento secundário (e em determinados casos o terciário) é responsável por fornecer energia às cargas (CHAPMAN, 2013).

Essencialmente, o enrolamento primário quando conectado a uma rede de corrente alternada (CA) produz um fluxo magnético alternado, que é função do número de espiras do enrolamento e da frequência e do nível da tensão elétrica aplicada. O fluxo produzido no primário percorre o núcleo do transformado induzindo no enrolamento secundário uma tensão que depende do número de espiras do secundário, assim como da frequência e da magnitude do fluxo. Qualquer transformação de tensão pode ser obtida, caso haja uma proporção adequada entre o número de espiras do primário e secundário (UMANS, 2014).

2.1.1 Transformador a óleo

O uso de óleo em transformadores serve para fornecer isolamento elétrico, atuar como camada protetora contra oxidação, aprimorar a dissipação de calor e desempenhar funções como meio de extinção de arco, redução de perdas de cobre devido ao aquecimento, minimização de ruídos e facilitação na remoção de resíduos durante a limpeza. Embora o óleo mineral seja amplamente utilizado, apresenta desvantagens, como combustibilidade, impacto ambiental negativo e vida útil reduzida do papel isolante. Alternativas mais sustentáveis têm sido desenvolvidas para minimizar esses problemas (REDDY, 2019).

2.1.2 Transformador a seco

Os transformadores a seco têm uma história que antecede os modelos preenchidos com óleo. Inicialmente concebidos para operações em baixa tensão, compartilhavam materiais análogos aos transformadores a óleo (NUNN, 2000).

Segundo (NUNN, 2000), com a evolução tecnológica, houve notáveis avanços na construção desses transformadores, impulsionados pela introdução de materiais mais avançados. Destacam-se os materiais de papel capazes de suportar elevadas temperaturas,

permitindo a operação das bobinas em faixas térmicas mais elevadas. Tais materiais aprimorados são não inflamáveis, conferindo uma vantagem substancial em relação aos transformadores a óleo, notórios por sua suscetibilidade a incêndios e vazamentos.

O isolamento desses transformadores é projetado para suportar temperaturas em torno de 220°C, apresentando também resistência à umidade, o que viabiliza sua aplicação em ambientes industriais. Esses avanços construtivos resultaram na redução dos custos de produção e comercialização, devido à redução do material utilizado no núcleo e no isolamento. Ademais, os transformadores a seco podem ser instalados em ambientes compatíveis com a presença humana, tendo em vista sua classificação de incêndio superior aos transformadores a óleo (NUNN, 2000).

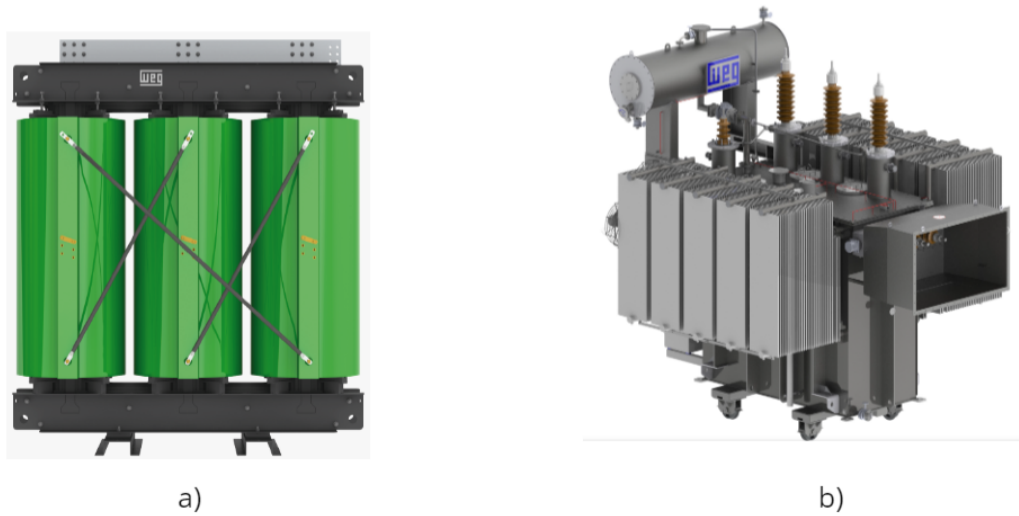
Em termos de mobilidade e instalação, os transformadores a seco tornaram-se uma escolha viável. Apesar de possuírem dimensões semelhantes aos transformadores a óleo, apresentam peso inferior. Além disso, são versáteis, adequando-se a demandas de pequena, média e alta potência (superiores a 10 MVA), com expectativa de vida útil de aproximadamente 40 anos (NUNN, 2000).

A função do transformador a seco, de acordo com (WEG, 2023), é análoga à de um transformador a óleo, no entanto, uma distinção marcante reside no emprego do ar ambiente para realizar a dissipação térmica, eliminando a necessidade do óleo como meio refrigerante. Esta ausência de óleo nos transformadores a seco não apenas minimiza o impacto ambiental, mas também reduz significativamente os riscos de incêndio, viabilizando a sua instalação em locais sensíveis como shoppings, condomínios, hospitais e aeroportos. A adoção desse tipo de transformador apresenta uma série de benefícios, por exemplo,

1. Ocupação reduzida de espaço;
2. Não requer instalação em ambientes com portas corta-fogo;
3. Custos de manutenção reduzidos;
4. Sistemas de proteção simplificados;
5. Diminuição dos custos de instalação devido à minimização de cabos.

A Figura 1, apresenta exemplos de transformadores a seco e a óleo.

Figura 1 – a) Transformador a seco. b) Transformador a óleo



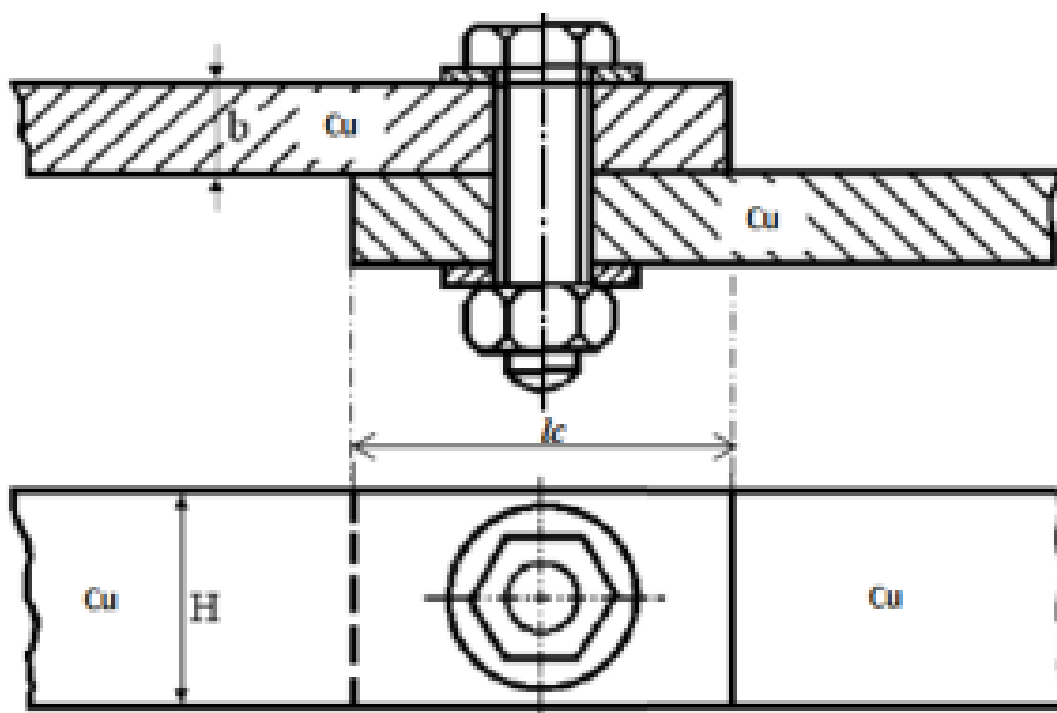
Fonte: (WEG, 2023).

2.1.2.1 Barramento

De acordo com (BAO *et al.*, 2013), o barramento, sob a perspectiva elétrica, constitui a junção integral de todo o sistema elétrico, tanto em termos de entrada quanto de saída. Esse componente pode ser concebido com uma barra ou um conjunto de barras de material condutor para integrar o sistema de distribuição de energia. Além disso, (BAO *et al.*, 2013) destaca a importância de um projeto adequado referente a folga e distância de fuga entre as barras, a fim de prevenir possíveis problemas.

Entre as diversas abordagens de conexão de barramentos, destaca-se a junção de duas barras por parafusos, conforme ilustrado na Figura 2, a qual possui um design versátil, confiável, de fabricação simples e de fácil instalação. As conexões dos barramentos devem ser cuidadosamente projetadas para minimizar o aumento de temperatura nos terminais, mantendo-se sempre abaixo dos limites estipulados pelas normas técnicas, assegurando assim a confiabilidade dos componentes de uma linha de transmissão e a operação contínua do sistema em todas as condições ambientais (RISDIYANTO; ARIFIN; KHAYAM *et al.*, 2013; BRAUNOVIC, 2002).

Figura 2 – Conexão de barramento com barra e parafuso.

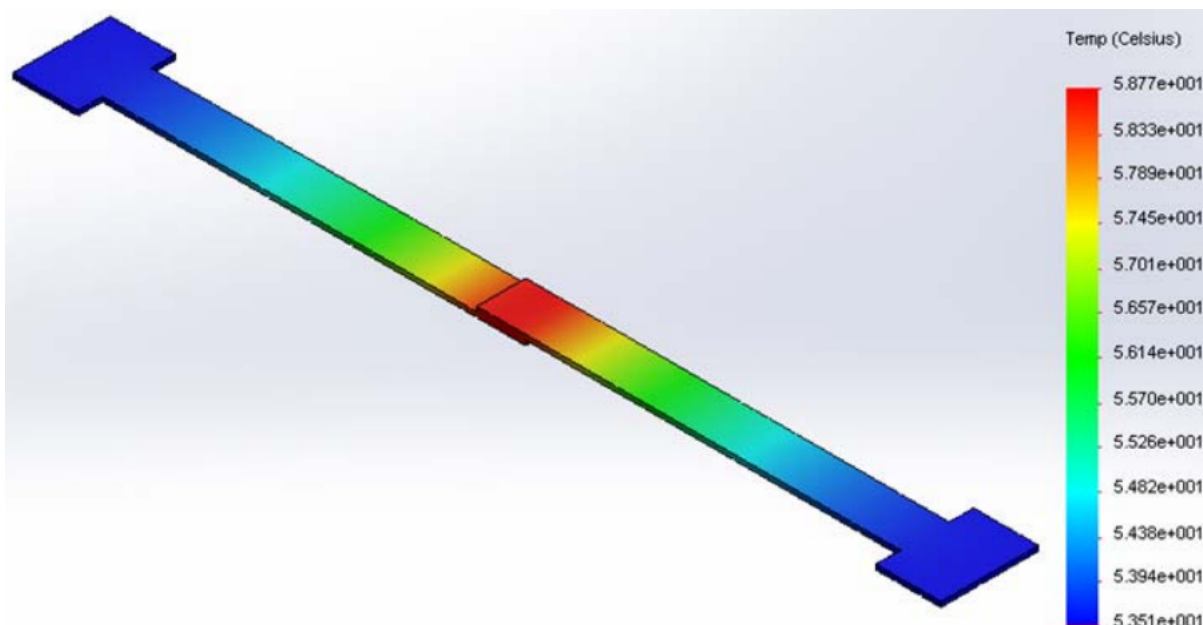


Fonte: (RISDIYANTO; ARIFIN; KHAYAM *et al.*, 2013).

A eficiência elétrica de um sistema é afetada (entre outros fatores) pela resistência entre as junções de contato, estando relacionada com a área de contato entre os elementos condutores. Ademais, o acabamento e a magnitude da força aplicada para a junção dos conectores influenciam diretamente na eficiência da distribuição de energia, uma vez que a força empregada nas junções determina a área de contato pela qual a corrente elétrica fluirá (BRAUNOVIC, 2002).

A área de contato entre os materiais condutores exibe uma distribuição de calor superior à do barramento como um todo, especificamente devido à maior resistência de contato nas junções em comparação com áreas que não possuem contato, como ilustrado na Figura 3 (RISDIYANTO; ARIFIN; KHAYAM *et al.*, 2013).

Figura 3 – Distribuição de calor em barramentos.



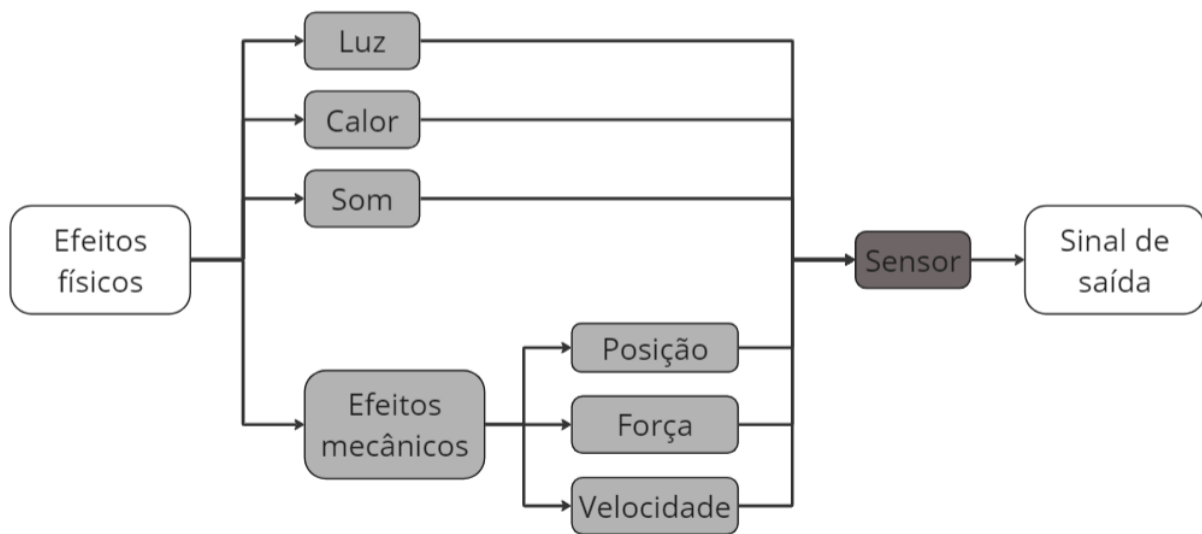
Fonte: (RISDIYANTO; ARIFIN; KHAYAM *et al.*, 2013).

Nas operações de distribuição de energia, as perdas não se limitam à resistência da linha de transmissão, mas também resultam do contato das conexões e da quantidade de corrente elétrica que percorre o sistema. Portanto, um barramento com resistência de contato estável minimizará a necessidade de manutenção, o tempo de inatividade dos equipamentos e os riscos de falhas catastróficas (RISDIYANTO; ARIFIN; KHAYAM *et al.*, 2013).

2.2 SENSORES

Para medir diversas grandezas físicas, como temperatura, pressão, corrente e posição, empregam-se dispositivos conhecidos como sensores, os quais são sensíveis a grandeza física que se deseja mensurar, como apresentado na Figura 4. Esses dispositivos convertem uma forma de energia, podendo ser luminosa, térmica ou cinética, em sinais elétricos mensuráveis por exemplo, tensão ou corrente. Contudo, é importante observar que um sensor, por si só, pode não apresentar todas as características necessárias para ser integrado eficazmente a um sistema de medição. Na maioria dos casos, é imperativo que o sinal fornecido pelo sensor seja processado ou modificado antes de ser interpretado pelo sistema para realizar a leitura e responder adequadamente às informações captadas (THOMAZINI; ALBUQUERQUE, 2020).

Figura 4 – Ilustração das formas de energia em um sensor.



Fonte: Adaptado de (THOMAZINI; ALBUQUERQUE, 2020).

2.2.1 Sensores de contato para medição de temperatura

Sensores de contato para medição de temperatura são dispositivos que, conforme indica o nome, devem ser colocados em contato com a superfície ou o meio onde se deseja medir a temperatura. Usualmente, tais sensores são constituídos por metais ou materiais semicondutores cuja resistência elétrica varia conforme a temperatura (THOMAZINI; ALBUQUERQUE, 2020; KOCH, 2023). Os sensores baseados em materiais semicondutores podem ser categorizados em duas tecnologias distintas: coeficiente negativo de temperatura (NTC) e coeficiente positivo de temperatura (PTC) (THOMAZINI; ALBUQUERQUE, 2020).

No contexto dos sensores que se baseiam na variação de temperatura em metais, esta variação é expressa pela Equação (1), onde α representa o coeficiente de temperatura do material utilizado na medição, e R_0 é a resistência ôhmica fornecida a uma temperatura de referência T_0 . Por exemplo, no caso do sensor PT100, o valor 100 representa uma resistência R_0 de 100Ω a uma temperatura de referência de 0°C (KOCH, 2023).

$$R(T) \approx R_0[1 + \alpha(T - T_0)]. \quad (1)$$

Os sensores NTC baseados em materiais semicondutores são fundamentados em coeficientes negativos de temperatura. O comportamento desse tipo de sensor pode ser descrito pela Equação (2) (KOCH, 2023):

$$R(T) = R_0 \cdot e^{B\left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_0}\right)}. \quad (2)$$

Já a tecnologia de sensor semicondutor PTC baseia-se em coeficientes de temperatura positivos. Nesse tipo de sensor, conforme aumento da agitação térmica na estrutura cristalina. O comportamento desse sensor é descrito pela Equação (3) (KOCH, 2023).

$$R(T) = R_0 e^{C(T-T_0)}. \quad (3)$$

2.2.2 Sensores infravermelho para medição de temperatura

Sensores de temperatura de tecnologia infravermelha constituem instrumentos de medição capazes de registrar a radiação eletromagnética em comprimentos de onda pertencentes ao espectro infravermelho, detectando informações provenientes de um sistema em uma faixa que se estende de 0,7 a 1000 micrômetros. Originalmente desenvolvida para fins militares, essa tecnologia viabiliza o monitoramento e a visão noturna, oferecendo uma descrição do comportamento espectral de uma superfície (PAES *et al.*, 2021).

De acordo com (GADE; MOESLUND, 2014), os sensores infravermelhos podem ser categorizados em sensores térmicos e fotônicos. Os sensores fotônicos operam mediante a interação entre o material semicondutor que compõe o sensor e os fótons emitidos ou refletidos pela superfície do objeto (do qual deseja-se medir a temperatura). Uma característica fundamental desses sensores é sua extrema sensibilidade a temperaturas elevadas, muitas vezes requerendo resfriamento do sensor, além de sua dependência essencial do espectro da radiação incidente.

Por outro lado, os sensores infravermelhos térmicos operam por meio da variação de temperatura do detector, que absorve a radiação emitida pelo sistema. Essa variação de temperatura desencadeia uma resposta em uma propriedade física específica do sensor, gerando um sinal correspondente, tal como a modificação da resistência interna em balômetros ou alterações na polarização em piroelétricos, resultando na geração de um potencial elétrico (BUDZIER; GERLACH, 2011).

Em contraste com os sensores fotônicos, os sensores térmicos não se baseiam em uma região específica do espectro, mas sim na quantidade total de radiação monitorada. Entre as características marcantes desses dispositivos, destacam-se seu custo reduzido, tempos de resposta mais prolongados e a capacidade de operar sem a necessidade de resfriamento (BUDZIER; GERLACH, 2011).

2.3 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGEM

O processamento digital de imagem vem sendo uma área de pesquisa de grande interesse ao longo das últimas décadas, por viabilizar um grande número de aplicações. Dentro desse ramo de pesquisa existem dois campos distintos, sendo o aprimoramento de imagens para interpretação humanas e o segundo referindo-se a análise e extração de

informações de uma imagem por sistemas computadorizados (MARQUES FILHO; NETO, 1999).

Segundo (MARQUES FILHO; NETO, 1999) uma das grandes aplicações iniciais no contexto do aprimoramento de imagens para interpretação humana foi no desenvolvimento de técnicas para melhorar a qualidade das imagens digitalizadas que eram transmitidas por cabos submarinos entre Londres e Nova Iorque. No entanto, o grande passo do uso de técnicas computacionais de aprimoramento de imagens teve início em 1964 para processar as imagens transmitidas por sondas de programas espaciais estadunidense para corrigir distorções inerentes. Em programas espaciais posteriores, como no programa Apollo, essas técnicas foram fundamentais para aprimorar o realce e restauração de imagens obtidas no espaço e transmitidas para a Terra.

Dentro da segunda categoria diversas aplicações tem sido viabilizadas como, por exemplo, contagem automática do número de células em imagens obtidas através de microscópios na área das ciências biológicas, interpretação automática dos detalhes encontrados em imagens captadas por satélites nas áreas da Geografia, Meteorologia e Geoprocessamento e, atualmente, tem-se visto uma alta crescente da aplicação de visão computacional no contexto da automação industrial, para realizar, por exemplo, extração de informações de imagens de peças/objetos em linhas de produção no contexto de controle da qualidade (MARQUES FILHO; NETO, 1999).

Vale destacar, que atualmente existem diversas técnicas de processamento digital de imagem aplicadas a imagens obtidas em diferentes espectros eletromagnéticos, isto é, não apenas no espectro visível aos humanos (GONZALEZ, 2009).

De acordo com (GONZALEZ, 2009), uma aplicação envolvendo processamento digital de imagens pode utilizar metodologias para diferentes fins e possivelmente com objetivos distintos. A lista abaixo apresenta uma visão geral das diferentes etapas de processamento digital de imagens que podem estar presentes em uma aplicação, a saber:

1. **Aquisição da Imagem:** Esta fase constitui o primeiro estágio do processo e pode variar em complexidade. Quando a imagem já está em formato digital, a aquisição é direta. Entretanto, em situações onde a imagem não está digitalizada, é necessário realizar a captação da imagens através de algum dispositivo (como, por exemplo, uma câmera digital).
2. **Aprimoramento da Imagem:** Nesta etapa, a imagem é manipulada com o objetivo de obter um resultado adequado para uma aplicação específica. É importante ressaltar que a avaliação do resultado pode não se basear estritamente em métricas matemáticas, mas também na avaliação subjetiva da qualidade visual da imagem pelo projetista.
3. **Restauração da Imagem:** Diferentemente do aprimoramento, a restauração da imagem é fundamentada em modelos matemáticos e probabilísticos. Sua finalidade é melhorar a aparência da imagem analisada, reduzindo ruídos e

imperfeições.

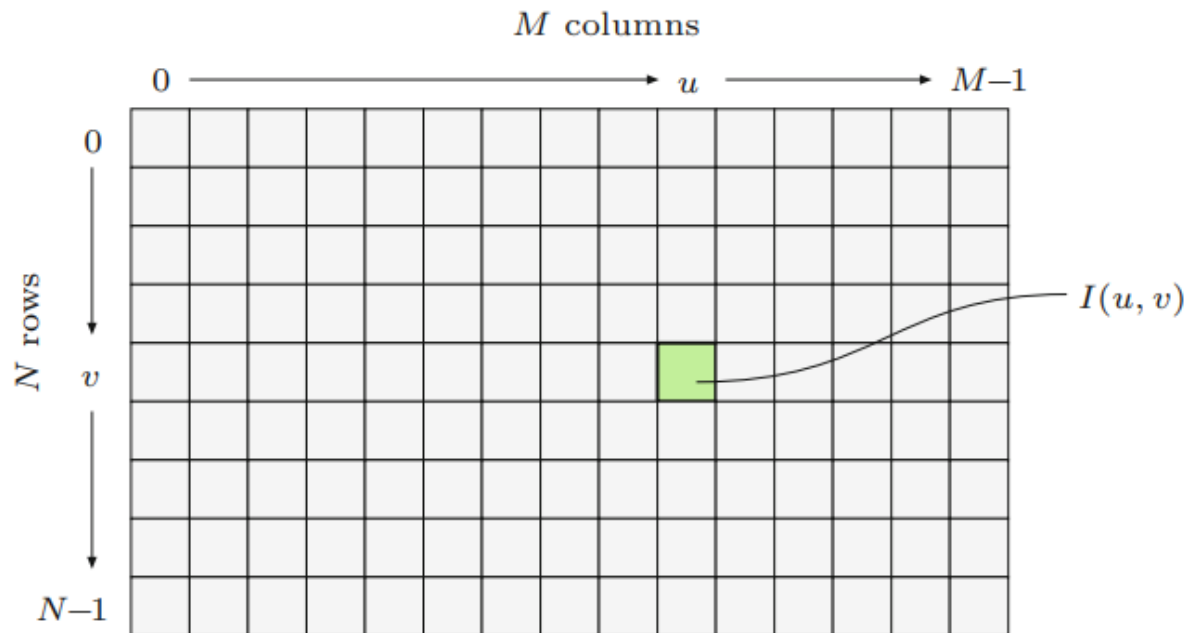
4. **Processamento de Imagem Colorida:** Atualmente, o processamento de imagens coloridas é amplamente utilizado para a extração de características de interesse na imagem, levando em consideração informações de cores.
5. **Processamento via transformada:** Esta etapa envolve a representação da imagem em diferentes níveis de resolução imagem por meio da subdivisão em regiões menores. É comum o uso de métodos de transformadas, como a transformada de Wavelet ou de Fourier para representar os dados da imagem em outro domínio e realizar análises mais detalhadas.
6. **Compressão:** A compressão é uma técnica empregada para reduzir o tamanho de armazenamento de uma imagem ou a largura de banda necessária para sua transmissão, permitindo uma gestão eficiente de recursos computacionais.
7. **Processamento Morfológico:** O processamento morfológico é aplicado com o propósito de extrair componentes essenciais da imagem que são relevantes para a descrição de formas, tornando possível a análise e identificação de características estruturais.
8. **Segmentação:** A segmentação é uma fase crítica do processamento de imagens, pois visa dividir a imagem em duas ou mais regiões distintas. Esta etapa pode ser uma das mais complexas do processo, e é importante destacar que caso a segmentação por meio de um algoritmo que não seja robusta pode resultar em falhas significativas.
9. **Extração de características:** A etapa de extração de características é fundamental no contexto do processamento de imagens, sendo pré-requisito que o processo já tenha passado pela fase de segmentação. Esta etapa está intrinsecamente relacionada com a identificação e descrição de características presentes na imagem. O procedimento deve ser capaz de detectar tais características, mesmo diante de variações na imagem, tais como mudanças de escala, rotação e translação.
10. **Classificação de padrões:** A classificação de padrões tem como propósito a atribuição de rótulos a objetos ou elementos após a etapa de extração e descrição das características, além da determinação de informações necessárias para o desenvolvedor, tal como distâncias máximas e mínimas.

