



CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

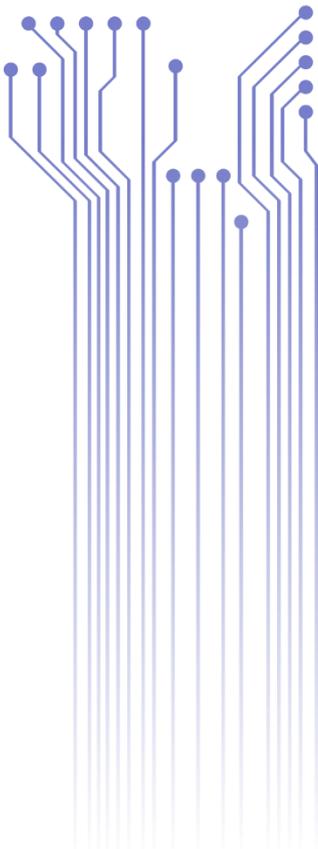


Universidade Federal de Sergipe



BRUNO VINICIUS SILVEIRA ARAUJO

DISSERTAÇÃO  
MONITORAMENTO DE PARA-RAIOS DE ZNO COM  
USO DE REDES NEURAS CONVOLUTIVAS E  
PROCESSAMENTO DE IMAGEM



São Cristóvão  
2023

BRUNO VINICIUS SILVEIRA ARAUJO

MONITORAMENTO DE PARA-RAIOS DE ZNO COM USO DE  
REDES NEURAS CONVOLUTIVAS E PROCESSAMENTO DE  
IMAGEM

*Dissertação submetida à Coordenação do  
Programa de Pós-graduação em Engenharia  
Elétrica da Universidade Federal de Sergipe  
como parte dos requisitos necessários para a  
obtenção do grau de Mestre em Ciências no  
Domínio da Engenharia Elétrica.*

Orientador:

Professor Tarso Vilela Ferreira, D. Sc.

Coorientador:

Professor George Victor Rocha Xavier, D. Sc.

São Cristóvão  
2023

BRUNO VINICIUS SILVEIRA ARAUJO

MONITORAMENTO DE PARA-RAIOS DE ZNO COM USO  
DE REDES NEURAS CONVOLUTIVAS E PROCESSAMENTO  
DE IMAGEM

*Dissertação submetida à Coordenação do  
Programa de Pós-graduação em Engenharia  
Elétrica da Universidade Federal de Sergipe  
como parte dos requisitos necessários para a  
obtenção do grau de Mestre em Ciências no  
Domínio da Engenharia Elétrica.*

Aprovado em 18/08/23

**Professor Douglas Bressan Riffel, D. Sc.**  
Universidade Federal de Sergipe  
Avaliador

**Professor Edmar Candeia Gurjão, D. Sc.**  
Universidade Federal de Campina Grande  
Avaliador

**Professor Estácio Tavares Wanderley Neto, D. Sc.**  
Universidade Federal de Itajubá  
Avaliador

**Professor Tarso Vilela Ferreira, D. Sc.**  
Universidade Federal de Sergipe  
Orientador

**Professor George Victor Rocha Xavier, D. Sc.**  
Universidade Federal de Sergipe  
Coorientador



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE  
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA  
COORDENAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA-PROEE

## TERMO DE APROVAÇÃO

# "MONITORAMENTO DE PARA-RAIOS DE ZNO COM USO DE REDES NEURAIS CONVOLUTIVAS E PROCESSAMENTO DE IMAGEM"

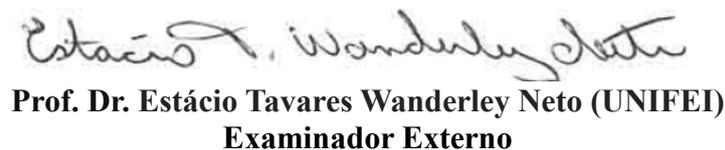
Discente:

**Bruno Vinícius Silveira Araújo**

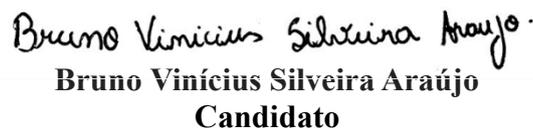
Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Sergipe, como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada pela banca examinadora composta por:

  
Prof. Dr. Douglas Bressan Riffel (PROEE/UFS)  
Presidente

  
Prof. Dr. Estácio Tavares Wanderley Neto (UNIFEI)  
Examinador Externo

  
Prof. Dr. Edmar Candeia Gurjão (UFCG)  
Examinador Externo

  
Bruno Vinícius Silveira Araújo  
Candidato

Cidade Universitária "Prof. José Aloísio de Campos", 18 de agosto de 2023.

**FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE**

A663m Araujo, Bruno Vinicius Silveira  
Monitoramento de para-raios de ZnO com uso de redes neurais convolutivas e processamento de imagem / Bruno Vinicius Silveira Araujo ; orientador Tarso Vilela Ferreira. - São Cristóvão, 2023.  
109 f. : il.

Dissertação (mestrado em Engenharia elétrica) – Universidade Federal de Sergipe, 2023.

1. Correntes elétricas. 2. Para-raios. 3. Redes neurais (Computação). 4. Sistemas imageadores – Qualidade da imagem. I. Ferreira, Tarso Vilela orient. II. Título.

CDU 621.3

Dedico este trabalho ao meu avô materno, que me proporcionou a oportunidade de estudar e me dedicar à vida acadêmica, além de ter me ensinado, por meio de suas ações, o valor do trabalho e o quão importante é o foco e a determinação.

## AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha avó, Maria Fontes, e minha mãe, Mireile Fontes, por me proporcionarem uma boa educação e, em conjunto com meus irmãos, Breno e Daniel Silveira, por me fornecerem força e coragem, as quais foram essenciais para a superação de todas as adversidades ao longo desta caminhada.

Agradeço também a meu pai por me proporcionar uma boa educação e suporte. Outrossim, agradeço a toda minha família, em especial às minhas tias Marinalva, Vania e Sandra, que com todo carinho e apoio, não mediram esforços para eu chegar a esta etapa da minha vida.

Agradeço a todos os meus amigos e companheiros do Laboratório de Automação, Controle e Simulação (LACS) do Núcleo de Pesquisa em Petróleo e Gás (NUPEG), que adquiri no decorrer do curso de engenharia, por todo apoio. Todos foram essenciais para que eu conseguisse alcançar todos os meus objetivos e em momento algum cogitasse desistir. Em especial, gostaria de citar nominalmente Gustavo Aragão Rodrigues, meu grande amigo e parceiro de pesquisa, que foi fundamental na minha evolução como pesquisador; Johnny Herbert Paixão De Oliveira, que se tornou um amigo e cujo apoio foi fundamental na minha trajetória acadêmica no mestrado.

Agradeço a inúmeras pessoas. Dentre tantos, gostaria de citar Abraão Martins, Daniella Bezerra, Diego Souza, Elen Fontes, Fran Madureira, Mayane Menezes, Myrian Garcez, Carlos Wilker, Gabriela Bezerra, Italo Almeida, Lorena Andrade, Lucas Aragão, Marilaine Souza, Natália Reis, Nataly Mendonça e Renato Fagundes por todo apoio e compreensão.

Agradeço aos meus amigos e orientadores, o Prof. Dr. Tarso Vilela Ferreira e o Prof. Dr. George Victor Rocha Xavier, por todo o conhecimento e suporte no desenvolvimento deste e de outros trabalhos, além de toda a evolução pessoal e profissional que me auxiliaram a adquirir.

Enfim, agradeço a todos que, de alguma forma, passaram pela minha vida e contribuíram para a construção de quem sou hoje.