2.3.1 Imagem digital

Para o processamento de uma imagem por meio de um computador digital é intrinsecamente importante que a cena analisada esteja representada de maneira digital. Quanto a imagem não está representada originalmente em um formato digital, por exemplo,

imagens contidas em filme fotográfico que estão em forma analógica é necessário que a imagem passe por um processo de digitalização para estar representada como um conjunto finito de valores de discretos (quantizado em um número finito de bits) que podem ser processados por um computador (TWOGOOD; SOMMER, 1982).

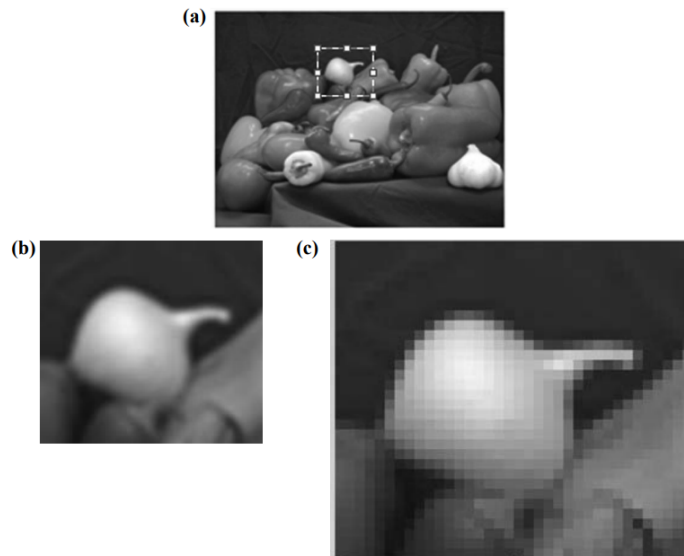
Figura 5 – Representação matricial de uma imagem digital (raster).



Fonte: (BURGER; BURGE, 2022).

Segundo (TYAGI, 2018), imagens digitais podem ser categorizadas em duas classificações principais: imagens raster e imagens vetoriais. Uma imagem raster (representada na Figura 5), também conhecida como imagem bitmap, é uma representação digital que consiste em uma matriz retangular de elementos chamados *pixels*, que possuem valores discretos que podem representar tons de cinza ou alguma cor em um dado espaço de cor. Importante observar que em imagens raster, a grade de pixels é de tamanho fixa e ao aplicar um processo de ampliação (zoom) a imagem resultante tende a perder qualidade devido à aplicação de interpolação matemática aos pixels existentes, como representado na Figura 6.

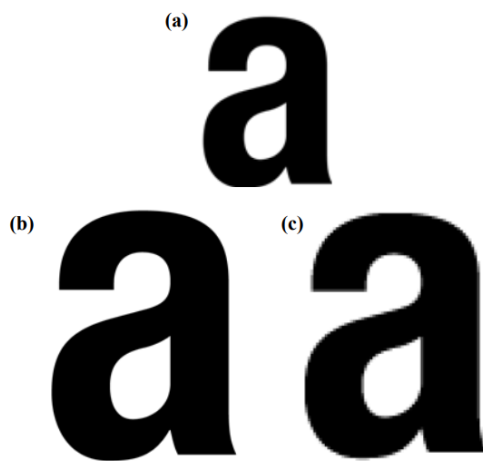
Figura 6 – Perda de qualidade ao aplicar zoom em imagens raster.



Fonte: (TYAGI, 2018)

Por outro lado, imagens vetoriais armazenam informações da imagem de forma diferente. Elas representam os elementos da imagem, como linhas e curvas, por meio de equações matemáticas, utilizando vetores para armazenar valores dos atributos de comprimento, cor e espessura. Esse método de representação permite que imagens vetoriais sejam exibidas em diversas dimensões e resoluções (TYAGI, 2018), uma vez que a imagem é renderizada a cada alteração de escala, conforme ilustrado na Figura 7.b. Importante observar a diferença entre a aplicação de zoom para em imagens raster (Figura 7.b) e vetorial (Figura 7.c).

Figura 7 – a) Imagem de entrada. b) Imagem vetorial. c) Imagem raster.



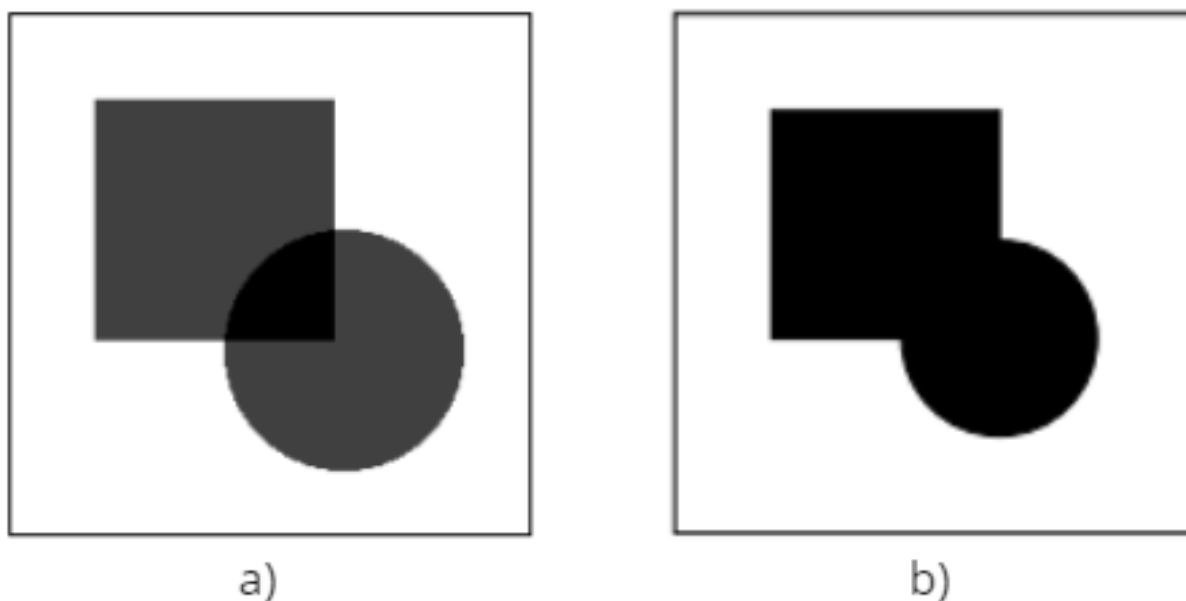
Fonte: (TYAGI, 2018)

2.3.2 Imagem binária, escala de cinza e colorida

No âmbito das imagens digitais do tipo raster, tem-se as imagens binárias, em escala de cinza e coloridas. Uma imagem binária, também conhecida como imagem preto e branco, é definida por possuir apenas dois valores para os pixels, atribuindo-se 0 para representar o preto e 1 para o branco (MOHAN *et al.*, 2016).

No contexto das imagens em escala de cinza, também referidas como imagens acromáticas, cada pixel pode possuir um valor dentro do intervalo de 0 até 1, gerando um espectro de tons de cinza. Nesse espectro, valores maiores representam tonalidades mais claras, aproximando-se do branco (representador por 1,0), enquanto valores menores correspondem a tonalidades mais próximas do preto (representador por 0), como mostrada na Figura 9. Dentro desse tipo de imagem, os valores numéricos dos *pixels* estão relacionados com o brilho, ou seja, a densidade luminosa da imagem (MOHAN *et al.*, 2016).

Figura 8 – a) Imagem em escala de cinza. b) Imagem binária



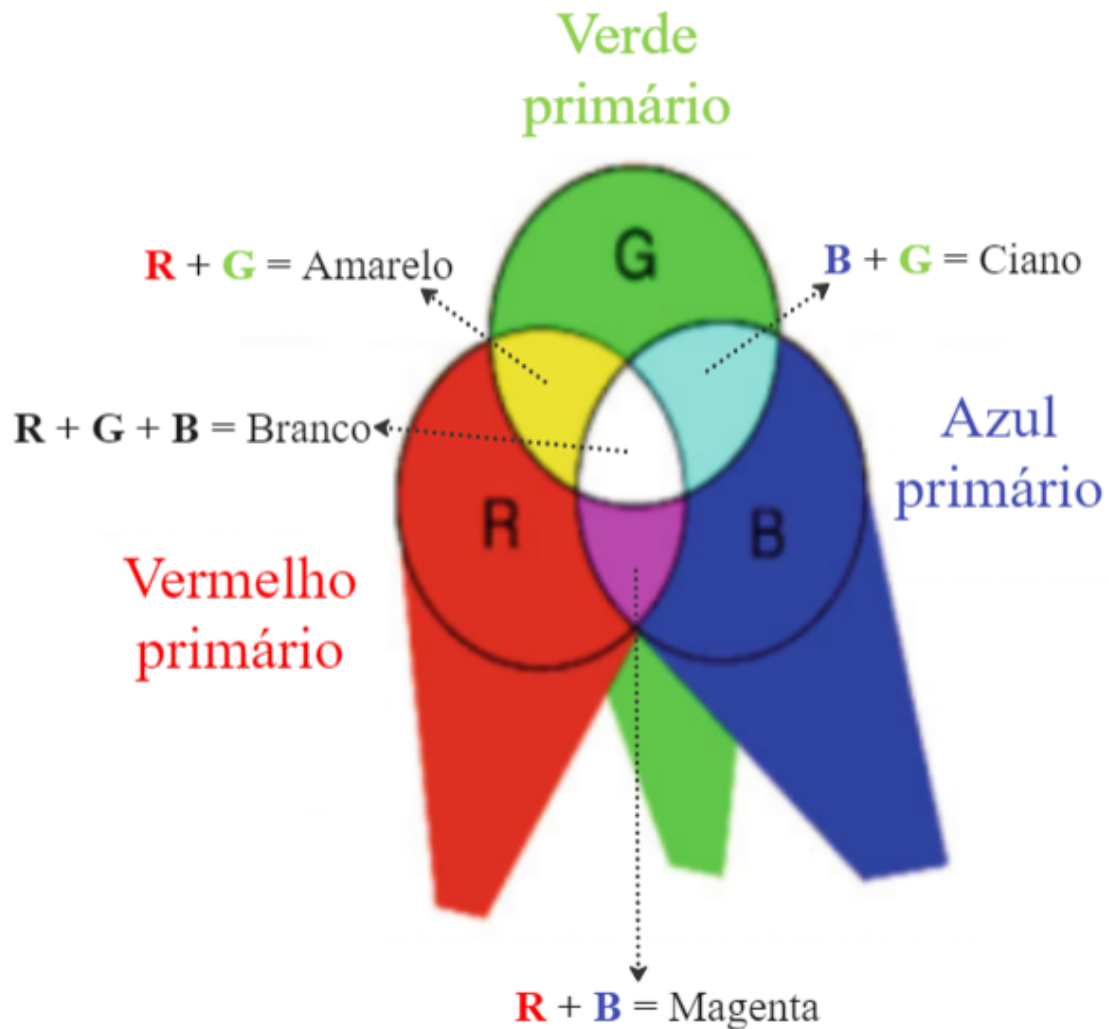
Fonte: Adaptado de (MARQUES FILHO; NETO, 1999).

No contexto de imagens raster, tem-se ainda as imagens coloridas, onde a cor de cada *pixel* é representada por um conjunto de 3 valores discretos, cujo significado depende do espaço de cor utilizado. Existem diversos espaços de cores, como HSI e RGB, porém o mais amplamente utilizado é o espaço de cor RGB.

Nesse espaço, cada cor é baseada na combinação das três cores primárias: vermelho (R - *red*), verde (G - *green*) e azul (B - *blue*). Com a combinação dessas 3 cores principais é possível gerar qualquer outra cor desejada, tal como ciano, magenta e amarelo, como apresentado na Figura 8. De acordo com (MOHAN *et al.*, 2016), a cor desempenha um

papel crucial na percepção humana, com o olho humano demonstrando maior sensibilidade às cores do que ao brilho.

Figura 9 – Componentes de uma imagem RGB.



Fonte: Adaptado de (MOHAN *et al.*, 2016).

2.3.3 Algoritmos básicos de processamento digital de imagem

Nesta seção são abordados alguns algoritmos fundamentais de processamento digital de imagem utilizados no desenvolvimento do sistema proposto neste trabalho.

2.3.3.1 Normalização da intensidade de imagem

Em diversas aplicações de processamento digital de imagens, a técnica de normalização de intensidade desempenha um papel essencial como uma técnica de pré-processamento, sendo empregada para restringir a faixa de valores dos *pixels* de uma imagem (YASEIN; AGATHOKLIS, 2007).

No contexto da normalização da intensidade de imagens, diversas metodologias são empregadas, sendo uma das mais comuns a técnica de normalização mínima-máxima, conhecida também como normalização escalonada. Esta técnica é caracterizada por aplicar uma transformação linear no valor de cada *pixel*, de modo que ao final do processamento o maior valor de *pixel* da imagem seja I_{max} e o menor I_{min} dentro do intervalo original da imagem. Para realizar a normalização da imagem utilizando essa abordagem, a Equação (4) é empregada (PATRO; SAHU, 2015).

$$\mathbf{O}(u, v) = \frac{\mathbf{I}(u, v) - \min(\mathbf{I})}{\max(\mathbf{I}) - \min(\mathbf{I})} (I_{max} - I_{min}) + I_{min} \quad (4)$$

onde $\mathbf{O}(u, v)$ e $\mathbf{I}(u, v)$ denotam, respectivamente, os *pixels* das imagens de saída \mathbf{O} e de entrada \mathbf{I} na coordenada (u, v) . Além disso, $\min(\mathbf{I})$ e $\max(\mathbf{I})$ caracterizam, respectivamente, o menor e maior *pixel* da imagem de entrada.

2.3.3.2 Limiarização

A limiarização, conhecida também como *thresholding* ou binarização, é um procedimento que converte uma imagem em escala de cinza para uma imagem binária, sendo utilizado também como um algoritmo de segmentação de imagem. Através do processo de limiarização global, a binarização da imagem é alcançada ao atribuir para o *pixel* $\mathbf{O}(u, v)$, na imagem de saída, valor igual 1 (branco) se o correspondente *pixel* $\mathbf{I}(u, v)$, na imagem de entrada, estiver acima do limiar L e valores de 0 (preto), caso $\mathbf{I}(u, v)$ estiver abaixo do limiar, como apresentado pela Equação (5) (ARTERO; TOMMASELLI, 2018).

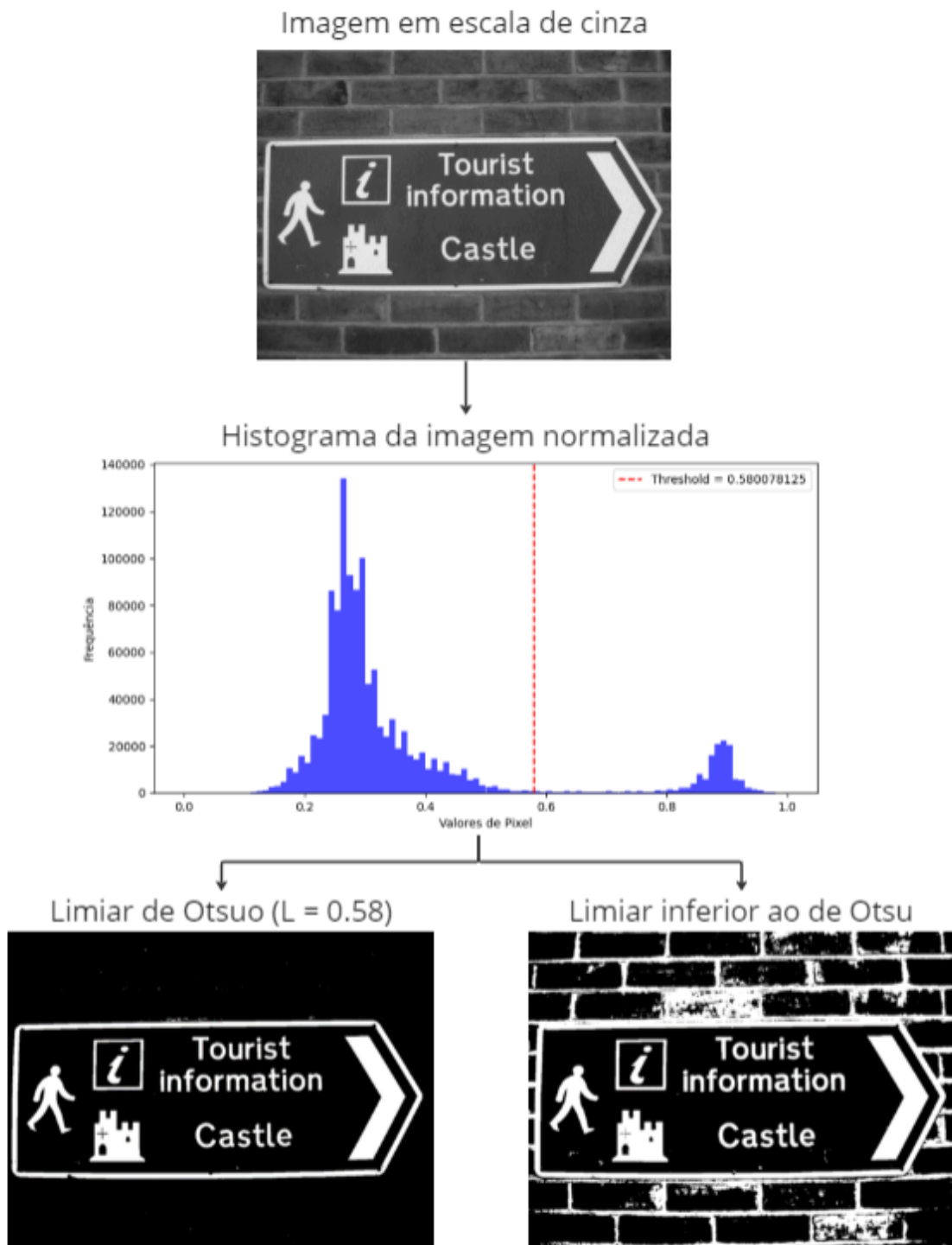
$$\mathbf{O}(u, v) = \begin{cases} 0, & \text{se } \mathbf{I}(u, v) < L \\ 1, & \text{se } \mathbf{I}(u, v) \geq L. \end{cases} \quad (5)$$

Especificamente, a definição do limiar global L pode ser realizada pelo projetista ou por um algoritmo, como o algoritmo de Otsu que define um limiar ótimo visando obter um boa segmentação da imagem.

2.3.3.2.1 Limiar de Otsu

No contexto de segmentação de imagem por meio da técnica de limiarização, a determinação do limiar L desempenha um papel crucial na qualidade do resultado final obtido, com vistas a destacar características específicas por meio da supressão do plano de fundo da imagem, como apresentado na Figura 10.

Figura 10 – Resultado da segmentação utilizando o limiar de Otsu e valores inferiores ao limiar.



Fonte: Do autor.

A abordagem que emprega análise histográfica para estabelecer um limiar de segmentação L é uma das estratégias mais empregadas no âmbito do processamento de imagens. Essencialmente, nessa técnica busca-se identificar um vale distintamente definido

no histograma da imagem, situado entre dois picos de frequência no histograma, para seleção de um limiar apropriado (OTSU, 1979).

Segundo (OTSU, 1979), em numerosos cenários realistas, a precisa identificação do ponto mais baixo do vale revela-se uma tarefa desafiadora, sobretudo em situações onde a imagem exibe um nível substancial de ruído. Para abordar esta questão, diversas estratégias têm sido desenvolvidas visando contornar essas complexidades. Dentre elas, destacam-se a técnica de realce do vale e o método do histograma de diferenças. Tais técnicas operam com base na utilização das informações intrínsecas aos pixels vizinhos, promovendo modificações no histograma a fim de conferir-lhe aplicabilidade no processo de segmentação da imagem.

Em particular, Otsu propôs em 1979 um algoritmo para determinação de uma limiar L ótimo para classificar os *pixels* da imagem em duas classes, a saber: plano de fundo e plano frontal (também chamada de região de interesse). Especificamente, o método de Otsu retorna o limiar L que minimiza a variância intra classe ponderada, definida como

$$\sigma_{\omega}^2(L) = \sigma_0^2(L)\omega_0(L) + \sigma_1^2(L)\omega_1(L) \quad (6)$$

com $\sigma_0^2(L)$ e $\sigma_1^2(L)$ denotando as variâncias das classes 0 (plano de fundo) e 1 (plano frontal) quando o limiar L é utilizado. Adicionalmente, $\omega_0(L)$ e $\omega_1(L)$ representam as probabilidades de ocorrência das classes 0 e 1 para o limiar L . No método de Otsu, a Equação (6) é computada para cada limiar candidato L , sendo ao final escolhido o limiar que minimiza $\sigma_{\omega}^2(L)$.

2.3.3.3 Operações espaciais de filtragem

A filtragem espacial é uma técnica destinada ao aprimoramento de imagens, modificando os valores de cada pixel em uma imagem de entrada com base nos valores dos pixels vizinhos. Nesse processo, um filtro executa a soma dos produtos entre os *pixels* localizados em uma janela da imagem e os elementos de um kernel (também chamado de filtro), sendo as dimensões desse kernel determinantes para a natureza do filtro (GONZALEZ, 2009). Especificamente, na operação de filtragem cada *pixel* da imagem de saída é calculado como

$$\mathbf{O}(u, v) = \sum_{i=-h}^h \sum_{j=-h}^h \mathbf{I}(u - j, v - j)\mathbf{K}(i, j) \quad (7)$$

onde $\mathbf{I}(u - i, v - j)$ denota o *pixel* da imagem de entrada na posição $(u - i, v - j)$ que é multiplicado pelo elemento $\mathbf{K}(i, j)$ do kernel e $\mathbf{O}(u, v)$ representa o *pixel* resultante na posição (u, v) na imagem de saída.

A operação de filtragem utilizada para a execução do sistema desenvolvido neste trabalho é apresentada na Seção 2.3.3.3.1.

2.3.3.3.1 Extração de bordas - Filtro Laplaciano

No contexto de processamento de imagens, a detecção de bordas através da aplicação de filtros passa-alta (também chamados de filtros de realce), é uma tarefa essencial em etapas de pré-processamento de aplicações médicas, orientação autônoma em sistemas militares e impressão eletrônica (GONZALEZ, 2009).

Especificamente, a operação de detecção de borda pode ser realizada através do cálculo das derivadas de primeira e segunda ordem. Para fins de simplificação, considere o caso de uma função digital unidimensional $f(x)$ (lembrando que no caso de imagens, tem-se uma função bidimensional). As aproximações das derivadas de primeira e segunda ordem podem ser determinadas através das Equações (8) e (9). Para essas operações, deseja-se que o resultado da derivada de primeira ordem seja zero em áreas de intensidade constante e diferente de zero ao longo de rampas de intensidade e no início de uma transição ou rampa. Para a derivada de segunda ordem, deseja-se resultado zero em áreas de intensidade constante ou ao longo de rampas e diferente de zero no início de uma transição ou rampa, conforme indicado na Figura 11 (GONZALEZ, 2009).

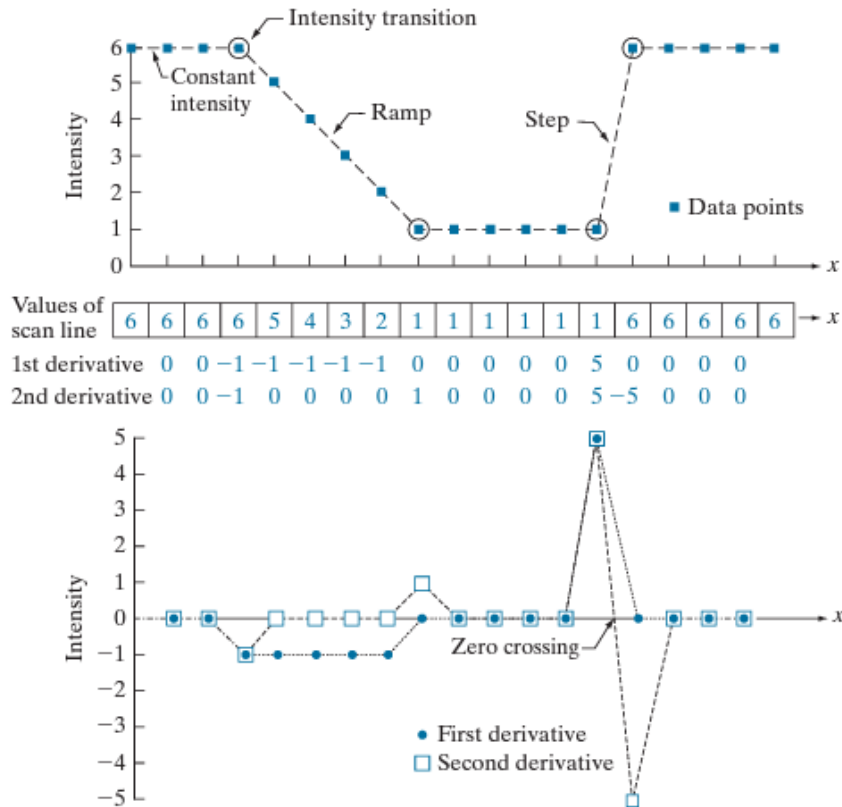
$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x + 1) - f(x) \quad (8)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x + 1) + f(x - 1) - 2f(x). \quad (9)$$

Ambas as equações operam com valores digitais finitos, resultando em uma mudança máxima de intensidade também finita. Além disso, o cálculo das derivadas é realizado por meio da diferença de intensidade entre *pixels* adjacentes, referidos como *pixels* de vizinhança. A distinção crucial entre a Equação (8) e a Equação (9) reside em quais *pixels* são considerados no cálculo. Em particular, a Equação (8) realizada a diferença entre o momento posterior e o momento atual, caracterizando uma operação de “olhar adiante”. Por outro lado, a Equação (9) utiliza pixels anteriores e posteriores para calcular a mudança de intensidade (GONZALEZ, 2009).

Para a realização do cálculo de intensidade da através da varredura dos pixels é necessário a utilização de kernels, onde o mesmo deve ser isotrópico, ou seja, a soma dos valores da matriz deve ser igual a zero e é independente da direção das descontinuidades de intensidade (GONZALEZ, 2009).

Figura 11 – Representação gráfica da mudança de intensidade de primeira e segunda ordem.



Fonte: (GONZALEZ, 2009).

Para o caso de processamento de imagem (que é uma função bidimensional), a derivada de segunda ordem pode ser aplicada conforme a seguinte equação:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (10)$$

onde as derivadas das direções x e y são dadas por

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x + 1, y) + f(x - 1, y) - 2f(x, y) \quad (11)$$

e

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y + 1) + f(x, y - 1) - 2f(x, y). \quad (12)$$

Utilizando (11) e (12) em (9), obtém-se

$$\nabla^2 f = f(x + 1, y) + f(x - 1, y) + f(x, y + 1) + f(x, y - 1) - 4f(x, y). \quad (13)$$

Especificamente, a operação da derivada de segunda ordem pode ser realizada por meio da operação de filtragem (abordada na seção anterior) utilizando os Kernels

apresentados na Figura 12, os quais são usualmente denominados de kernels ou filtros Laplacianos. Observe que o primeiro kernel é resultado direto da Equação (13), enquanto os demais kernels são extensões do kernel original (GONZALEZ, 2009).

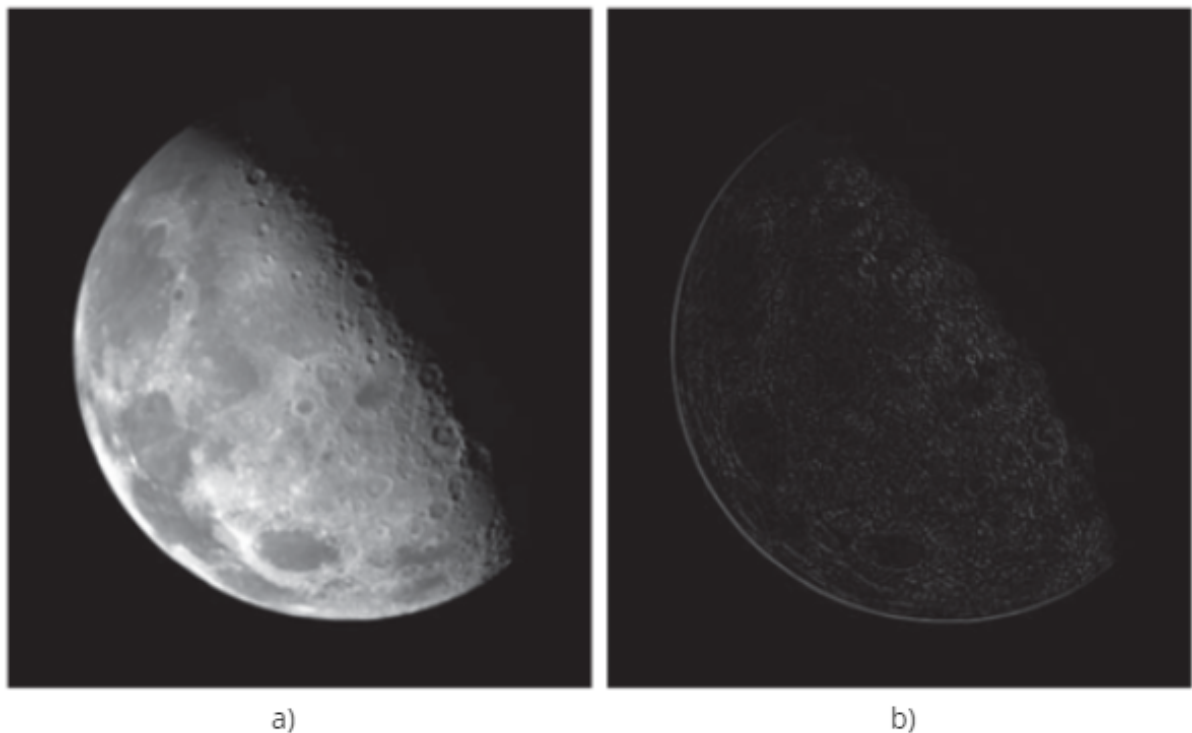
Figura 12 – Kernel laplaciano.

0	1	0	1	1	1	0	-1	0	-1	-1	-1
1	-4	1	1	-8	1	-1	4	-1	-1	8	-1
0	1	0	1	1	1	0	-1	0	-1	-1	-1

Fonte: (GONZALEZ, 2009).

Conforme mencionado por (GONZALEZ, 2009), devido ao método empregar derivadas de segunda ordem, ele evidencia transições de alta intensidade, ao passo que desconsidera regiões com variações leves de intensidade. Isso resulta em uma imagem com fundo preto e bordas acinzentadas, podendo apresentar discontinuidades, como apresentado na Figura 13.b.

Figura 13 – a) Imagem de entrada; b) Resultado obtido pelo método laplaciano



Fonte: Adaptado de (GONZALEZ, 2009).

2.3.3.4 Operações morfológicas

As operações morfológicas desempenham um papel fundamental para o processamento de imagem, visando eliminar as imperfeições que afetam a textura da imagem. Dentro dessa abordagem, as operações morfológicas são comumente utilizadas em imagens binária (que são obtidas usualmente após o processo de segmentação). As operações morfológicas se concentram nas características geométricas de uma imagem e priorizam mais a disposição dos pixels do que em seus valores numéricos (KUMAR *et al.*, 2019).

De acordo com (CORKE; JACHIMCZYK; PILLAT, 2011), a expressão matemática que define as operações morfológicas é definida por:

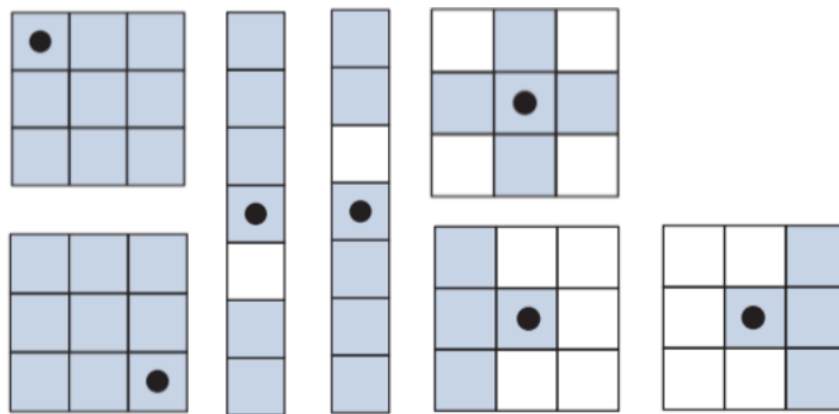
$$\mathbf{O}[u, v] = f(\mathbf{I}[u + i, v + j]), \quad \forall (i, j) \in \mathbf{S}, \quad \forall (u, v) \in \mathbf{I} \quad (14)$$

onde, \mathbf{O} é a imagem resultante de um conjunto de operações morfológicas, \mathbf{I} a imagem de entrada representada por uma matriz binária e \mathbf{S} o elemento estruturante. O elemento estruturante é definido por uma matriz binária e inclui um ponto de referência. Alguns exemplos de elementos estruturantes são apresentados na Figura 14.

A imagem de saída é obtida através da aplicação de operações morfológicas, como erosão, dilatação, abertura ou fechamento, sobre a imagem de entrada usando o elemento estruturante. Essas operações morfológicas modificam a distribuição espacial dos *pixels* da imagem, com base na interação entre \mathbf{I} e \mathbf{S} , nas coordenadas (u, v) , e assim atribuindo valores de 0 ou 1 na imagem resultante $\mathbf{O}(u, v)$.

Os valores do elemento estruturante determinam a vizinhança e a configuração dos *pixels* considerados em cada operação morfológica. Dependendo da operação desejada, como erosão ou dilatação, os *pixels* de vizinhança do ponto de referência são examinados e seus valores são utilizados para calcular os *pixels* da imagem resultante. Importante ressaltar que este processo é repetido para todos os *pixels* na imagem de entrada $\mathbf{I}(u, v)$.

Figura 14 – Exemplo de elementos estruturantes com seus pontos de referência



Fonte: Adaptado de (GONZALEZ, 2009).

2.3.3.4.1 Erosão

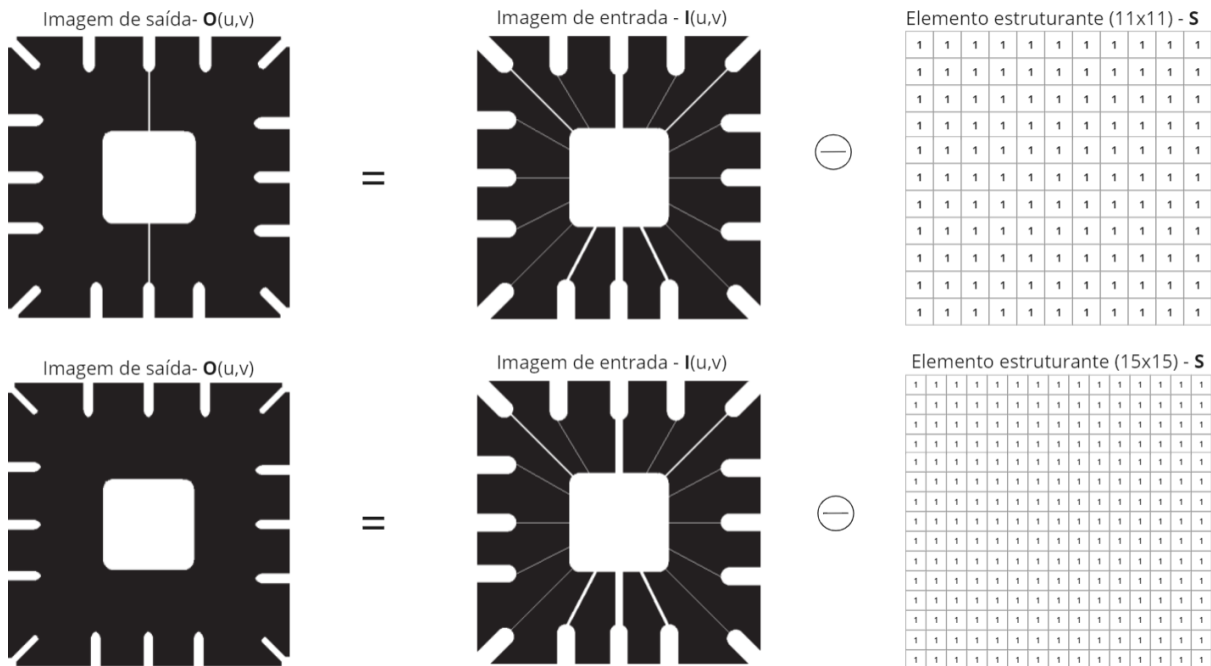
A técnica de erosão tem como objetivo de reduzir o tamanho do objeto analisado, ou seja, resulta na perda dos pixels de borda do objeto. A técnica de erosão tem por finalidade ampliar o número de pixels com o valor 0, ou seja, os pixels do fundo da imagem, ou seja, é feito a exclusão dos pixels ruidosos da imagem, se assimilando de um filtro passa alta (KUMAR *et al.*, 2019).

Conforme mencionado por Gonzalez (GONZALEZ, 2009), a operação matemática para realizar a erosão, simbolizada por \ominus , é expressa pela equação Equação (15).

$$\mathbf{O} = \mathbf{I} \ominus \mathbf{S}. \tag{15}$$

Essa operação exclui valores da imagem de entrada $\mathbf{I}(u, v)$ quando o elemento estruturante é transladado sobre a imagem e encontra *pixels* presentes em \mathbf{I} , mas ausentes em \mathbf{S} . Assim, os *pixels* que não estão contidos no elemento estruturante são removidos da imagem resultante. Em essência, a operação de erosão preserva apenas os *pixels* onde o elemento estruturante se ajusta completamente na imagem de entrada. É crucial destacar que a extensão da erosão está diretamente relacionada ao tamanho do elemento estruturante, quanto maior sua dimensão, maior a área erodida e vice-versa (GONZALEZ, 2009). O processo de erosão pode ser analisado na Figura 15.

Figura 15 – Processo de erosão com dois elementos estruturantes distintos.



Fonte: Adaptado de (GONZALEZ, 2009).

2.3.3.4.2 Dilatação

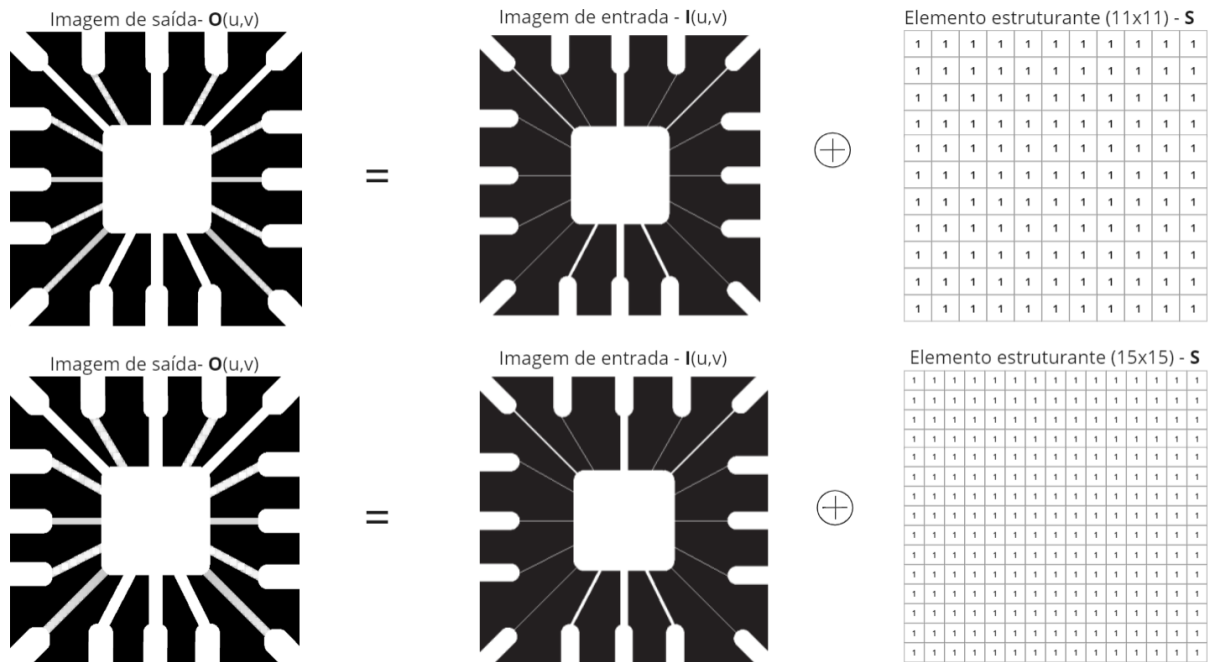
O processo de dilatação é utilizado essencialmente para preencher partes de uma imagem binária que possui *pixels* ausentes em determinadas regiões ou engrossar/aumentar objetos presentes na imagem de entrada $I(u, v)$, ou seja, a operação de dilatação expande os *pixels* com valores iguais a 1 (KUMAR *et al.*, 2019; GONZALEZ, 2009).

De acordo com (GONZALEZ, 2009) a técnica de dilatação, simbolizada pelo operador matemático \oplus é obtida através da Equação (16).

$$O = I \oplus S. \tag{16}$$

Esta técnica adiciona valores à imagem de entrada $I(u, v)$ quando o elemento estruturante é transladado sobre a imagem e encontra *pixels* ausentes em I , mas presentes em S . Desse modo, os *pixels* que estão contidos no elemento estruturante, mas não na imagem de entrada, são incorporados à imagem de saída. A operação de dilatação amplia a região onde o elemento estruturante se ajusta parcialmente ou completamente na imagem de entrada. Vale ressaltar que, semelhante à erosão, uma maior dimensão do elemento estruturante causa uma dilatação maior na imagem processada (GONZALEZ, 2009). O processo de dilatação pode ser analisado na Figura 16

Figura 16 – Processo de dilatação.



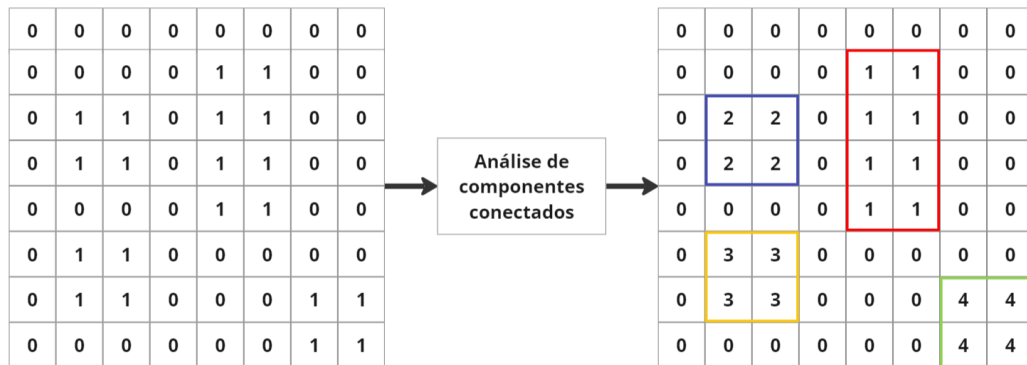
Fonte: Adaptado de (GONZALEZ, 2009).

2.3.3.5 Análise de componentes conectados (rotulagem)

Segundo (HE; CHAO; SUZUKI, 2011) dentro do campo do reconhecimento de padrões e visão computacional, técnicas como a conversão em imagem binária estão diretamente ligadas à identificação de objetos. Após a obtenção da imagem binária, usualmente, é necessário rotular os *pixels* brancos pertencentes a uma mesma região. Isso é alcançado por meio do agrupamento/rotulamento de *pixels*, ou seja, identificação ou definição do objeto após a segregação entre objeto e fundo.

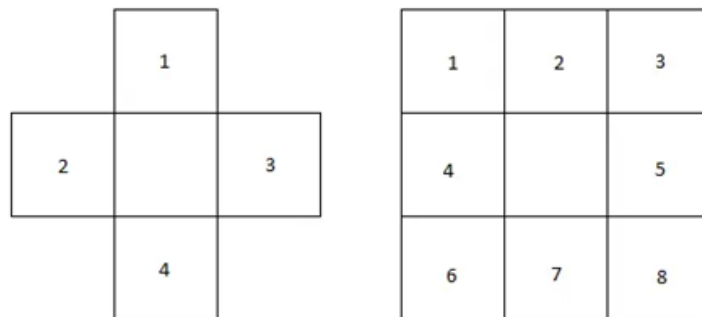
A ideia principal da rotulação consiste em distinguir diferentes objetos dentro de uma imagem, como evidenciado na Figura 17. Para isso, o método de rotulação é empregado para identificar *pixels* que estão conectados, assim formando objetos, (isto é, que fazem parte de uma mesma região); ao final do processo cada região possuirá rótulos únicos. Além disso, ao se identificar de forma individual cada região de uma imagem binária, torna-se possível determinar mais características de cada região, como centroides, áreas e perímetros (HE; CHAO; SUZUKI, 2011; WALCZYK; ARMITAGE; BINNIE, 2010).

Figura 17 – Resultado do processo de componentes conectados.



Fonte: Do autor.

Figura 18 – a) Conectividade 4; b) Conectividade 8



Fonte: (WEBER, 2023).

Especificamente, o processo de rotulagem pode ser realizado utilizando componentes de conectividade 4 ou 8, como apresentado pela Figura 18. Para identificar uma região por meio de *pixels* conectados, é fundamental estabelecer quais são os *pixels* da região/objeto e quais são os *pixels* de fundo. Assim, o valor do *pixel* atual, representado por $\mathbf{I}(x, y)$, é comparado com os *pixels* vizinhos, definidos como $\mathbf{I}(x - 1, y)$, $\mathbf{I}(x, y - 1)$, $\mathbf{I}(x + 1, y)$ e $\mathbf{I}(x, y + 1)$ em uma análise de conectividade 4, representada pela Figura 19. Esta análise considera apenas quatro *pixels* ao redor do *pixel* analisado (HE; CHAO; SUZUKI, 2011).

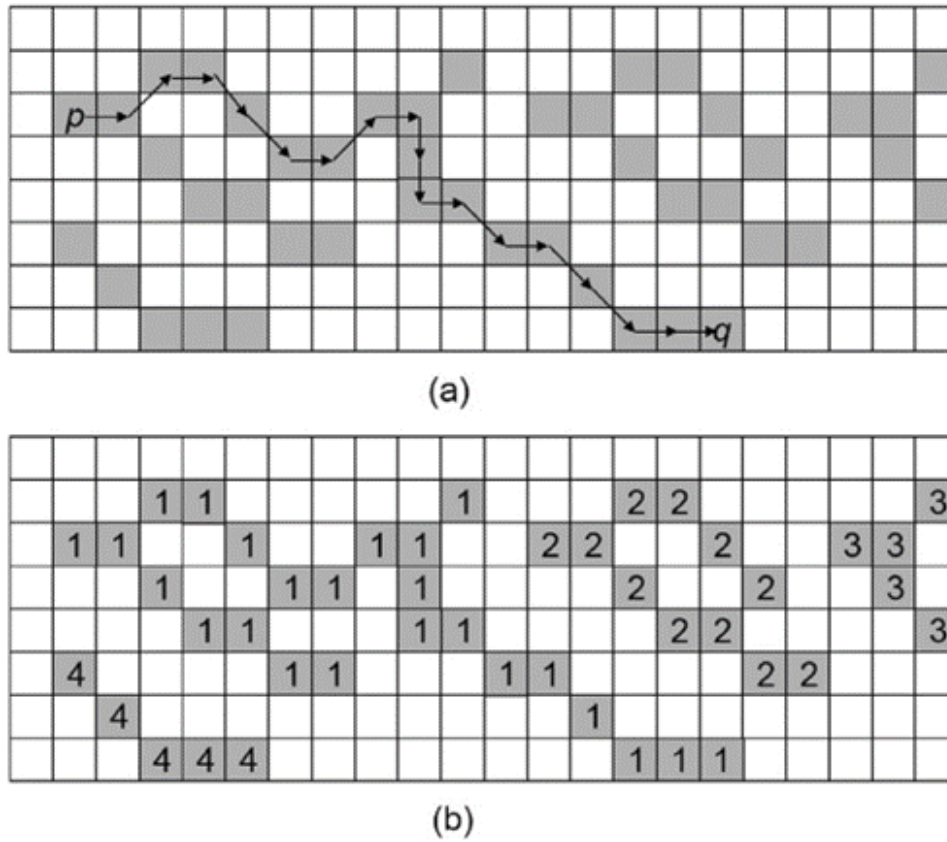
Figura 19 – Resultado da rotulagem de conectividade 4.



Fonte: (WALCZYK; ARMITAGE; BINNIE, 2010).

Em uma abordagem mais detalhada, como a de conectividade 8, temos os 4 *pixels* mencionados anteriormente, além de $\mathbf{I}(x - 1, y - 1)$, $\mathbf{I}(x + 1, y - 1)$, $\mathbf{I}(x - 1, y + 1)$ e $\mathbf{I}(x + 1, y + 1)$ totalizando 8 *pixels* ao redor do atual. Caso existam *pixels* vizinhos capazes de formar um objeto, ou seja, atribuir um rótulo aos mesmos, é estabelecida uma rota entre esses *pixels*, representada por $a_1, a_2, a_3, \dots, a_n$, onde $a_1 = p$ e $a_n = q$, conforme ilustrado na Figura 20(a). Ao finalizar o algoritmo, a rotulagem final gera a rotulagem das regiões/objetos contidos na imagem, apresentada na Figura 20(b) (HE; CHAO; SUZUKI, 2011).

Figura 20 – a) Processo do algoritmo de rotulagem; b) Resultado obtido pela rotulagem



Fonte: (HE; CHAO; SUZUKI, 2011).

O pseudocódigo abaixo, demonstra o funcionamento de forma genérica do algoritmo de agrupamento de pixels para rotulagem (LACASSAGNE; ZAVIDOVIQUE, 2011).

Algorithm 1: Union Algorithm

Input: e_1 , e_2 two labels, T an equivalence table

Output: a , the least common ancestor of the e 's

```

1  $a_1 \leftarrow \text{find}(e_1, T)$ ;
2  $a_2 \leftarrow \text{find}(e_2, T)$ ;
3 if  $a_1 < a_2$  then
4    $a \leftarrow a_1$ ;
5    $T[a_2] \leftarrow a$ ;
6 else
7    $a \leftarrow a_2$ ;
8    $T[a_1] \leftarrow a$ ;
9 end
10 return  $a$ ;

```

2.3.3.6 Característica de Regiões: Momentos e Centróide

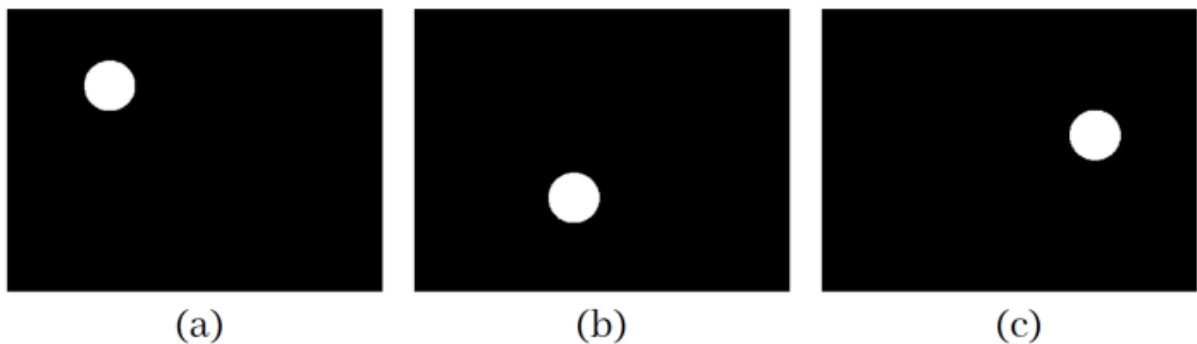
Após o rotulamento das regiões em uma imagem binária, pode-se realizar a extração de cada região identificada. Neste procedimento são geradas imagens binárias, com cada imagem contendo apenas uma região/objeto previamente identificado, conforme ilustrado na Figura 21.

Figura 21 – Análise de componentes conectados. (a) Imagem de entrada; (b) Componentes conectados



Fonte: (PEGORETTI, 2021).

Figura 22 – Componentes conectados apresentados separadamente. (a) Objeto 1; (b) Objeto 2; (c) Objeto 3.



Fonte: (PEGORETTI, 2021).

Em particular, tal procedimento, apresentado na Figura 22, pode ser facilmente realizado por meio de uma operação de comparação de igualdade, conforme

$$\mathbf{I} = (\mathbf{R} == k) \quad (17)$$

onde $==$ denota o operador de comparação de igualdade, \mathbf{R} é a imagem rotulada (resultado do processo de rotulamento), k é o rótulo da região de interesse e \mathbf{I} é a imagem binária contendo apenas o objeto rotulado previamente com o valor k .

Após a extração das regiões de interesse, é comum se determinar algumas informações/características relacionadas com a posição, tamanho e localização da região analisada. Duas características bastante utilizadas para análise da região são os momentos e o centroide, discutidos a seguir.

Os momentos são características (do tipo escalar) relacionadas com a posição e distribuição da região em uma imagem, sendo utilizados para o cálculo do centroide da região analisada (LOMOV; SIDYAKIN, 2017; PRATT, 2007). Especificamente, os momentos são determinados conforme (COUTINHO *et al.*, 2021),

$$m_{p,q} = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M x^p y^q \mathbf{I}(x, y) \quad (18)$$

onde x e y são as coordenadas de coluna e linha do *pixel* $\mathbf{I}(x, y)$ e p e q são parâmetros (definidos pelo projetista) que determinam o tipo de momento calculado. Observe, que no cálculo do momento $m_{p,q}$, cada *pixel* $\mathbf{I}(x, y)$ (que pode possuir valor 0 ou 1) é ponderado por valores relacionados com a sua posição.

Segundo (PRATT, 2007), p e q são os parâmetros que definem a ordem do momento, sendo um momento de ordem zero calculado através da Equação (18) com $p = 0$ e $q = 0$, isto é,

$$m_{0,0} = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \mathbf{I}(x, y). \quad (19)$$

Observe que $m_{0,0}$ corresponde a área da região analisada na imagem \mathbf{I} .

Em particular, para ordem 1 tem-se dois momentos definidos para $p = 1$ e $q = 0$ e também para $p = 0$ e $q = 1$. Isto é,

$$m_{1,0} = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M x \mathbf{I}(x, y) \quad (20)$$

e

$$m_{0,1} = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M y \mathbf{I}(x, y). \quad (21)$$

Note que os momentos de ordem 1 das Equações (20) e (21) estão relacionados com a posição e distribuição da região analisada em relação aos eixos x e y , respectivamente.

Para o cálculo do centroide, conhecido como centro de gravidade da região, são utilizados os momentos de ordem zero e de primeira ordem (para as duas direções, ou seja, x_j e y_k) (PRATT, 2007).

Segundo (PRATT, 2007), as coordenadas horizontal x_c e vertical y_c do centroide de uma região é obtido pelas Equações (22) e (23).

$$x_c = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}} \quad (22)$$

e

$$y_c = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}}. \quad (23)$$

3 DESENVOLVIMENTO, ANÁLISE E DISCUSSÃO

Diante dos desafios associados às manutenções preventivas dos barramentos de transformadores a seco, especialmente relacionados ao afrouxamento dos parafusos, este trabalho tem como objetivo realizar a seleção do sensor térmico mais adequado para a aplicação. A escolha do sensor térmico se baseou em ensaios práticos, incluindo sensores de contato e câmeras térmicas infravermelhas.

Nesse contexto, ao identificar que a câmera térmica apresentou melhor desempenho e precisão nas medições, foi então desenvolvido um algoritmo de visão computacional específico para essa tecnologia. Assim, o algoritmo foi concebido após a seleção da câmera térmica como a opção mais eficaz, proporcionando uma abordagem mais precisa e confiável na detecção de parafusos com afrouxamento.

Assim, neste capítulo, será apresentado o desenvolvimento do trabalho proposto, abordando a escolha do sensor térmico e o algoritmo desenvolvido para identificação do estado de aperto dos parafusos.

3.1 ENSAIO ELÉTRICO

Na primeira fase do estudo, conduziu-se dois ensaios com o objetivo de avaliar a eficácia dos sensores das Figuras 24 e 26. O primeiro ensaio teve como finalidade a determinação do dispositivo mais adequado para monitorar temperatura em um material condutor, já o segundo ensaio teve objetivo de verificar o melhor sensor capaz de identificar o afrouxamento dos parafusos em um barramento. Esses testes foram conduzidos em ambiente laboratorial para observar, a partir da variação da corrente de entrada, o comportamento da temperatura no barramento em análise. Para alcançar esse objetivo, foi empregado um sistema de ensaio elétrico, conforme representado na Figura 23, capaz de variar a corrente de 0 a 5 kA e a tensão na faixa de 0 a 15V.

Para a execução do primeiro ensaio elétrico, destinado a simular o aquecimento de um barramento, foram empregadas uma barra de metal para garantir a homogeneidade na distribuição do calor ao longo da mesma. Já para o segundo ensaio, foi utilizado duas barras de material condutor e quatro parafusos para efetuar a conexão entre elas e simular falhas de conexão ocasionadas pelo afrouxamento dos mesmos. A corrente empregada no ensaio variou de 0 a 4kA.

Figura 23 – Sistema de aquecimento.



Fonte: Do autor.

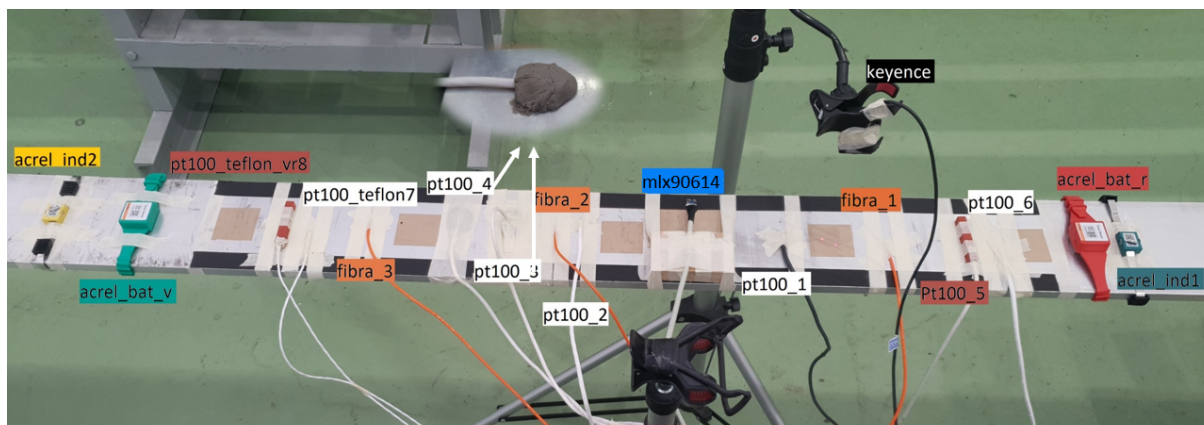
Além disso, o primeiro ensaio conduzido em laboratório teve como objetivo selecionar o sensor térmico mais eficaz para medir a temperatura do barramento. Foi realizada uma análise da eficiência de cada sensor, experimentando sensores de contato e infravermelho, conforme ilustrado na Figura 24, e a disposição específica dos sensores pode ser observada na Figura 25.

Figura 24 – Sensores do primeiro ensaio.

Sensores de contato		Sensores infravermelho	
 <ul style="list-style-type: none"> • Sensor ACREL • Contato à bateria 	 <ul style="list-style-type: none"> • Sensor ACREL • Contato por indução 	 <ul style="list-style-type: none"> • Sensor MLX90614 	 <ul style="list-style-type: none"> • Keyence FT-H30
 <ul style="list-style-type: none"> • Sensor PT100 • Contato 	 <ul style="list-style-type: none"> • Fibra ótica 	 <ul style="list-style-type: none"> • Testo 833 	

Fonte: Do autor.

Figura 25 – Distribuição dos sensores no primeiro ensaio.



Fonte: Do autor.

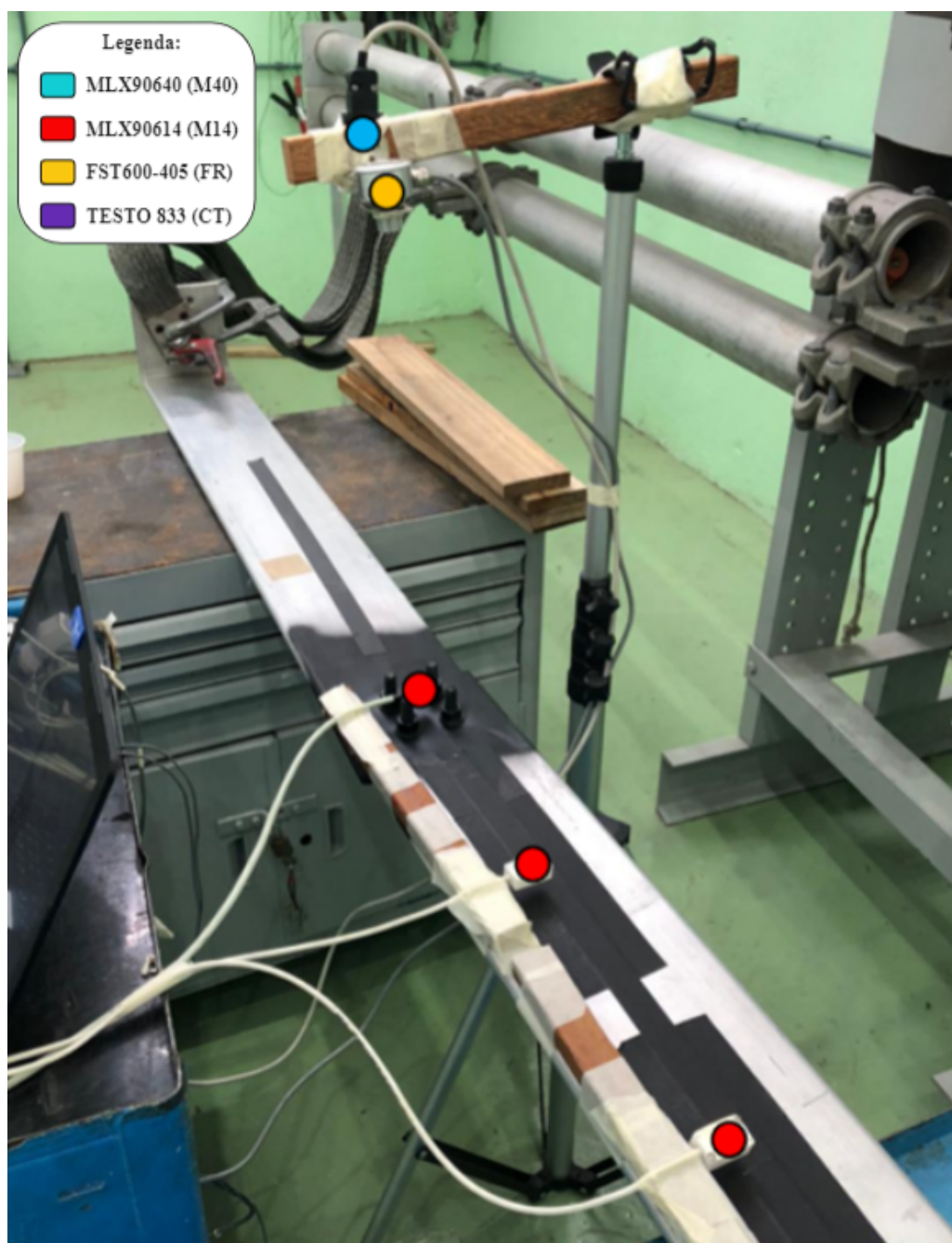
No segundo ensaio, foram empregados os sensores representados na Figura 26, e sua disposição foi conforme indicado na Figura 27.

Figura 26 – Sensores do segundo ensaio.

Sensores de contato	Sensores infravermelho
	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;">  <p>• Sensor MLX90614</p> </div> <div style="text-align: center;">  <p>• Testo 833</p> </div> </div> <div style="display: flex; justify-content: space-around; margin-top: 10px;"> <div style="text-align: center;">  <p>• Sensor FST600-405</p> </div> <div style="text-align: center;">  <p>• Sensor MLX90640</p> </div> </div>

Fonte: Do autor.

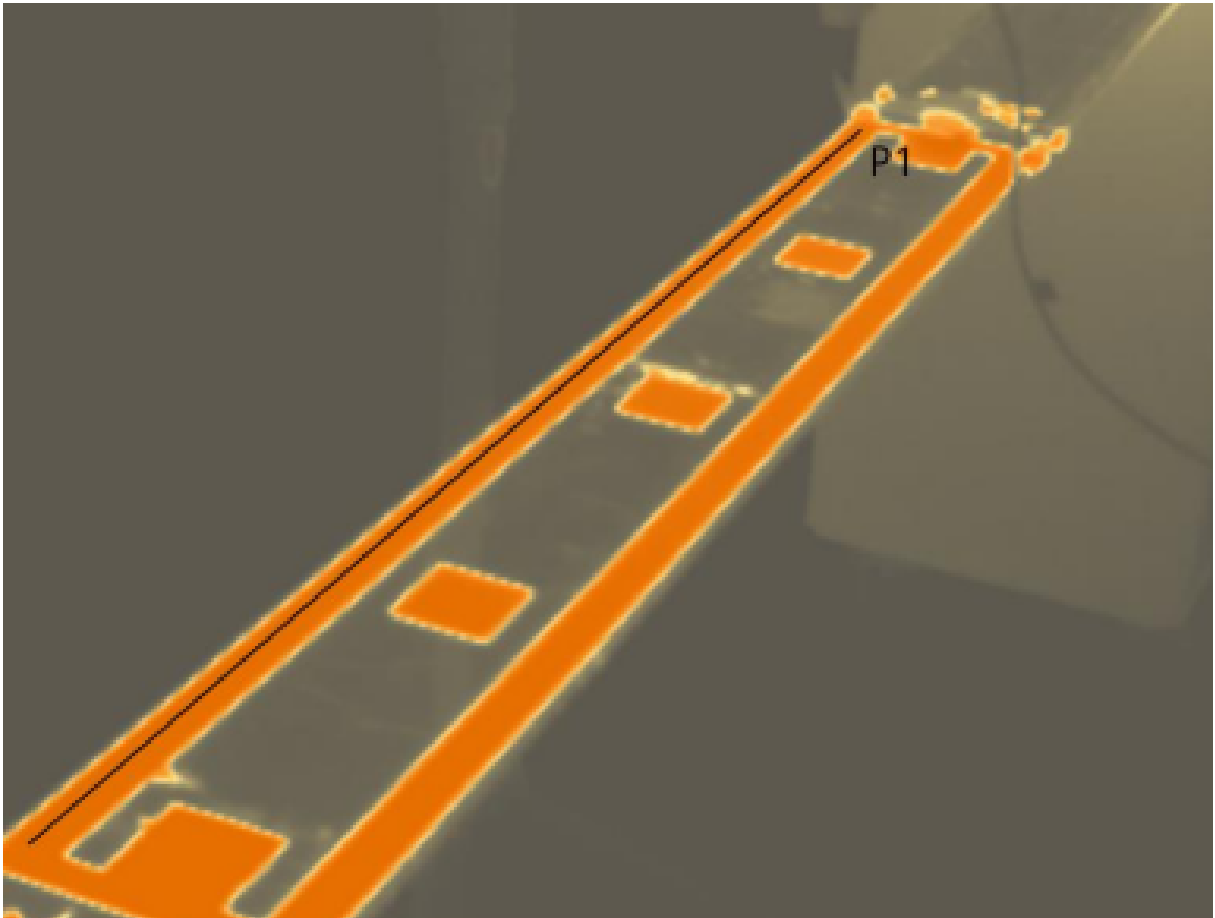
Figura 27 – Distribuição dos sensores no segundo ensaio.



Fonte: Do autor.

Com intuito de garantir que toda a barra do material condutor estivesse com temperatura homogênea, foi feito um registro com a câmera térmica Testo 833, para avaliar a distribuição de temperatura, como apresentado na Figura 28.

Figura 28 – Registro da homogeneidade de temperatura da barra condutora.



Fonte: Do autor.

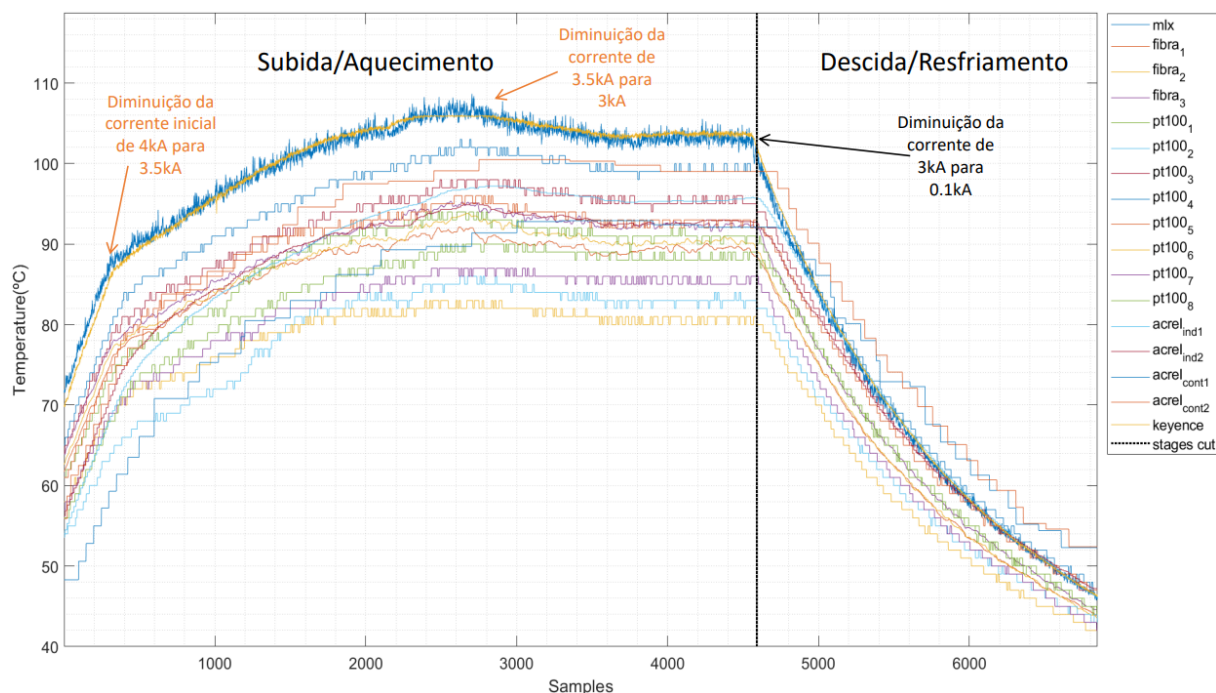
Após analisar que toda a barra condutora está com a distribuição de calor homogênea, deu-se início a realização dos ensaios para designação do melhor sensor térmico para medição de temperatura.

3.1.1 Primeiro ensaio: sensores de contato e infravermelho

No primeiro experimento, o foco foi a instalação de distintos tipos de sensores de contato e sensores de tecnologia infravermelha, apresentados na Figura 24. Todos os sensores foram posicionados sobre a barra condutora para analisar o tempo de resposta da temperatura de cada um.

Nesta etapa do experimento, uma corrente de 4 kA foi aplicada para aquecer a barra. Posteriormente, a corrente de entrada foi reduzida para 3,5 kA e, em seguida, para 3 kA. Após a temperatura do sistema estabilizar nesses níveis de corrente, houve uma nova alteração na corrente de entrada, diminuindo para 0,1 kA. Esse ajuste teve o propósito de verificar como cada sensor respondia à queda de temperatura. Os resultados obtidos são representados na Figura 29.

Figura 29 – Respostas dos sensores térmicos do primeiro ensaio.

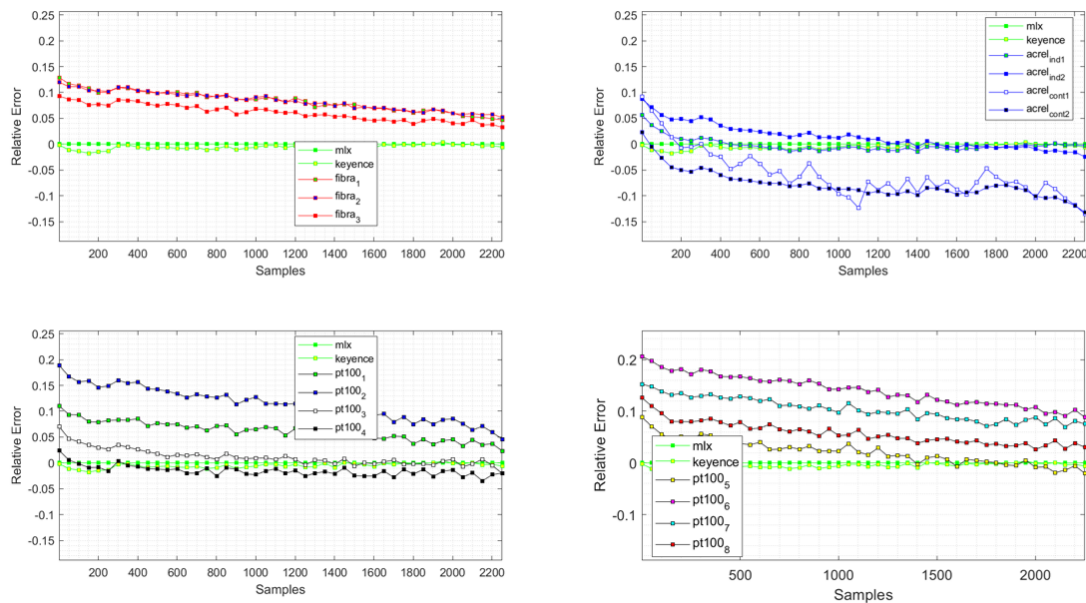


Fonte: Do autor.

Com base nos resultados apresentados na Figura 29, é evidente que os sensores MLX90614 e Keyence registraram de forma mais precisa os valores de temperatura. Eles conseguiram registrar temperaturas mais elevadas em comparação aos sensores de fibra, PT100 e sensores Acrel. Vale ressaltar que a superioridade dos valores obtidos pelos sensores infravermelhos é corroborada pela comparação com os dados retornados pela câmera termográfica Testo 833. Esta câmera, por possuir alta resolução e um datasheet que assegura baixo erro na captação das imagens térmicas, serviu como referência em todo o ensaio.

Além disso, observa-se um deslocamento entre as curvas dos sensores de contato e os sensores infravermelhos, mesmo após a calibração prévia de todos os sensores antes do ensaio. Isso reitera que os sensores de tecnologia infravermelha proporcionam resultados mais eficazes. Diante desse contexto, foi motivada a condução de uma análise comparativa dos erros dos sensores em relação ao sensor Keyence, conforme ilustrado na Figura 30.

Figura 30 – Erro de medição dos sensores do primeiro ensaio.



Fonte: Do autor.

Ao constatar que o sensor MLX90614 apresentou baixos erros em comparação com o sensor Keyence, decidiu-se que, na próxima fase do ensaio, seriam exclusivamente utilizados sensores baseados em tecnologia infravermelha. A escolha de utilizar o sensor Keyence como referência se deu pela robustez desse sensor, amplamente adotado no setor industrial. Essa decisão é sustentada pelo seu datasheet minuciosamente elaborado, o qual assegura uma baixa margem de erro nas medições.

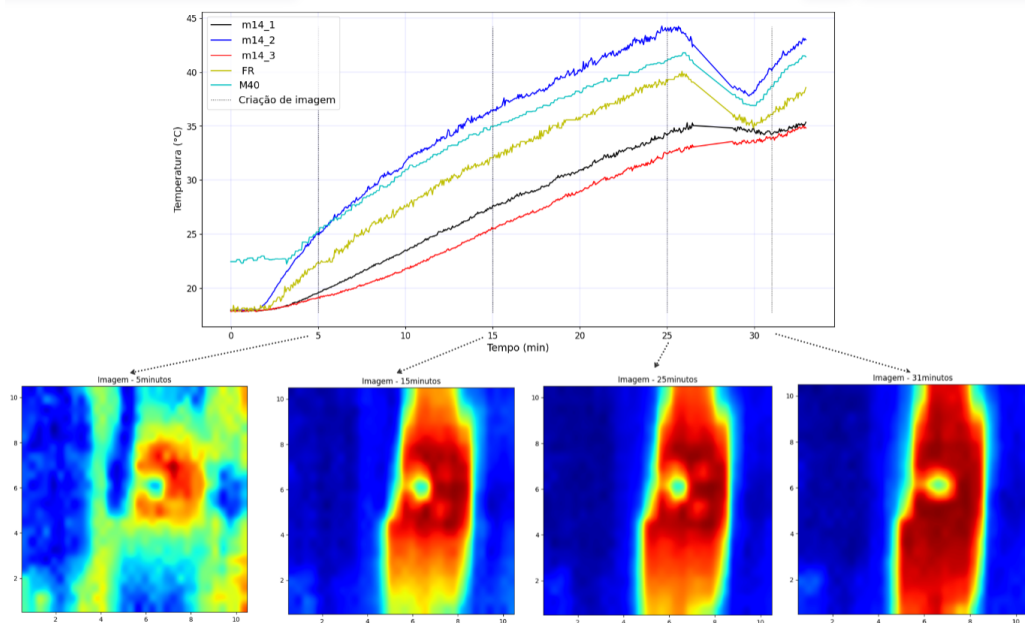
3.1.2 Segundo ensaio: sensores infravermelho

Com base na constatação de que os sensores de tecnologia infravermelha apresentam respostas mais eficientes, conforme discutido na Seção 3.1.1, o segundo ensaio empregou os sensores ilustrados na Figura 26 para determinar o sensor mais adequado para o monitoramento da temperatura, visando detecção dos parafusos frouxos no barramento. Nesse contexto, seguiu-se a disposição dos sensores representados na Figura 27.

Inicialmente, uma corrente de 1.5 kA foi aplicada nas barras condutoras, enquanto um torque de 80 Nm foi mantido em todos os parafusos. O objetivo foi analisar o comportamento da temperatura captada por cada sensor ao longo do tempo e, por meio de imagens térmicas, avaliar o comportamento dos parafusos. Os resultados correspondentes estão apresentados na Figura 31.

Importante salientar que as medidas dos sensores MLX90614 da Figura 27 que estão mais distantes dos parafusos estão expressos na Figura 31 como $m14_1$ e $m14_3$. Adicionalmente, a medida do sensor MLX90640 (câmera térmica) está representado como M40 e a medida obtida do sensor FST600-405 está descrita como FR.

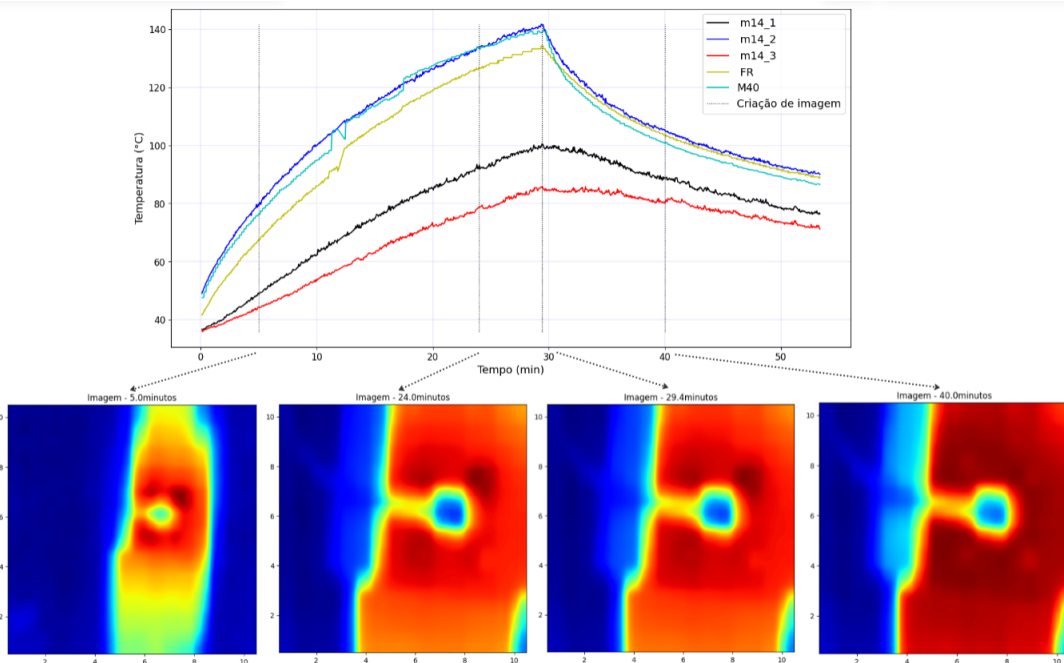
Figura 31 – Ensaio com corrente de 1.5 kA e toque de 80 Nm.



Fonte: Do autor.

Posteriormente, a corrente de entrada foi aumentada para 3 kA, mantendo-se o torque de 80 Nm nos parafusos. As curvas de temperatura obtidas por meio dos sensores avaliados são apresentadas na Figura 32.

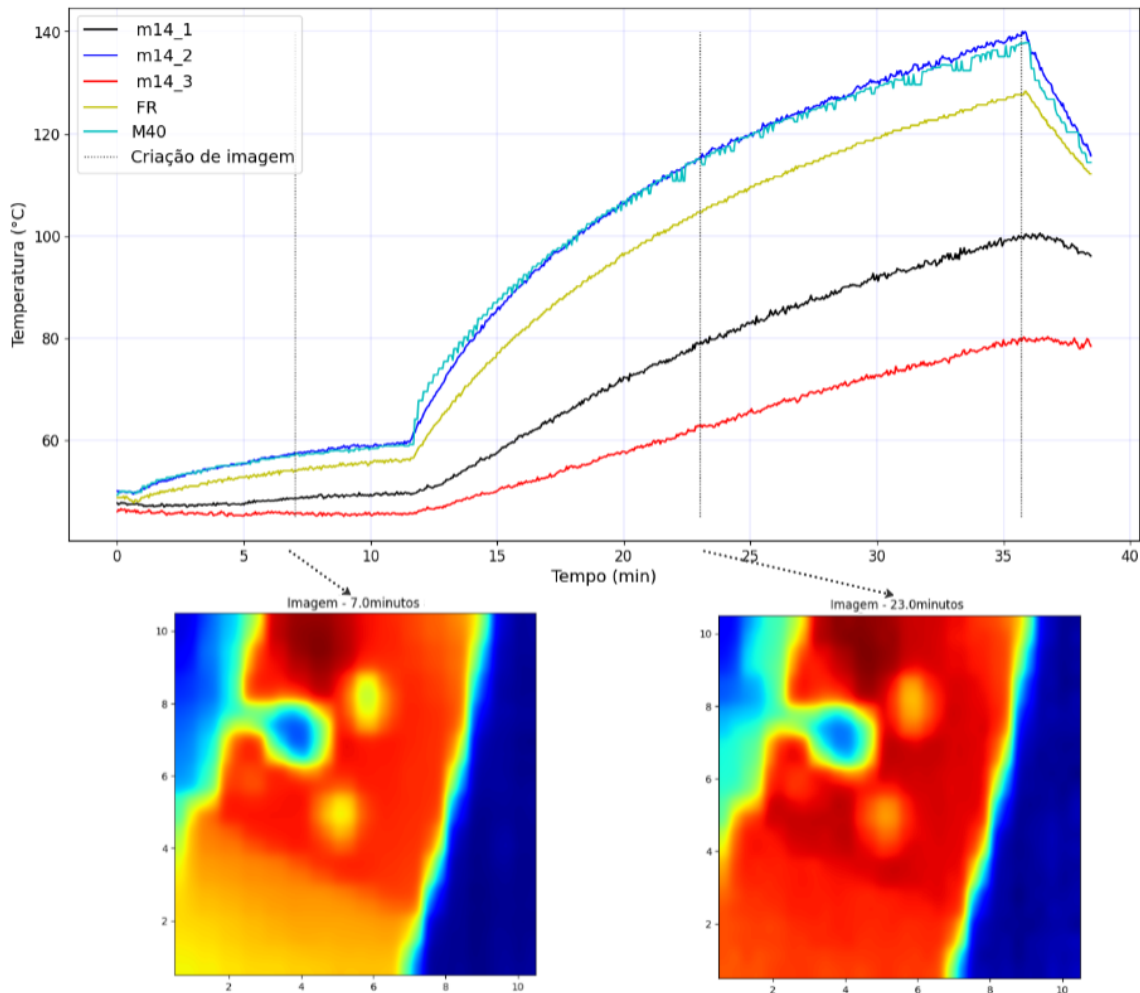
Figura 32 – Ensaio com corrente de 3 kA e toque de 80 Nm.



Fonte: Do autor.

Após a análise com o torque de 80 Nm, procedeu-se ao afrouxamento dos parafusos para 20 Nm, mantendo a corrente de 3 kA, a fim de avaliar a resposta dos sensores e o estado dos parafusos nas imagens térmicas geradas pelo sensor MLX90640.

Figura 33 – Ensaio com corrente de 3 kA e toque de 20 Nm em dois parafusos.



Fonte: Do autor.

Com base nos resultados das Figuras 31, 32 e 33, observa-se que o tempo de resposta do sensor MLX90640 e FST600-405 foi comparável ao do MLX90614, que demonstrou um desempenho superior no primeiro ensaio mencionado na Seção 3.1.1. Isso sugere que os sensores MLX90640 e FST600-405 possuem bom desempenho.

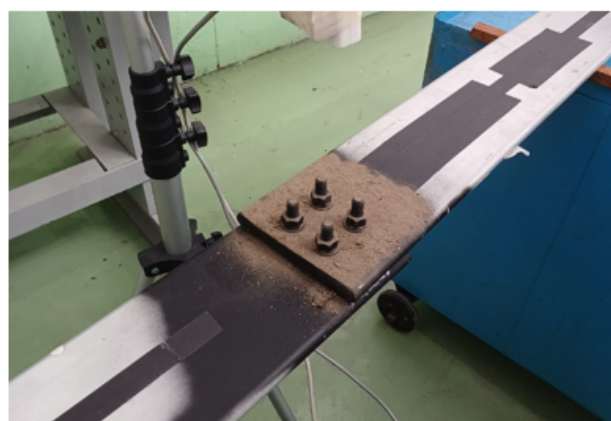
Conforme resultados dos ensaios, nota-se que o aumento da corrente de entrada no sistema resulta na elevação da temperatura no barramento. Adicionalmente, ao se reduzir o torque aplicado aos parafusos tem-se que a temperatura nesses pontos é inferior ao do barramento, conforme detalhado na Figura 33. Isso se deve à alteração da transferência térmica, discutida na Seção 2.1.2.1, entre o parafuso e o barramento, onde a corrente elétrica tenderá a fluir através do contato dos parafusos mais apertados e pela própria

conexão entre as barras, resistindo assim a passagem de corrente pelos parafusos com frouxidão.

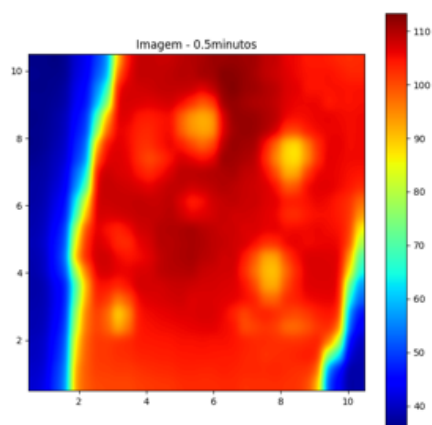
Considerando o desempenho adequado do sensor MLX90640, optou-se por sua utilização nos ensaios seguintes. Nesse contexto, passou-se a empregar unicamente o sensor MLX90640 para a captura de imagens térmicas, enquanto o sensor FST600-405 foi mantido como uma referência para a câmera térmica, a fim de permitir uma comparação no caso de eventuais discrepâncias ao longo do tempo.

Para avaliar a eficácia do sensor MLX90640, procedeu-se ao afrouxamento de três parafusos para um torque de 20 Nm, além da aplicação de sujeira sobre o barramento, que tem o objetivo de verificar a capacidade do sensor em detectar pequenas partículas. Em seguida, realizou-se uma comparação entre as imagens geradas pela câmera Testo 833 e as imagens capturadas pelo sensor MLX90640. Os resultados dessa comparação são apresentados na Figura 34.

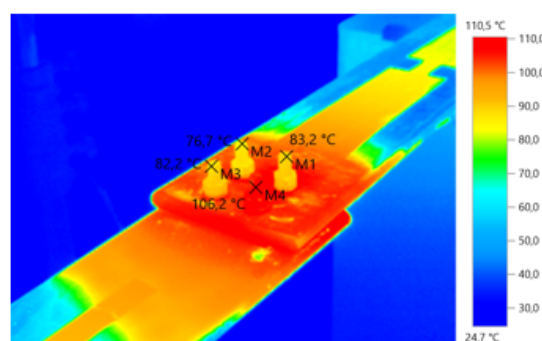
Figura 34 – Disparidade na qualidade de imagem: Sensor MLX90640 e Testo 833.



a) Setup do barramento para aquisição de imagens termográficas



b) Imagem térmica com o sensor MLX90640



c) Imagem térmica com o sensor Testo 833

Fonte: Do autor.

Com o resultado apresentado na Figura 34, nota-se que a câmera térmica MLX90640

não possui uma qualidade boa comparada com a Testo 833, no entanto, os valores retornados de temperatura são muito próximos, evidenciando a eficiência do sensor MLX90640. Portanto, foi definido nesta etapa que o sensor MLX90640 é o melhor sensor para monitoramento da temperatura do barramento.

3.2 DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE PARAFUSOS FROUXOS VIA PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGEM

Após a condução do ensaio e a seleção do sensor destinado a medição de temperatura, fez-se necessário a determinação da metodologia mais eficaz para detectar parafusos frouxos. Considerando que o sensor selecionado fornece imagens térmicas, optou-se pela metodologia de processamento digital de imagem como a abordagem mais apropriada para detecção e localização de parafusos frouxos no barramento. Assim, nas seções seguintes são apresentadas as etapas de processamento utilizadas no algoritmo desenvolvido, o qual foi implementado utilizando a linguagem Python e a biblioteca OpenCV.

3.2.1 Obtenção das imagens térmicas

Para o desenvolvimento e avaliação do algoritmo de detecção e localização de parafusos frouxos, primeiramente, foram coletadas imagens térmicas do barramento em diferentes condições de operação, resultando em um banco com 69 imagens. Os resultados provenientes do sensor MXL90640 foram inseridos em uma planilha do Excel, estruturada em 96 colunas ($P_{colunas}$) e variando em quantidade de linhas conforme a duração da coleta de dados pelo sensor. Para geração das imagens térmicas foi necessário processar esses dados na planilha transformando-os em matrizes de dimensões 32×24 , ou seja, foram geradas imagens com 32 linhas e 24 colunas.

Durante essa etapa, observou-se que uma linha na planilha corresponde a 4 linhas na imagem. Assim, para compor a imagem térmica completa são necessárias 8 linhas da planilha, conforme detalhado na Figura 35, que evidencia a mudança das dimensões entre a planilha e o resultado obtido através do algoritmo desenvolvido em Python para geração da imagem térmica.

Figura 35 – Conversão da planilha excel para uma matriz 32x24 (Imagem térmica).

	1	2	3	4	...	95	96
A	B	C	D	...	CQ	CR	
1	38,66	40,42	47,76	51,85	...	30,56	30,55
2	41,35	44,11	56,4	69,17	...	30,27	30,81
3	40,9	43,76	66,44	72,52	...	30,3	30,05
4	42,09	45,35	66,85	76,27	...	30,29	30,98
...
8	64,63	73,4	76,49	77,03	...	30,43	31,65

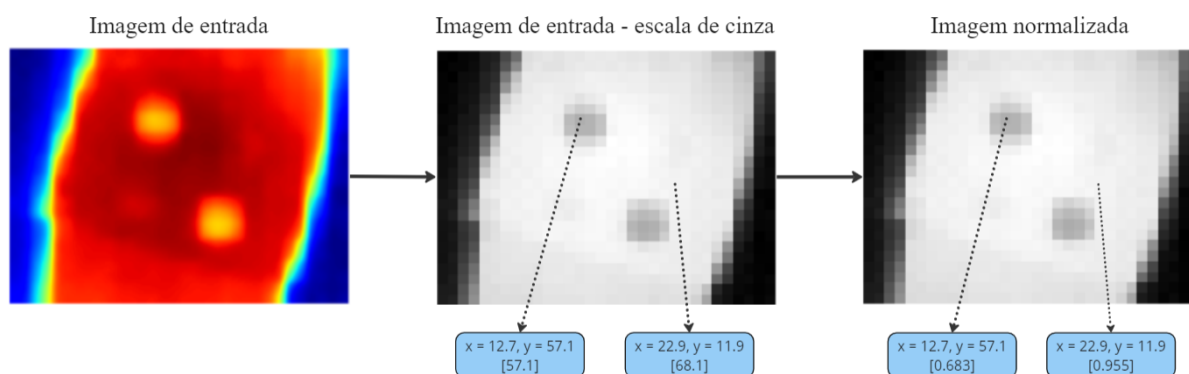
	0	1	2	3	...	30	31
0	38.66	40.42	47.76	51.85	...	30.87	31.34
1	39.32	41.68	49.14	54.87	...	30.58	31.44
2	40.78	43.19	54.05	63.5	...	30.56	30.55
3	41.35	44.11	56.4	69.17	...	30.59	31.13
...
22	65.95	72.17	76.22	75.54	...	30.67	30.96
31	65.63	72.45	75.42	75.51	...	30.43	31.65

Fonte: Do autor.

3.2.2 Detecção do barramento

Com as imagens térmicas obtidas é iniciado o processamento, onde para a primeira etapa é realizado mudança da tonalidade da imagem, convertendo-a para escala de cinza e em seguida é efetuado a normalização da intensidade dos *pixels*, restringindo a faixa de variação dos *pixels* da imagem para o intervalo de 0 até 1, conforme descrito pela Equação (4) na Seção 2.3.3.1. As etapas do processo de normalização são ilustradas na Figura 36.

Figura 36 – Processo de normalização

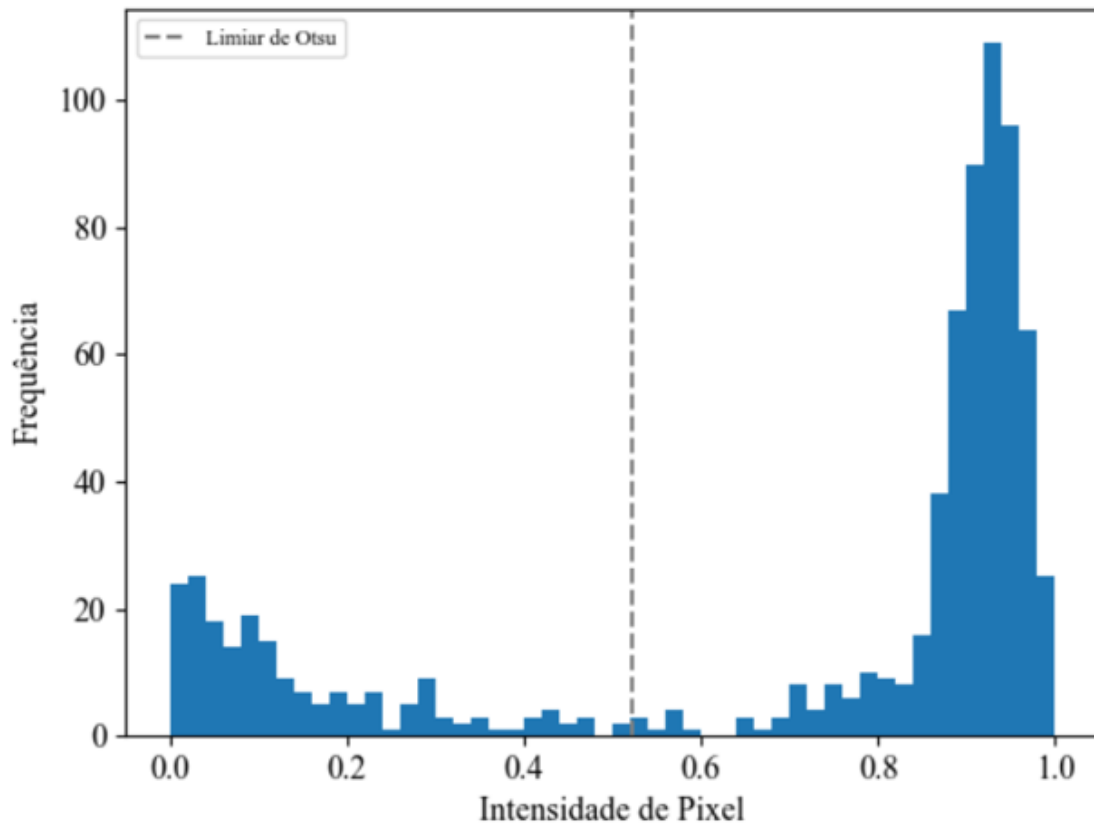


Fonte: Do autor.

Após normalizar a imagem, é realizada uma etapa de segmentação para identificar o fundo para na sequência isolar somente o barramento. A segmentação é essencial, pois somente o barramento de metal requer análise, enquanto o fundo da imagem deve ser descartado.

Para realizar a segmentação da imagem normalizada, optou-se pela técnica de limiarização global, utilizando como limiar L o valor fornecido pelo algoritmo estatístico de Otsu. Esse método determina o limiar ideal examinando o histograma de intensidade da imagem por meio da distribuição de probabilidade, realizando a minimização da variância intra-classes. Conforme discutido na Seção 2.3.3.2.1, o propósito do algoritmo é determinar o limiar mais adequado, a qual é disposto em um vale entre dois picos, sendo um pico correspondente aos pixels do objeto de interesse na imagem e o outro, ao fundo. A Figura 37 ilustra a identificação do limiar ideal dentro do histograma da imagem analisada.

Figura 37 – Histograma e definição do limiar pelo método de Otsu.



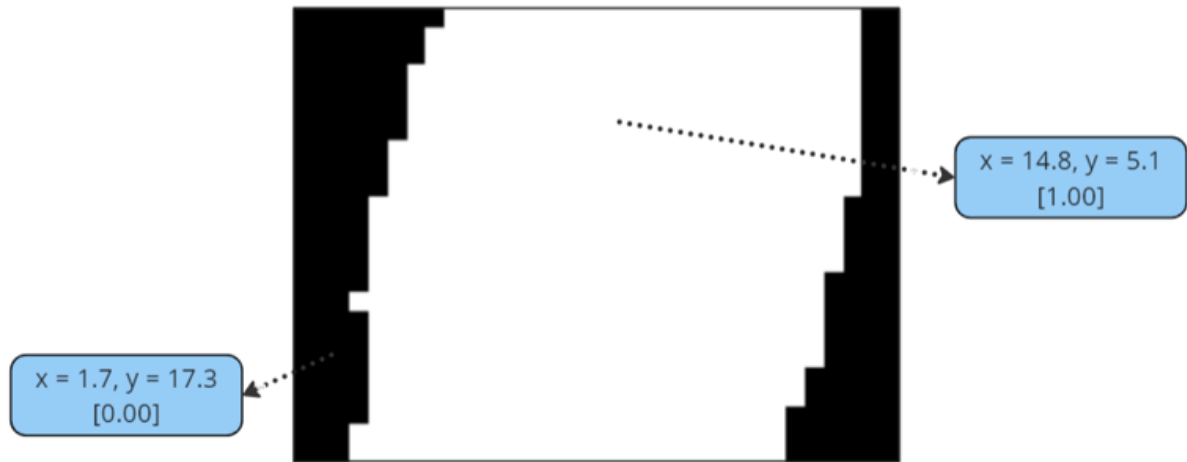
Fonte: Do autor.

A análise da Figura 37 revela que o limiar estabelecido pelo algoritmo de Otsu, Seção 2.3.3.2.1, coincide com a região entre os dois picos no histograma da imagem. Posteriormente, após a determinação do limiar, tornou-se possível identificar a porção da imagem que corresponde ao fundo, que é descartada nas próximas etapas do algoritmo através da multiplicação de uma imagem binária $\mathbf{I}_{máscara}$, denominada máscara, obtida através da Equação (24). Esta equação atribui valor 1 aos segmentos da imagem onde a intensidade é superior ao limiar estabelecido (que corresponde a região do barramento), enquanto valores inferiores ao limiar são definidos como zero (correspondendo a região do fundo da imagem normalizada).

$$\mathbf{I}_{máscara} = \mathbf{I}_{normalizada} > L. \quad (24)$$

O processo descrito anteriormente é conhecido como mascaramento, onde é criada uma imagem que contém *pixels* iguais a 1 apenas nos segmentos da imagem que são de interesse do processamento. O resultado obtido através da Equação (24) resulta em uma imagem de máscara apresentada na Figura 38.

Figura 38 – Máscara do processamento.



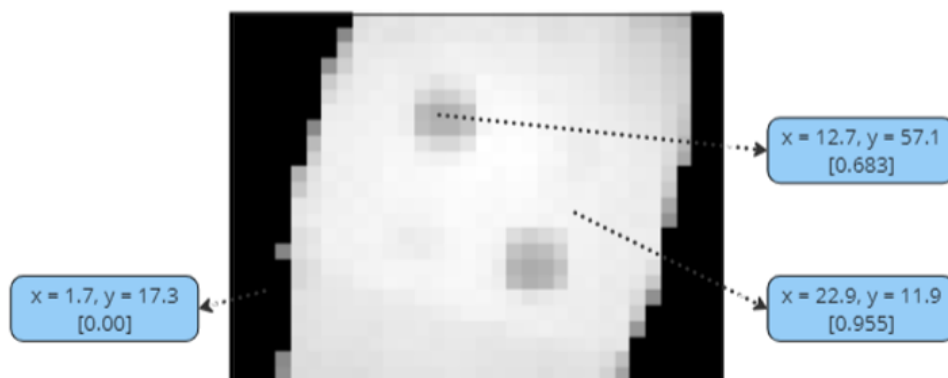
Fonte: Do autor.

Com as etapas de normalização e criação de máscara, na sequência é realizada a segmentação da imagem processada, realizando multiplicação *pixel-a-pixel* entre a imagem normalizada e a máscara, como descrita pela Equação (25).

$$\mathbf{I}_{segmentada} = \mathbf{I}_{normalizada} * \mathbf{I}_{máscara}. \quad (25)$$

O resultado obtido nesta etapa do processamento é a imagem normalizada contendo apenas a região do barramento, como apresentado na Figura 39.

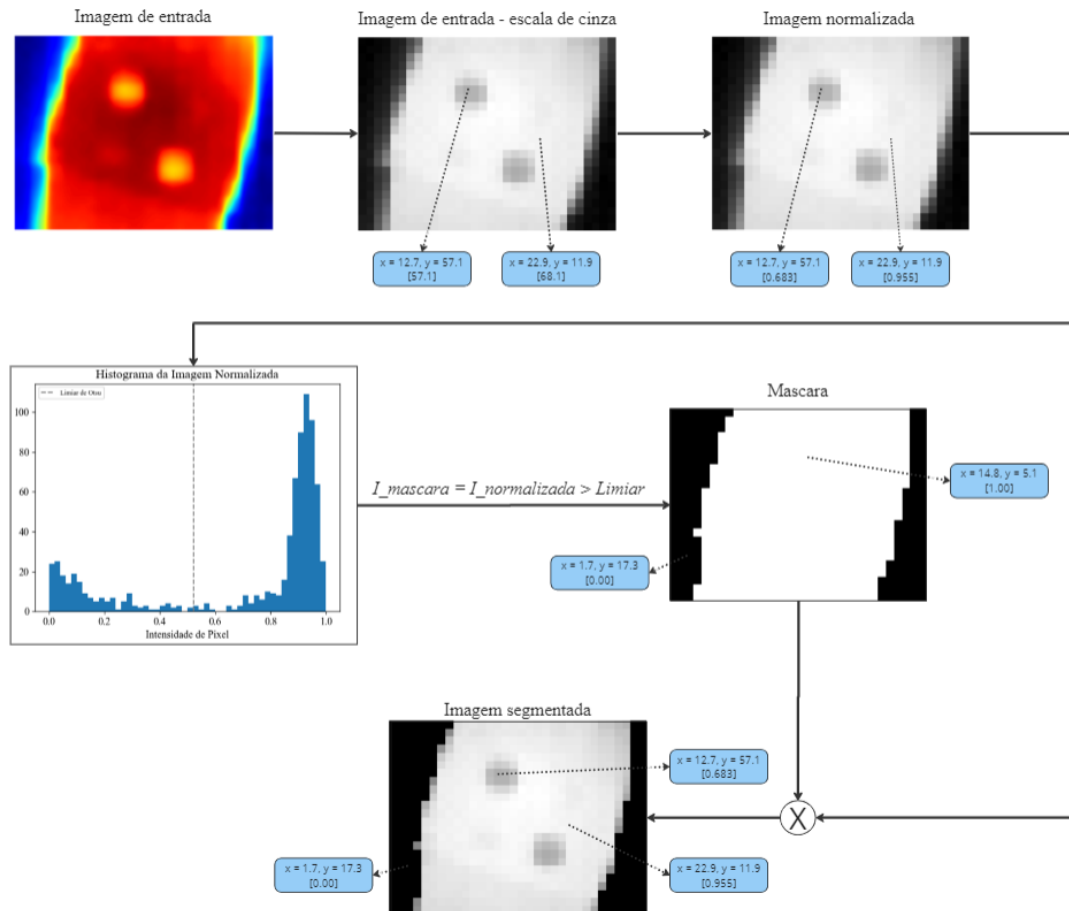
Figura 39 – Imagem segmentada



Fonte: Do autor.

O fluxograma apresentado na Figura 40 ilustra todas as etapas do processamento relacionado com a detecção do barramento.

Figura 40 – Fluxograma para detecção do barramento



Fonte: Do autor.

3.2.3 Detecção dos parafusos

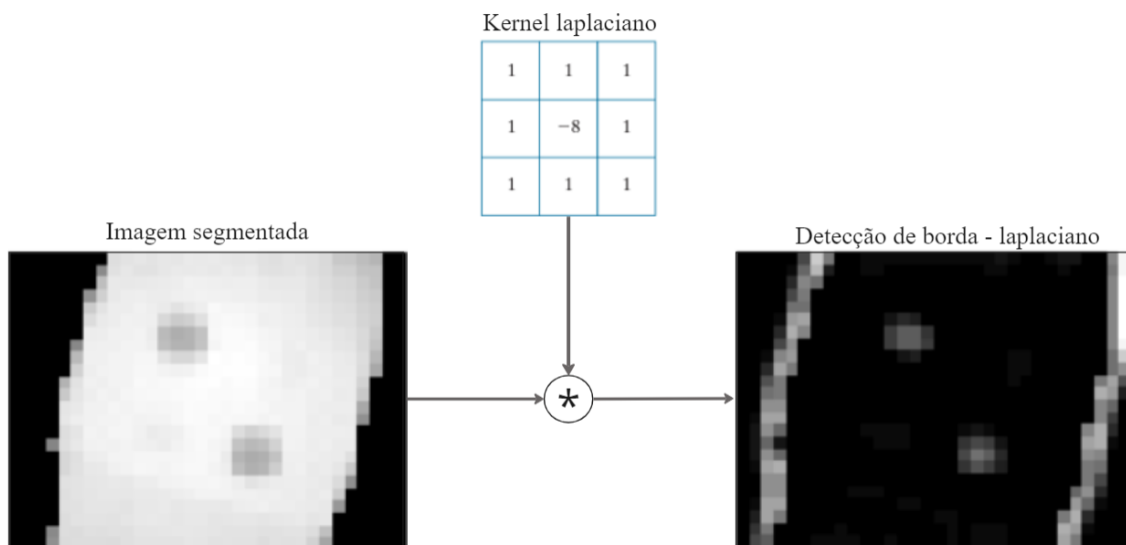
Com a detecção do barramento concluída, a etapa subsequente é destinada a identificar parafusos com baixo torque de aperto, caracterizados pela frouxidão. Para tal, foi adotada a estratégia de empregar o método de filtragem utilizando o kernel laplaciano. Esse método retorna uma imagem, onde os *pixels* de maior valor absoluto correspondem as bordas das regiões da imagem original, conforme ilustrado na Figura 12(b).

Essa aplicação tem como objetivo destacar as transições de intensidade entre os pixels durante a varredura da imagem, com a finalidade de detectar bordas. Neste contexto específico, as bordas correspondem às extremidades do barramento e dos parafusos frouxos. O afrouxamento dos parafusos resulta na alteração da temperatura, que na imagem térmica é refletida como uma mudança na coloração, alterando uma tonalidade avermelhada para um tom de amarelo, evidenciando sua condição de desaperto. O que torna o método de filtragem utilizando kernel laplaciano adequado para identificação dos parafusos frouxos, uma vez que a diferença de tonalidade resulta na formação de borda em torno dos parafusos.

O resultado alcançado nesta etapa do processamento é ilustrado na Figura 41. É

crucial destacar que, ao passar pela filtragem utilizando kernel laplaciano, o resultado produz uma matriz com valores zerados onde na imagem original não há bordas e valores distintos de zero onde há variação de intensidade. Importante ressaltar, que os valores de intensidade retornados pela filtragem com kernel laplaciano estão contidos no conjunto dos números inteiros, ou seja, nessa etapa, a imagem retornada não possui mais valores normalizados, como apresentado na Figura 42, para fins de ilustração.

Figura 41 – Etapa de filtragem utilizando kernel laplaciano



Fonte: Do autor.

Figura 42 – Ilustração da matriz da imagem após o método laplaciano

0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	3
0	1	6	0	5	12	5	0	0	0	0	2
0	2	0	0	4	6	2	0	0	0	0	1
0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	4
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	0	0	0	0	3	1	7	0	0	1
1	0	0	0	0	0	8	9	4	0	1	0
1	0	0	0	0	0	0	0	5	0	1	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0

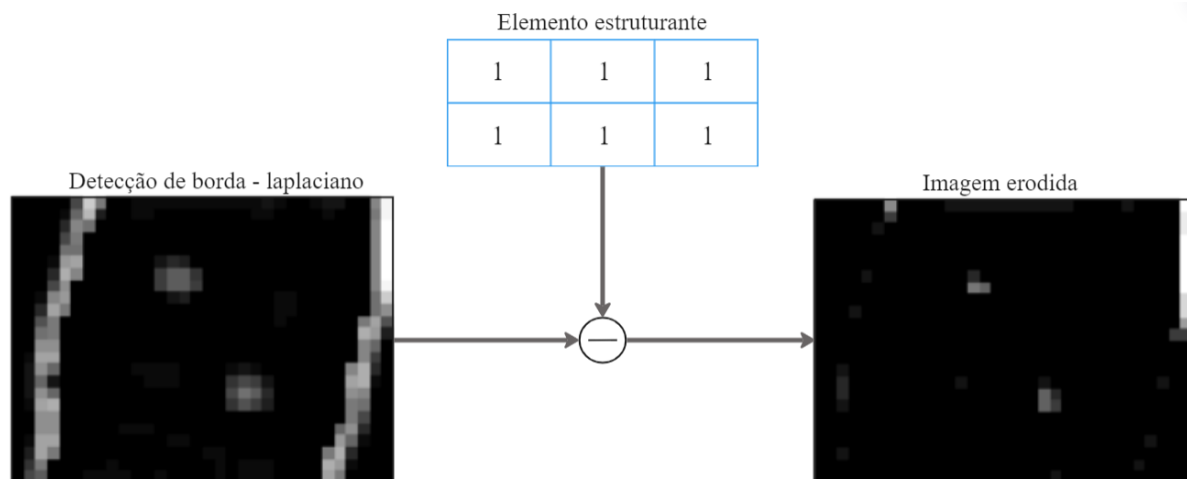
Fonte: Do autor.

Com base no resultado obtido na etapa anterior do algoritmo, torna-se evidente que, neste ponto, apenas os parafusos são relevantes, dado que os barramentos já foram identificados por meio da segmentação da imagem, conforme destacado na Seção 3.2.2. Com o propósito de maximizar a detecção exclusivamente dos parafusos, foi empregado o método de erosão, apresentado na Seção 2.3.3.4. Esse método teve como objetivo percorrer a imagem com o elemento estruturante apresentado pela Equação (26), com o intuito de eliminar segmentos verticais, como as bordas do barramento, mantendo apenas informações referentes a características horizontais, ou seja, os parafusos.

$$k = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (26)$$

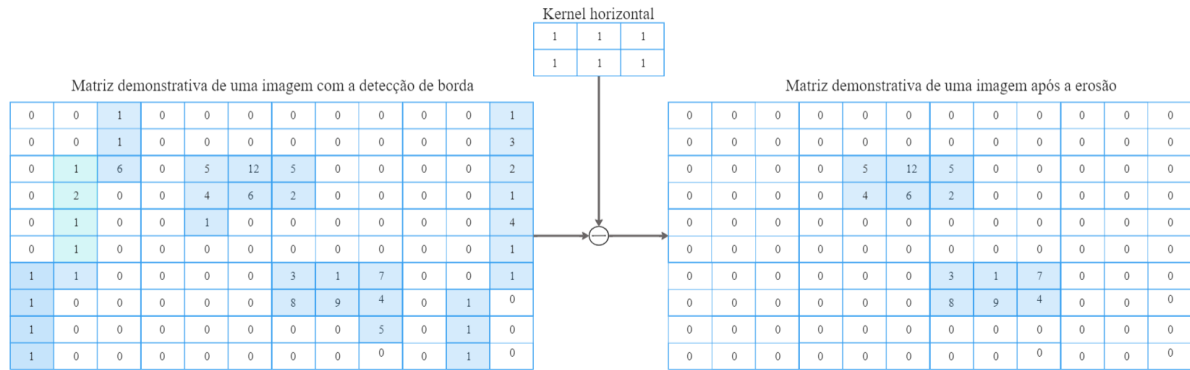
A forma do elemento estruturante foi concebida para remover as bordas do barramento e concentrar-se na detecção dos parafusos, conforme representado na Figura 43 e exemplificado de forma demonstrativa na Figura 44. A representação da Figura 44 demonstra, de forma simplificada, o funcionamento interno do método de erosão, evidenciando a exclusão seletiva de características verticais, preservando somente as características horizontais que correspondem aos parafusos.

Figura 43 – Operação morfológica de erosão sobre a imagem filtrada com kernel laplaciano



Fonte: Do autor.

Figura 44 – Ilustração da matriz da imagem após a operação morfológica de erosão.



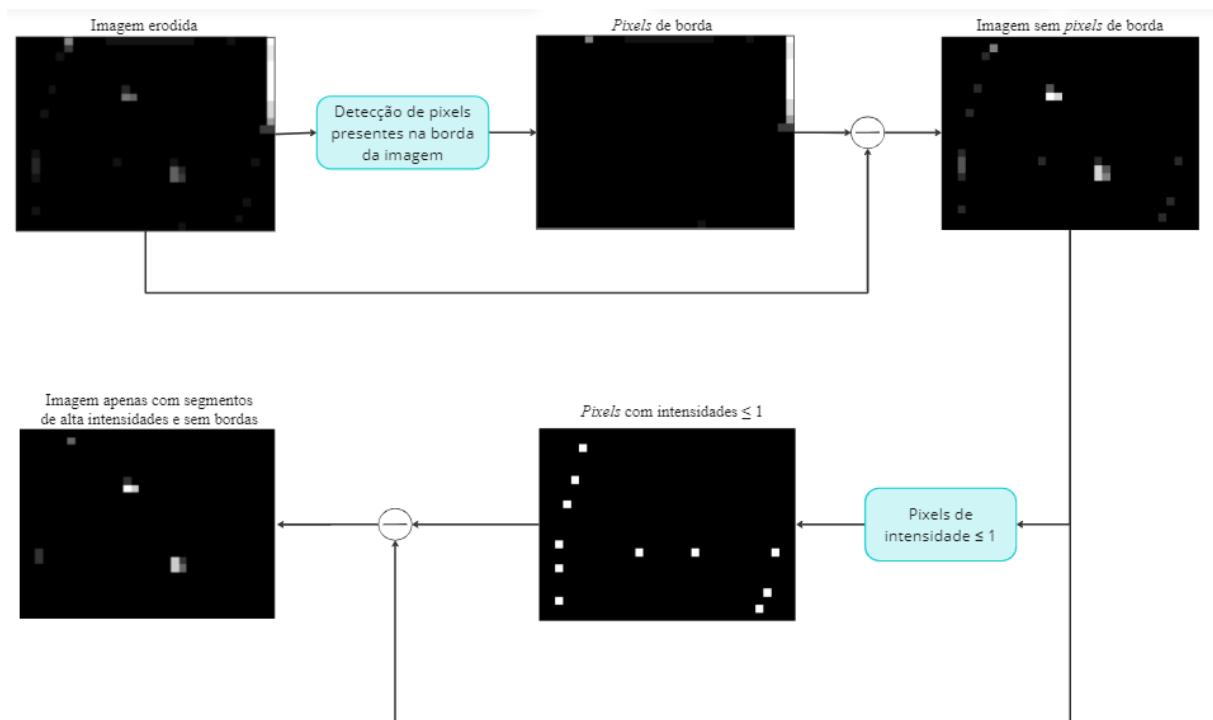
Fonte: Do autor.

Com a realização da etapa de erosão, a imagem resultante ainda pode exibir alguns ruídos que acarretariam em diagnósticos imprecisos, gerando falsos alarmes. Por essa razão, torna-se necessário eliminar qualquer elemento localizadas nas bordas da imagem, uma vez que essas regiões não são relevantes para a identificação dos parafusos, os quais se encontram predominantemente nas áreas centrais da imagem.

Além disso, foi estabelecido um limiar para descartar *pixels* com baixa magnitude. Especificamente, *pixels* com valor menor ou igual a 1 foram removidos da imagem. A escolha desse limiar está associada à importância atribuída a cada intensidade. Intensidades mais baixas estão correlacionadas a ruídos de menor escala, como por exemplo sujeira na imagem, (conforme apresentada na Figura 34), enquanto intensidades mais elevadas refletem mudanças mais significativa como por exemplo, temperatura anormais nos parafusos.

Após a realização desta etapa são detectados apenas os pontos com maiores intensidades, como mostrada na Figura 45. No entanto, é possível notar que nas bordas do barramento ainda é possível permanecer alguns *pixels* de alta intensidade.

Figura 45 – Fluxograma para detecção de pixels de alta intensidade e retirada de pixels de borda.

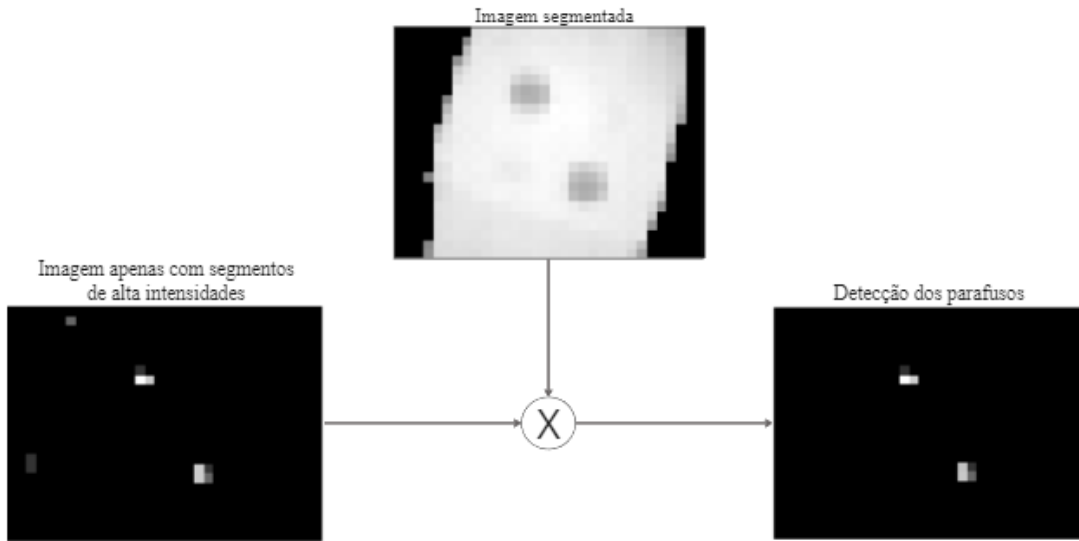


Fonte: Do autor.

Conforme discutido previamente, a imagem resultante da Figura 45 apresenta *pixels* que não correspondem as regiões onde estão localizados os parafusos, não sendo dessa forma de interesse para a análise. Por essa razão, realiza-se uma multiplicação entre a imagem resultante da Figura 45 e a imagem segmentada (Figura 39). Tal procedimento se faz necessário devido ao fato de que a filtragem utilizando kernel laplaciano gera bordas mais espessas, com parte dessas bordas podendo se estender para além da área do barramento .

Dessa forma, ao multiplicar pela imagem segmentada, somente os valores de alta intensidade contidos na região interna do barramento são preservados, conforme ilustrado na Figura 46. Essa operação resulta na obtenção de *pixels* relevantes para a análise, filtrando adequadamente os dados de interesse na detecção dos parafusos.

Figura 46 – Detecção dos parafusos



Fonte: Do autor.

Após a detecção dos parafusos no barramento, torna-se essencial realizar a rotulagem dos pixels identificados. Esse processo é fundamental para determinar a quantidade de parafusos detectados e as suas coordenadas. Para realizar essa rotulagem foi executado o algoritmo detalhado na Seção 2.3.3.5.

Durante a execução do algoritmo cada pixel é rotulado, atribuindo a ele um índice específico. O algoritmo inicia encontrando o primeiro pixel com valor diferente de zero e atribui a ele um índice. Em seguida, associa o mesmo índice a todos os *pixels* não nulos que estão conectados a esse *pixel* inicial, formando um grupo ou objeto, conforme ilustrado na Figura 47. Caso seja identificado um pixel que não esteja associado a nenhum índice existente, um novo rótulo é criado para ele. Esse processo é repetido até que todos os parafusos no barramento sejam devidamente rotulados, como apresentado na Figura 48.

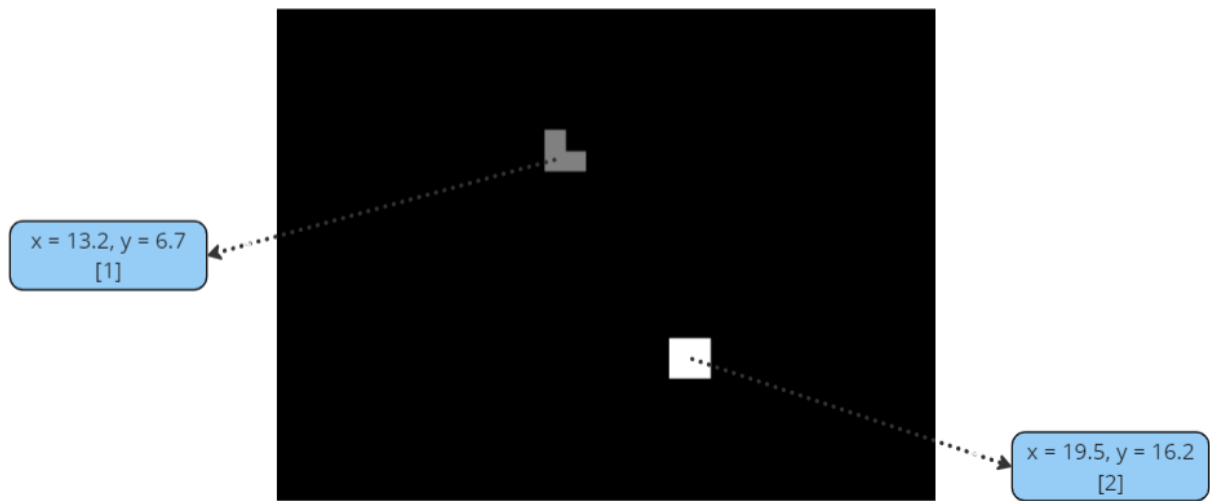
Figura 47 – Ilustração da matriz da imagem após a rotulagem.

Matriz demonstrativa de uma imagem antes da rotulação												
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	5	12	5	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	4	6	2	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	3	1	7	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	8	9	4	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Matriz demonstrativa de uma imagem após a rotulação												
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	2	2	2	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	2	2	2	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Fonte: Do autor.

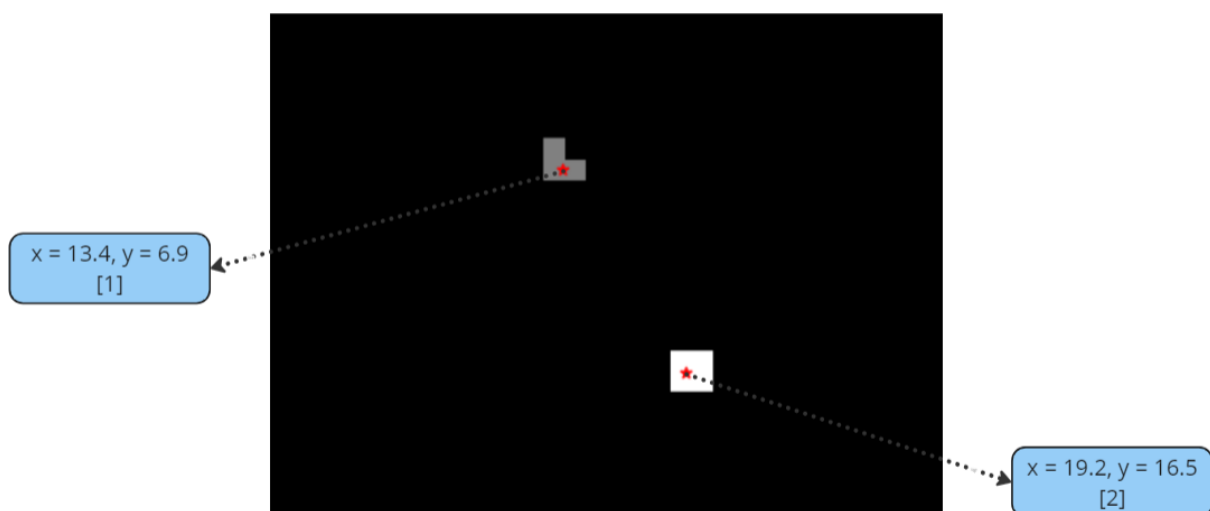
Figura 48 – Resultado do processo de rotulagem.



Fonte: Do autor.

Com a rotulagem realizada, na sequência, é aplicado o cálculo do centro de massa de cada região rotulada, pois, dessa forma, é possível encontrar as coordenadas de cada parafuso para que nas próximas etapas seja possível realizar a extração de informações, como a diferença de temperatura entre barramento e parafuso. A Figura 49 apresenta o valor do centroide retornado pelo algoritmo implementado em Python.

Figura 49 – Centroide dos parafusos.

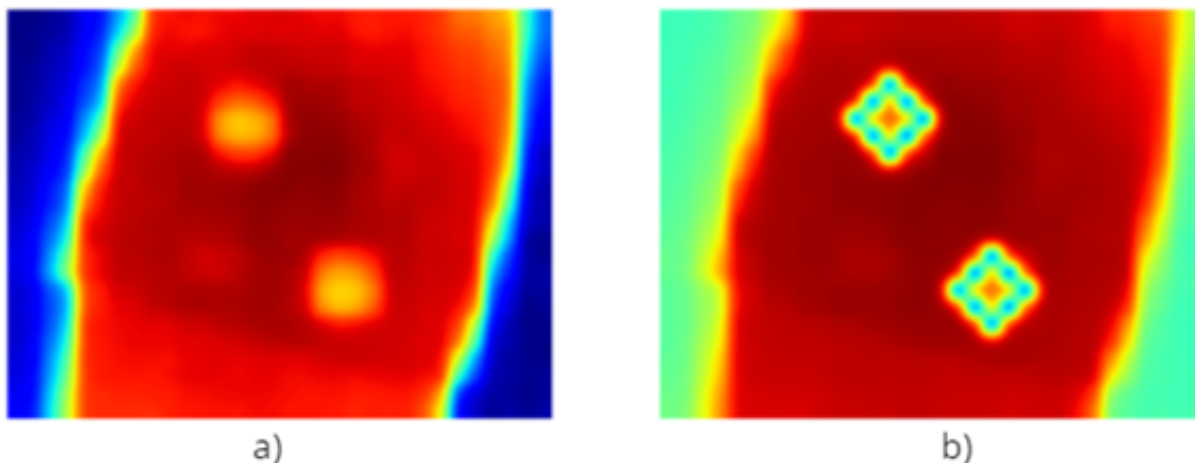


Fonte: Do autor.

Posteriormente ao cálculo do centro de massa de cada parafuso, é adicionado um losango na imagem processada para melhor visualizar a posição dos parafusos detectados

pelo algoritmo desenvolvido, conforme mostrado na Figura 50.

Figura 50 – a) Imagem de entrada. b) Representação da posição dos parafusos a partir da localização do centroide.



Fonte: Do autor.

Após a conclusão desta etapa tem-se como resultado a localização dos parafusos frouxos, conforme ilustrado na Figura 50 para fins de exemplo. Neste ponto, é imprescindível alertar o responsável pelo transformador a seco monitorado, sobre a existência de parafusos com torque reduzido no barramento. Esse alerta possibilita a ativação de um processo de manutenção preventiva, permitindo a resolução do problema antes que possa se agravar e potencialmente causar danos significativos ao transformador ou a outros equipamentos elétricos conectados à sua saída.

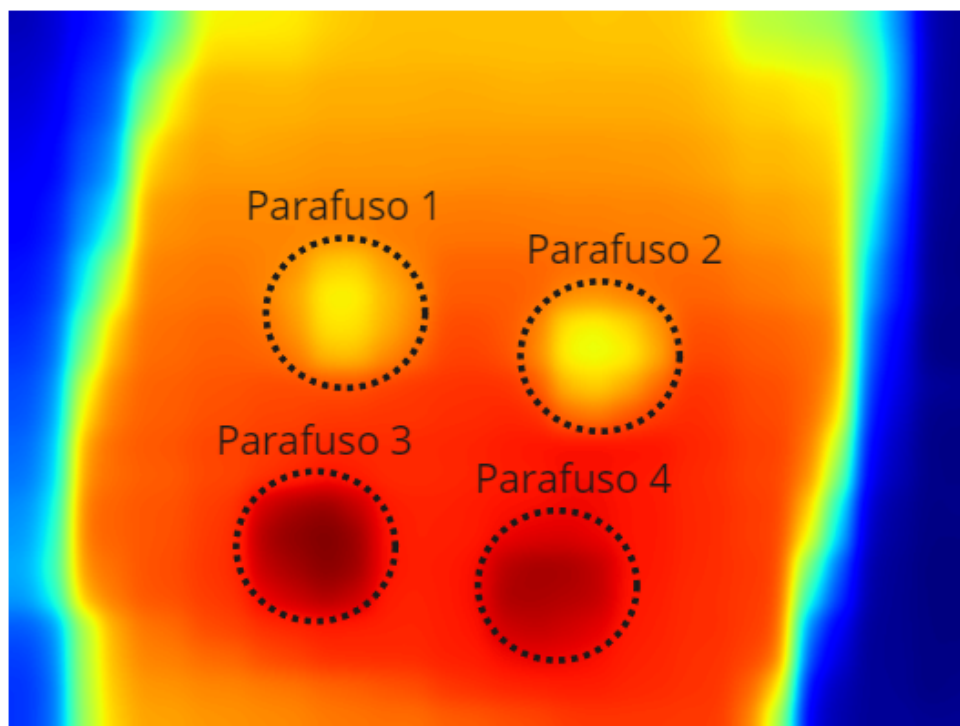
3.2.4 Extração de informações

Após a detecção e localização dos parafusos frouxos por meio do algoritmo proposto, realiza-se a extração de informações pertinentes a aplicação, como por exemplo, a disparidade térmica entre os parafusos identificados e o barramento.

Com o objetivo de se calcular o valor da discrepância térmica entre os parafusos frouxos e o barramento, o algoritmo atua com base no número de parafusos frouxos detectados. Quando são detectados pelo menos dois parafusos, o algoritmo calcula a diferença de temperatura entre o centro do barramento e os parafusos detectados. No caso da identificação de apenas um parafuso, é determinada a diferença de temperatura em relação ao ponto mais quente do barramento. Se nenhum parafuso frouxo for identificado, o algoritmo fornece exclusivamente o valor da temperatura no ponto mais quente do barramento.

Com intuito de identificação e avaliação dos parafusos, os mesmos foram nomeados de acordo com a sua posição no barramento, conforme apresentado na Figura 51.

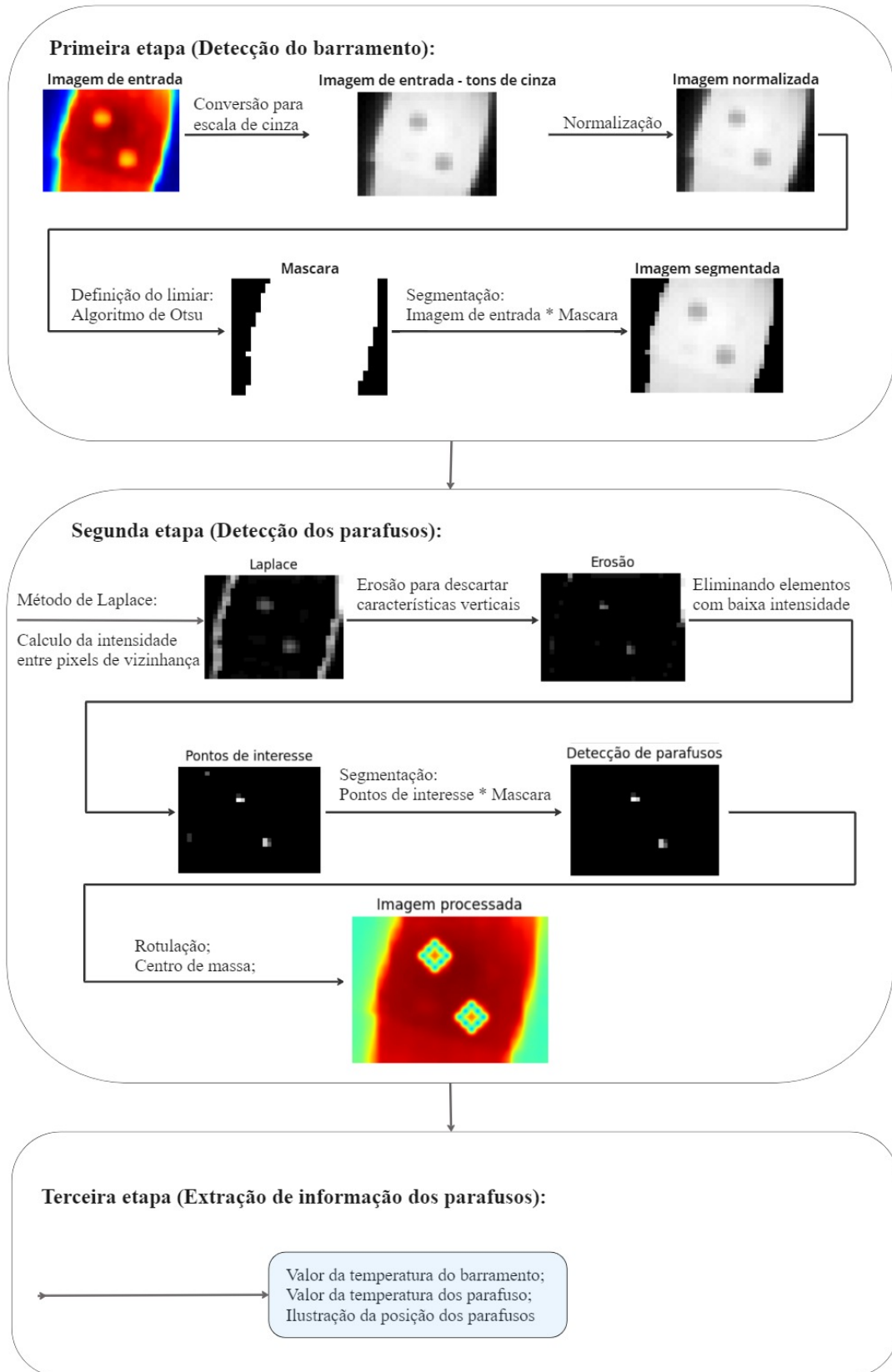
Figura 51 – Definição dos nomes atribuídos aos parafusos do barramento.



Fonte: Do autor.

A Figura 52 exibe de maneira clara e concisa o fluxograma integral do processo de processamento digital de imagem implementado neste trabalho. Este diagrama foi concebido com a finalidade específica de simplificar a compreensão de todas as etapas do processamento, proporcionando uma visão abrangente e organizada. Cada elemento no fluxograma representa uma fase essencial do processo, desde a entrada da imagem até a extração de características e, por fim, a análise resultante. A visualização gráfica proporcionada pelo fluxograma é uma ferramenta valiosa para elucidar o funcionamento do sistema, permitindo uma compreensão mais acessível e eficiente de todo o processo de processamento digital de imagem desenvolvido neste trabalho.

Figura 52 – Fluxograma do processamento digital de imagem proposto.



Fonte: Do autor.

4 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados e discutidos os resultados obtidos com o sistema desenvolvido. Especificamente, o sistema é avaliado em 4 ensaios, incluindo diferentes níveis de aperto dos parafusos no barramento, variadas temperaturas e diferentes condições de limpeza do barramento.

4.1 ENSAIO 1

No primeiro ensaio, foram coletadas imagens térmicas de uma seção do barramento contendo 3 parafusos frouxos. Especificamente, os três parafusos foram afrouxados utilizando um torque de 20 Nm e o barramento foi mantido limpo (isto é, sem poeira acumulada), a fim de avaliar a capacidade do algoritmo desenvolvido em detectar os parafusos frouxos sob essas condições controladas.

Nesta configuração, optou-se pela redução da corrente de entrada com o objetivo de gradualmente diminuir a temperatura do barramento, visando analisar os resultados do algoritmo. Esta abordagem permite uma investigação mais detalhada das respostas do sistema à variação controlada da temperatura

A Tabela 1 apresenta os valores de temperatura do barramento e a diferença de temperatura dos parafusos em relação ao barramento ao longo do período em que o ensaio é realizado.

Tabela 1 – Tabela de diferença de temperatura da primeira configuração.

Tempo (minutos)	Temperatura do barramento (°C)	Delta Parafuso 1 (°C)	Delta Parafuso 2 (°C)	Delta Parafuso 3 (°C)	Delta Parafuso 4 (°C)
20/04/2023 - 13:47:10	80,570	-	-	-	-
20/04/2023 - 13:48:33	79,660	5,280	-	-	-
20/04/2023 - 13:49:56	75,790	-	-	-	6,060
20/04/2023 - 13:51:18	73,310	4,260	-	-	4,439
20/04/2023 - 13:52:28	71,450	6,479	4,989	-	5,019
20/04/2023 - 13:53:51	70,520	6,809	5,829	-	5,950
20/04/2023 - 13:55:13	70,020	8,100	6,970	-	7,270
20/04/2023 - 13:56:36	70,200	7,669	6,539	-	7,349
20/04/2023 - 13:57:46	69,320	8,150	6,550	-	7,740
20/04/2023 - 13:59:08	68,840	7,509	6,219	-	7,489
20/04/2023 - 14:00:30	67,960	7,699	6,559	-	7,889
20/04/2023 - 14:01:53	67,660	7,970	6,460	-	8,070
20/04/2023 - 14:03:15	67,010	7,790	6,400	-	8,120
20/04/2023 - 14:04:25	66,430	7,940	6,550	-	7,620
20/04/2023 - 14:05:47	65,790	8,399	7,159	-	8,759
20/04/2023 - 14:07:09	66,220	9,460	8,200	-	10,040
20/04/2023 - 14:08:32	67,400	10,000	8,480	-	10,230
20/04/2023 - 14:09:42	67,810	10,469	8,829	-	10,949
20/04/2023 - 14:11:04	68,350	10,650	9,540	-	11,230

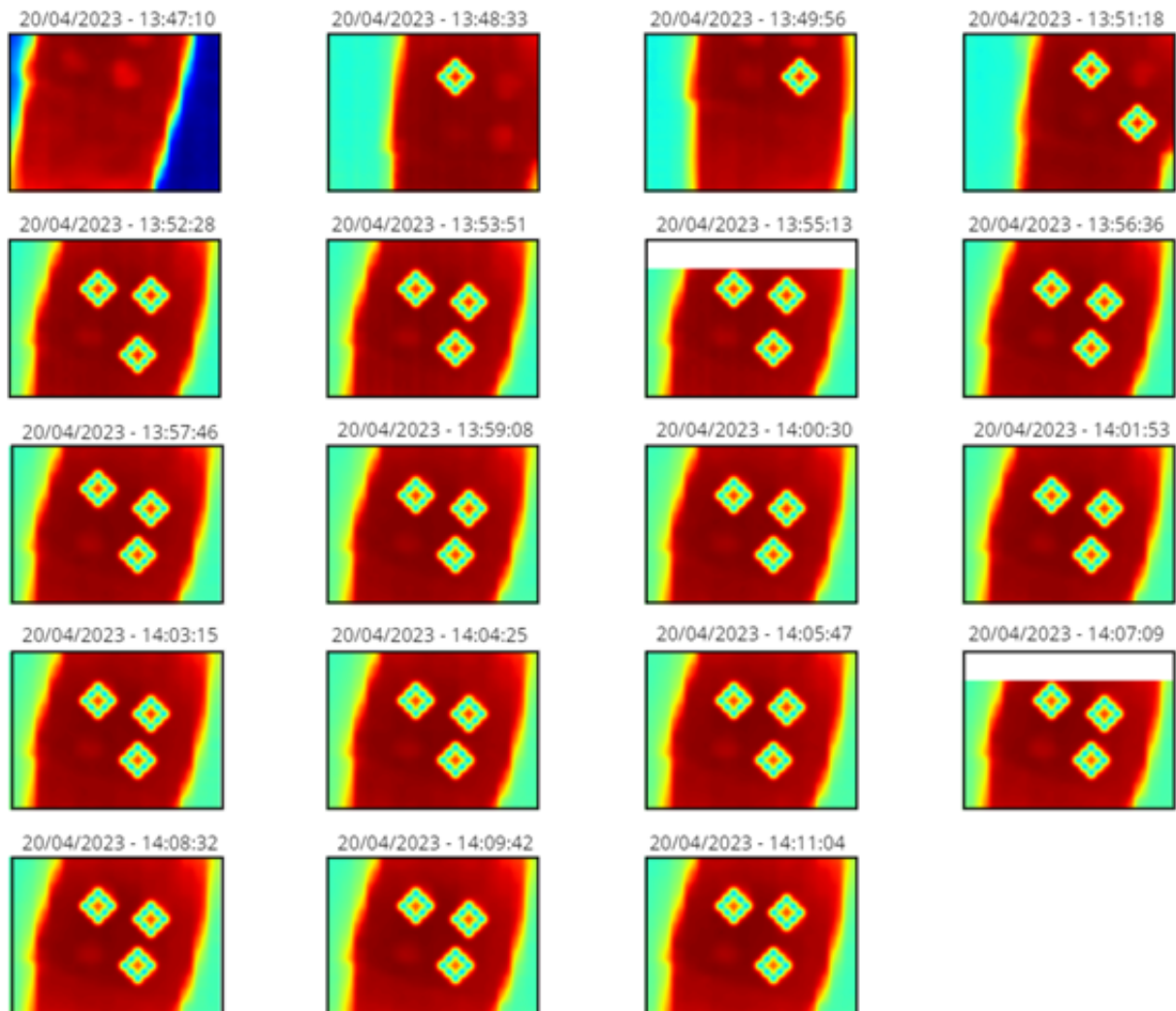
Fonte: Do autor.

A partir dos dados apresentados na Tabela 1 (obtidos a partir da execução do algoritmo desenvolvido), observa-se que todos os três parafusos afrouxados foram identificados após 5 minutos do início do ensaio. Observa-se que o registro mais baixo de diferença de temperatura entre os parafusos e o barramento foi de 4,260 °C. Isto é, para as condições específicas do sistema, o algoritmo começa a detectar parafusos frouxos quando a discrepância térmica excede 4,260 °C.

Nos primeiros 5 minutos, é possível notar que o algoritmo inicializa sem efetuar detecção de parafuso frouxo devido ao período de aquecimento do sistema. Em seguida, identifica o parafuso 1 do barramento, porém no próximo instante o algoritmo deixa de identificar o parafuso 1 e detecta apenas o 4. Esta ocorrência se deve à modificação da posição da câmera, resultando na perda de visibilidade dos parafusos superiores do barramento.

Posteriormente, após realinhar a câmera, o algoritmo passa a reconhecer dois parafusos e, com o passar do tempo, passa a identificar os 3 parafusos que foram afrouxados. A Figura 53 oferece uma representação visual dos resultados alcançados pelo algoritmo desenvolvido, exibindo todas as imagens processadas e os parafusos frouxos detectados ao longo do primeiro ensaio.

Figura 53 – Resultado do processamento de todas as imagens da primeira configuração.



Fonte: Do autor.

4.2 ENSAIO 2

O propósito do segundo ensaio foi analisar o desempenho do algoritmo desenvolvido em um cenário no qual o barramento possui dois parafusos afrouxados, cada um com um torque de aperto de 20 Nm. Nesta configuração específica, foi implementado um aumento controlado da temperatura com o objetivo de avaliar a eficácia do algoritmo em resposta a variações térmicas. Além disso, a intenção era investigar se haveria um aumento na diferença de temperatura entre os parafusos afrouxados e o barramento, proporcionando uma análise abrangente do comportamento do sistema.

Na Tabela 2 são apresentados os resultados obtidos nesse segundo ensaio, através do processamento das imagens térmicas pelo algoritmo desenvolvido.

Tabela 2 – Tabela de diferença de temperatura da segunda configuração.

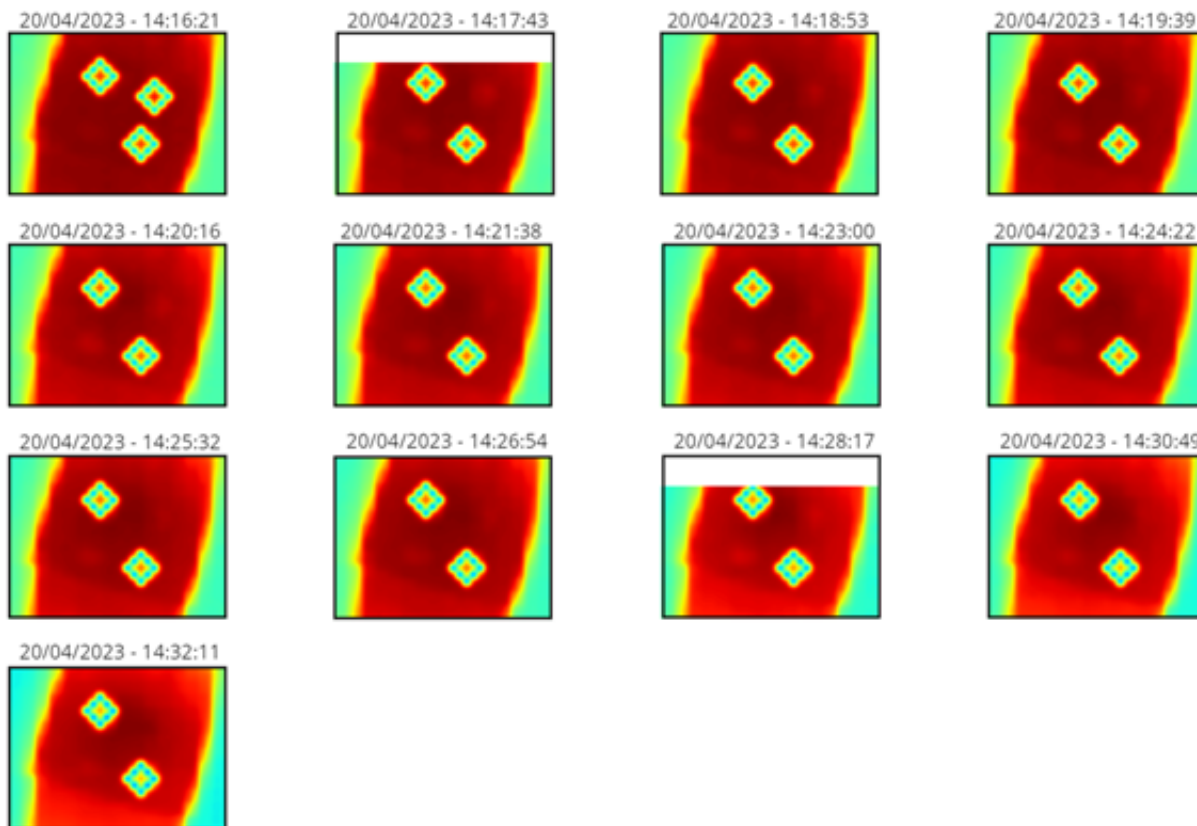
Tempo (minutos)	Temperatura do barramento (°C)	Delta Parafuso 1 (°C)	Delta Parafuso 2 (°C)	Delta Parafuso 3 (°C)	Delta Parafuso 4 (°C)
20/04/2023 - 14:16:21	64,550	7,269	3,649	-	7,250
20/04/2023 - 14:17:43	65,000	7,740	-	-	8,229
20/04/2023 - 14:18:53	65,380	8,499	-	-	8,969
20/04/2023 - 14:19:39	65,030	8,509	-	-	8,860
20/04/2023 - 14:20:16	66,640	10,270	-	-	10,640
20/04/2023 - 14:21:38	68,010	11,390	-	-	11,620
20/04/2023 - 14:23:00	68,960	11,899	-	-	12,259
20/04/2023 - 14:24:22	70,050	12,129	-	-	13,000
20/04/2023 - 14:25:32	70,920	12,770	-	-	13,610
20/04/2023 - 14:26:54	71,370	12,700	-	-	13,710
20/04/2023 - 14:28:17	75,260	15,890	-	-	16,890
20/04/2023 - 14:30:49	80,320	19,079	-	-	20,449
20/04/2023 - 14:32:11	84,710	21,039	-	-	22,519

Fonte: Do autor.

Nota-se que inicialmente, o algoritmo detectou o parafuso 2, que não havia sido afrouxado. Contudo, ao longo do tempo, esse parafuso, por estar em contato com a barra condutora, gradualmente igualou sua temperatura à do barramento, deixando de ser detectado pelo algoritmo. Além disso, os resultados apresentados na Tabela 2 revelam que o algoritmo desenvolvido conseguiu detectar e localizar corretamente os dois parafusos afrouxados desde o início do monitoramento.

Para esta configuração específica, o algoritmo começa a detectar a presença do parafuso quando a diferença de temperatura atinge 3,649 °C. As imagens térmicas processadas neste segundo ensaio são apresentadas na Figura 54.

Figura 54 – Resultado do processamento de todas as imagens da segunda configuração.



Fonte: Do autor.

4.3 ENSAIO 3

No terceiro ensaio, o algoritmo desenvolvido foi testado em um cenário onde inicialmente foi realizado um afrouxamento dos quatro parafusos presentes no barramento. Após 10 minutos do início do ensaio, um dos parafusos foi reapertado, com o objetivo de verificar, primeiro, se o parafuso passaria a atingir a mesma temperatura do barramento devido ao reaperto e, segundo, se o algoritmo seria capaz de notar essa alteração, deixando de assinalar o parafuso reapertado como frouxo.

Além disso, é importante ressaltar que para esta configuração, procedeu-se à modificação da corrente de entrada com o propósito de avaliar as variações de temperatura. Inicialmente, a temperatura foi aumentada, seguida por uma redução gradual da corrente de entrada, permitindo que o sistema iniciasse o resfriamento. Essa abordagem visa a análise da eficácia do algoritmo proposto em diferentes fases térmicas do sistema.

A partir dos resultados apresentados na Tabela 3 e na Figura 55 nota-se que o algoritmo foi capaz de inicialmente identificar quatro parafusos frouxos durante os primeiros 10 minutos do experimento, passando então a reconhecer apenas três parafusos após esse intervalo de tempo.

Tabela 3 – Tabela de diferença de temperatura da terceira configuração.

Tempo (minutos)	Temperatura do barramento (°C)	Delta Parafuso 1 (°C)	Delta Parafuso 2 (°C)	Delta Parafuso 3 (°C)	Delta Parafuso 4 (°C)
20/04/2023 - 14:39:23	75,280	7,439	-	-	-
20/04/2023 - 14:40:38	73,200	6,650	-	-	6,870
20/04/2023 - 14:42:00	71,830	5,289	-	-	6,879
20/04/2023 - 14:43:11	74,390	8,860	5,719	4,040	8,370
20/04/2023 - 14:44:33	75,950	10,430	8,030	4,909	9,719
20/04/2023 - 14:45:55	76,970	11,150	8,879	5,250	10,789
20/04/2023 - 14:47:17	78,110	10,760	11,390	5,189	12,319
20/04/2023 - 14:48:39	78,370	10,000	11,180	-	11,590
20/04/2023 - 14:49:50	78,930	10,040	10,960	-	10,340
20/04/2023 - 14:51:12	81,850	11,509	12,809	-	12,839
20/04/2023 - 14:52:34	87,490	13,799	16,659	-	16,539
20/04/2023 - 14:53:56	92,810	13,260	19,660	-	19,860
20/04/2023 - 14:55:18	97,540	14,030	20,760	-	20,140
20/04/2023 - 14:56:39	97,660	14,840	18,709	-	17,459
20/04/2023 - 14:58:00	94,550	9,780	14,890	-	13,170
20/04/2023 - 14:59:33	91,660	9,579	12,179	-	10,399
20/04/2023 - 15:00:54	89,930	9,570	10,870	-	9,520
20/04/2023 - 15:02:15	89,010	8,570	10,500	-	-
20/04/2023 - 15:03:35	87,650	8,030	9,760	-	-
20/04/2023 - 15:04:58	86,580	8,239	9,819	-	-
20/04/2023 - 15:06:20	85,280	7,590	9,219	-	7,579
20/04/2023 - 15:07:42	84,120	6,420	9,070	-	7,600
20/04/2023 - 15:08:53	83,340	8,010	9,880	-	8,280
20/04/2023 - 15:10:15	82,700	7,719	9,180	-	7,530
20/04/2023 - 15:11:37	82,170	7,420	8,810	-	7,579
20/04/2023 - 15:12:59	81,770	7,469	9,269	-	7,299
20/04/2023 - 15:14:22	81,240	7,399	8,299	-	7,030
20/04/2023 - 15:15:32	80,620	7,219	8,920	-	7,510

Fonte: Do autor.

A partir dos resultados apresentados na Tabela 3, é possível notar que neste terceiro ensaio, originalmente com 4 parafusos afrouxados, o monitoramento teve início com a detecção de apenas um parafuso frouxo. Isso ocorreu devido a falhas de comunicação do sensor que enviou valores NaN (não numéricos), resultando em imagens com partes ausentes. Em seguida, após um minuto do sistema estar atuando, o algoritmo passou a identificar 2 parafusos e, posteriormente, detectou os 4 que estavam afrouxados. A detecção gradual dos parafusos ao longo do tempo é resultado do aumento da diferença de temperatura entre barramento e parafusos, deixando-os mais visíveis nas imagens térmicas.

Entretanto, cerca de 10 minutos após o início do monitoramento, o parafuso 3 foi reapertado com um torque de 80 Nm, cessando sua detecção. O aperto aumentou a condutividade térmica, elevando assim a temperatura do parafuso 3 e conseqüentemente ocultando sua pelo algoritmo, o que é desejado. É relevante mencionar que no cenário avaliado, o algoritmo começou a identificar parafusos frouxos a partir de uma diferença de temperatura acima de 4,040 °C e, além disso, que durante um intervalo de tempo o algoritmo falhou, pois deixou de detectar o parafuso 4.

É factível analisar o processo no qual o algoritmo falhou ao fazer identificações, juntamente com as áreas da imagem que foram cortadas devido à presença de valores NaN, como evidenciado na Figura 55.

Além disso, foi observado que em 3 frames do processamento, não foi possível detectar o quarto parafuso, também apresentada na Figura 55. Esse problema surgiu devido à diferença de temperatura entre o parafuso e o barramento no momento em que a imagem foi capturada.

Nesse instante, houve uma menor variação de temperatura em comparação com as demais imagens, o que resultou em uma baixa intensidade na representação do parafuso após o processo laplaciano. Por possuir uma intensidade igual a 1, o quarto parafuso foi descartado durante o processamento. No entanto, na maioria das imagens analisadas, o quarto parafuso foi identificado como frouxo. Isso ressalta que, na maior parte do processamento, o algoritmo foi bem-sucedido na detecção de parafusos frouxos.

Figura 55 – Resultado do processamento de todas as imagens da terceira configuração.



Fonte: Do autor.

4.4 ENSAIO 4

No quarto e último ensaio, os três parafusos foram afrouxados novamente, aplicando-se um torque de 20 Nm. Entretanto, neste ensaio, introduziu-se uma considerável quan-

tidade de sujeira no barramento. Essa ação foi realizada com o propósito de simular um ambiente propenso à presença de partículas que poderiam interferir na qualidade das imagens térmicas obtidas, além disso, foi aplicado uma variação de temperatura no barramento, com o aumento da corrente de entrada. Dessa forma, o objetivo deste ensaio é avaliar a robustez do algoritmo em detectar apenas os parafusos frouxos, desconsiderando as impurezas, evitando a geração de falsos alarmes.

Tabela 4 – Tabela de diferença de temperatura do quarto ensaio.

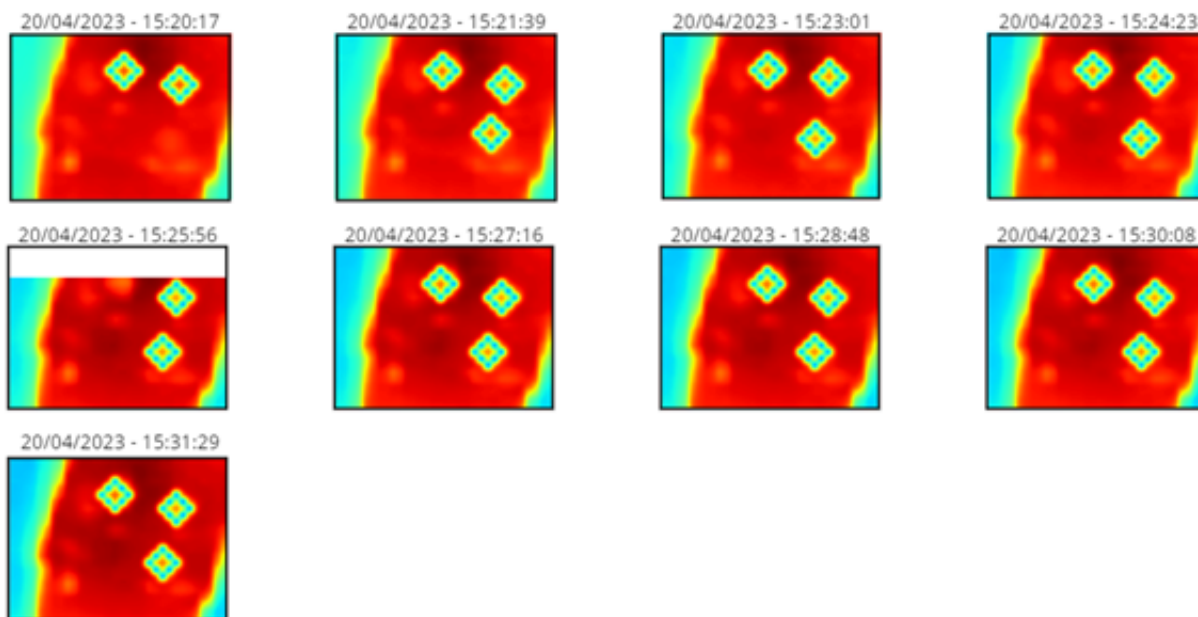
Tempo (minutos)	Temperatura do barramento (°C)	Delta Parafuso 1 (°C)	Delta Parafuso 2 (°C)	Delta Parafuso 3 (°C)	Delta Parafuso 4 (°C)
20/04/2023 - 15:20:17	77,38	8,699	9,239	-	-
20/04/2023 - 15:21:39	81,76	10,390	12,890	-	11,170
20/04/2023 - 15:23:01	86,16	12,159	15,079	-	14,879
20/04/2023 - 15:24:23	91,11	13,989	18,049	-	17,250
20/04/2023 - 15:25:56	92,99	-	16,429	-	15,379
20/04/2023 - 15:27:16	99,18	14,690	19,740	-	17,940
20/04/2023 - 15:28:48	102,73	14,680	20,049	-	18,200
20/04/2023 - 15:30:08	106,09	15,079	21,170	-	19,020
20/04/2023 - 15:31:29	108,28	14,510	20,239	-	17,810

Fonte: Do autor.

Observando os dados da Tabela 4 nota-se que o resultado obtido no quarto ensaio foi satisfatório, pois o algoritmo desenvolvido conseguiu desconsiderar interferências externas (sujeiras no barramento), detectando exclusivamente os parafusos frouxos do barramento. Além disso, observa-se que o algoritmo inicia a detecção dos parafusos quando se tem uma diferença de temperatura de 8,699 °C, isso ocorreu, pois a captura das imagens térmicas foi iniciada quando o sistema já estava há algum tempo em operação. Adicionalmente, nota-se que houve apenas dois momentos em que o algoritmo deixou de detectar os 3 parafusos que estavam afrouxados.

A Figura 56 apresenta as imagens térmicas capturas no quarto ensaio e os resultados de detecção de parafusos frouxos obtidos pelo algoritmo desenvolvido. Na primeira imagem térmica processada, nota-se que o parafuso 4 não foi detectado, isso ocorreu devido ao sistema ainda estar em processo de aquecimento. Além disso, durante a aquisição de imagem, ocorreu uma interrupção na comunicação, resultando em uma imagem cortada ocasionando a não detecção do parafuso 1.

Figura 56 – Resultado do processamento de todas as imagens da quarta configuração.



Fonte: Do autor.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho foi desenvolvido um sistema baseado em visão computacional para detecção e localização de parafusos frouxos em barramentos de transformadores a seco. Em particular, monitorar o estado de aperto de parafusos é de grande importância, visto que, barramentos com parafusos frouxos representam sérios problemas para indústrias e concessionárias, incluindo paradas técnicas não programadas, danos ao transformador e outros ativos conectados a ele.

Inicialmente no desenvolvimento deste trabalho, foram realizados ensaios elétricos (em ambiente de laboratório) com um grande número de sensores de medição de temperatura. Isso viabilizou a comparação entre diferentes tecnologias e respostas de diferentes sensores, que por sua vez, definiu que a tecnologia infravermelha é a mais adequada para a aplicação foco deste trabalho.

Especificamente, a execução do segundo ensaio foi fundamental para todo o trabalho, uma vez que sua implementação possibilitou uma análise técnica comparativa entre alguns sensores infravermelho, visando identificar o mais adequado para monitorar um barramento de transformador a seco. Essa seleção foi crucial, pois a adoção de um sensor infravermelho capaz de gerar imagens térmicas possibilitou a implementação de um algoritmo de visão computacional para identificação de parafusos com baixo toque de aperto, responsáveis pelo superaquecimento no barramento.

O objetivo do algoritmo desenvolvido neste trabalho é detectar por meio do processamento de imagens térmicas parafusos frouxos. No entanto, é crucial que o mesmo não envie alertas falsos, ou seja, não indique problemas de parafusos frouxos quando não há, nem identifique elementos que não sejam os parafusos, como sujeira, por exemplo. Dessa forma, para avaliar a robustez do algoritmo desenvolvido, foram realizados quatro ensaios diferentes, ajustando o aperto dos parafusos e simulando diferentes ambientes de operação, desde um controlado até um mais agressivo. Particularmente, em um dos ensaios realizados foram depositadas partículas de sujeira no barramento que poderiam dificultar a identificação dos parafusos frouxos, onde o algoritmo se mostrou eficiente ao lidar com essa situação, conseguindo ignorar as partículas, detectando e localizando exclusivamente os parafusos frouxos.

Referente aos resultados alcançados na detecção de parafusos soltos, observou-se que o algoritmo inicia a identificação dos parafusos a partir de uma diferença de temperatura de aproximadamente 4 °C entre o parafuso e o barramento. No entanto, não foi possível definir um valor temperatura específico a partir da qual a frouxidão do parafuso no barramento torna-se prejudicial ao transformador, pois seria necessário a realização de mais ensaios em diferentes condições de operação ou a instalação do sistema em um transformador real, o que esteve fora do escopo deste trabalho.

Portanto, conclui-se que o algoritmo desenvolvido neste trabalho de conclusão de

curso, obteve resultados muito bons, apresentando baixa taxa de falha de identificação, detectando de forma correta os parafusos frouxos, inclusive em condições de operação mais adversas (como na presença de sujeira no barramento). Vale ressaltar que as falhas observadas foram normalmente resultantes de erros de renderização de imagem térmica ocasionada por falhas comunicação do sensor.

Por fim, como propostas de trabalhos futuros, com intuito de aprimorar o funcionamento do sistema atual, sugere-se:

1. Realizar mais ensaios visando adquirir uma maior quantidade de imagens térmicas para aprimorar o algoritmo, garantindo a sua correta operação em diversas condições e por um período prolongado.
2. Utilizar o sistema desenvolvido em um ambiente fora do laboratório, visando avaliar o seu desempenho em condições reais de operação.
3. Realizar estudos mais aprofundados para determinar o valor preciso de temperatura no qual o afrouxamento dos parafusos começa a impactar negativamente o funcionamento do transformador.

REFERÊNCIAS

- ARTERO, ALMIR OLIVETTE; TOMMASELLI, ANTONIO MARIA GARCIA. Limiarização Automática de Imagens Digitais. **Bulletin of Geodetic Sciences**, v. 6, n. 1, 2018.
- BAO, YJ; CHENG, Ka Wai Eric; DING, K; WANG, DH. The study on the busbar system and its fault analysis. *In*: IEEE. 2013 5th International Conference on Power Electronics Systems and Applications (PESA). [*S.l.*: *s.n.*], 2013. P. 1–7.
- BRAUNOVIC, Milenko. Effect of connection design on the contact resistance of high power overlapping bolted joints. **IEEE transactions on components and packaging technologies**, IEEE, v. 25, n. 4, p. 642–650, 2002.
- BUDZIER, Helmut; GERLACH, Gerald. **Thermal infrared sensors: theory, optimisation and practice**. [*S.l.*]: John Wiley & Sons, 2011.
- BURGER, Wilhelm; BURGE, Mark J. **Digital Image Processing: An Algorithmic Introduction**. [*S.l.*]: Springer Nature, 2022.
- CHAPMAN, Stephen J. **Fundamentos de máquinas elétricas**. [*S.l.*]: AMGH editora, 2013.
- CORKE, Peter I; JACHIMCZYK, Witold; PILLAT, Remo. **Robotics, vision and control: fundamental algorithms in MATLAB**. [*S.l.*]: Springer, 2011. v. 73.
- COUTINHO, Diego A; RAMBORGGER, Fernando F; JUNIOR, Antonio A Ferreira; BOAS, Evandro C Vilas. Algoritmo Rápido para Cálculo de Centróide de Imagem com Sensores Digitais de Sol do tipo CMOS para aplicação em Pequenos Satélites. **Proc. XXXIX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais-SBrT**, p. 1–4, 2021.
- GADE, Rikke; MOESLUND, Thomas B. Thermal cameras and applications: a survey. **Machine vision and applications**, Springer, v. 25, p. 245–262, 2014.
- GONZALEZ, Rafael C. **Digital image processing**. [*S.l.*]: Pearson education india, 2009.

- HE, Lifeng; CHAO, Yuyan; SUZUKI, Kenji. Two efficient label-equivalence-based connected-component labeling algorithms for 3-D binary images. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 20, n. 8, p. 2122–2134, 2011.
- KOCH, Alexander W. **Measurement and Sensor Systems: A Comprehensive Guide to Principles, Practical Issues and Applications**. [S.l.]: Springer Nature, 2023.
- KUMAR, M Ajay; GOUD, N Sravan; SREERAM, R; PRASUNA, R Gnana. Image processing based on adaptive morphological techniques. *In*: IEEE. 2019 International Conference on Emerging Trends in Science and Engineering (ICESE). [S.l.: s.n.], 2019. v. 1, p. 1–4.
- LACASSAGNE, Lionel; ZAVIDOVIQUE, Bertrand. Light speed labeling: efficient connected component labeling on RISC architectures. **Journal of Real-Time Image Processing**, Springer, v. 6, p. 117–135, 2011.
- LOMOV, N; SIDYAKIN, S. Morphological Moments of Binary Images. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, Copernicus GmbH, v. 42, p. 19–25, 2017.
- MARQUES FILHO, Ogê; NETO, Hugo Vieira. **Processamento digital de imagens**. [S.l.]: Brasport, 1999.
- MOHAN, Vaka Murali; KANAKA DURGA, R; DEVATHI, Swathi; SRUJAN RAJU, K. Image processing representation using binary image; grayscale, color image, and histogram. *In*: SPRINGER. PROCEEDINGS of the Second International Conference on Computer and Communication Technologies: IC3T 2015, Volume 3. [S.l.: s.n.], 2016. P. 353–361.
- NUNN, T. A comparison of liquid-filled and dry-type transformer technologies. *In*: IEEE. 2000 IEEE-IAS/PCA Cement Industry Technical Conference. Conference Record (Cat. No. 00CH37047). [S.l.: s.n.], 2000. P. 105–112.
- OTSU, Nobuyuki. A threshold selection method from gray-level histograms. **IEEE transactions on systems, man, and cybernetics**, IEEE, v. 9, n. 1, p. 62–66, 1979.
- PAES, Vitor Furtado *et al.* Resultados de incerteza de calibração para sensores infravermelho do tipo MEMS termopilha. Universidade Federal de Minas Gerais, 2021.

PATRO, SGOPAL; SAHU, Kishore Kumar. Normalization: A preprocessing stage. **arXiv preprint arXiv:1503.06462**, 2015.

PEGORETTI, Hugo Ferrari. Rastreamento de múltiplos objetos utilizando filtro de Kalman. Blumenau, SC, 2021.

PRATT, William K. **Digital image processing: PIKS Scientific inside**. [S.l.]: Wiley Online Library, 2007. v. 4.

REDDY, B Koti. Latest Trends In Use Of Transformer Oils. **International Journal of Engineering Trends and Technology**, v. 67, p. 37–39, jul. 2019.

RISDIYANTO, Agus; ARIFIN, Maulana; KHAYAM, Umar *et al.* Study on temperature distribution at busbar connection based on contact resistance of different plating contact surface. *In: IEEE. 2013 Joint International Conference on Rural Information & Communication Technology and Electric-Vehicle Technology (rICT & ICeV-T)*. [S.l.: s.n.], 2013. P. 1–6.

THOMAZINI, Daniel; ALBUQUERQUE, Pedro Urbano Braga de. **Sensores industriais: fundamentos e aplicações**. [S.l.]: Saraiva Educação SA, 2020.

TWOGOOD, R. E.; SOMMER, F. Graham. Digital Image Processing. **IEEE Transactions on Nuclear Science**, v. 29, n. 3, p. 1075–1086, 1982.

TYAGI, Vipin. **Understanding digital image processing**. [S.l.]: CRC Press, 2018.

UMANS, Stephen D. **Máquinas Elétricas de Fitzgerald e Kingsley-7**. [S.l.]: AMGH Editora, 2014.

WALCZYK, Robert; ARMITAGE, Alistair; BINNIE, David. Comparative study on connected component labeling algorithms for embedded video processing systems., 2010.

WEBER, Xavier. **Implementing a Connected Component Labeling algorithm from scratch**. [S.l.], 2023. Disponível em: <https://towardsdatascience.com/implementing-a-connected-component-labeling-algorithm-from-scratch-94e1636554f>. Acesso em: 23 out. 2023.

WEG. **Transformadores WEG Equipamentos elétricos S.A.** [S.l.], 2023. Disponível em: <https://www.weg.net/catalog/weg/BR/pt/Gera%C3%A7%C3%A3o%2C->

[Transmiss% C3%A3o-e-Distribui% C3%A7% C3%A3o/c/GLOBAL_GTD](#). Acesso em: 10 out. 2023.

YASEIN, Mohamed S.; AGATHOKLIS, Pan. An Image Normalization Technique based on Geometric Properties of Image Feature Points. *In*: 2007 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. [S.l.: s.n.], 2007. P. 116–121.