*“A inteligência é a capacidade de se adaptar à mudança”*

Stephen Hawking,

## RESUMO

O monitoramento e a manutenção preventiva de equipamentos elétricos de alta tensão são vitais para prevenir falhas e garantir o pleno funcionamento do Sistema Elétrico de Potência. O monitoramento por infravermelho se destaca por sua praticidade, segurança e capacidade de usar a temperatura como um indicador relevante da integridade estrutural e dos componentes dos equipamentos. Nesta dissertação, é proposto um método para o monitoramento da condição operacional de para-raios de óxido de zinco (ZnO) a partir de medições térmicas do equipamento. Para isso, utilizou-se uma rede neural convolucional e processos de visão computacional com o objetivo de detectar, segmentar e extrair o perfil térmico destes equipamentos. Além disso, foi empregado um algoritmo para alinhar os perfis térmicos dos equipamentos, possibilitando a comparação, identificação de similaridades e classificação da integridade operacional. Dessa forma, foi possível uma avaliação mais acurada e abrangente de para-raios de ZnO, contribuindo para o seu monitoramento contínuo e diagnóstico eficiente. Termografias de equipamentos de uma subestação de 500 kV e termografias de ensaios laboratoriais foram usadas e analisadas. Os ensaios em laboratório incluíram equipamentos saudáveis e com defeitos intencionais. O algoritmo de detecção apresentou bons índices de precisão de 0,861, recall de 0,855,  $mAP50$  de 0,903 e  $mAP50:95$  de 0,615, possibilitando um processo de detecção e segmentação preciso. Ao aplicar o método proposto, os índices de classificação foram condizentes, indicando corretamente tanto os equipamentos em condição normal de operação quanto os equipamentos defeituosos, apesar das variações devido ao erro de medição do termovisor, flutuações na distância e angulação e influências ambientais. Outrossim, avaliando os equipamentos saudáveis e com defeitos aplicados, o método proposto obteve assertividade de 100% na identificação da anomalia térmica, além de sua localização.

**Palavras-chave:** Detecção, Monitoramento, Para-raios, Termografia; Visão computacional.

# ABSTRACT

Monitoring and preventive maintenance of high-voltage electrical equipment are vital to prevent failures and ensure the smooth operation of the Power Electrical System. Infrared monitoring stands out for its convenience, safety, and ability to use temperature as a relevant indicator of the structural integrity and components health of the equipment. In this dissertation, a method is proposed for monitoring the operational condition of ZnO lightning arresters based on thermal measurements of the equipment. To achieve this, a convolutional neural network and computer vision processes were used to detect, segment, and extract the thermal profile of these devices. Additionally, an algorithm was employed to align the thermal profiles of the equipment, enabling comparison, identification of similarities, and classification of operational integrity. This allowed for a more accurate and comprehensive evaluation of ZnO lightning arresters, contributing to their continuous monitoring and efficient diagnosis. Thermal imaging of equipment from a 500 kV substation and thermal imaging from laboratory tests were used and analyzed. The laboratory tests included both healthy and intentionally defective equipment. The detection algorithm exhibited good precision rates of 0.861, a recall of 0.855, an *mAP50* of 0.903, and an *mAP50: 95* of 0.615, enabling an accurate detection and segmentation process. When applying the proposed method, the classification rates were consistent, correctly identifying both equipment in normal operating conditions and faulty equipment, despite variations due to thermal imager measurement errors, fluctuations in distance and angles, and environmental influences. Furthermore, when evaluating healthy equipment and those with applied defects, the proposed method achieved a 100% accuracy in identifying thermal anomalies, along with their localization.

**Keywords:** Detection, Monitoring, Surge Arresters, Thermography, Computer Vision.

# LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Para-raios de ZnO. ....	21
Figura 2: Estrutura construtiva (seção transversal) de um para-raios de ZnO. ....	22
Figura 3: Varistores. ....	22
Figura 4: Sistema de fixação de um para-raios. ....	23
Figura 5: Sistema de vedação de um para-raios de ZnO. ....	25
Figura 6: Curva característica V-I de um para-raios de ZnO de 420kV. ....	26
Figura 7: Espectro eletromagnético. ....	33
Figura 8: Diagrama esquemático do funcionamento de um termovisor. ....	34
Figura 9: Distribuição espectral da excitância de corpos à temperatura de 100 K a 5.800 K. ....	36
Figura 10: radiação total incidente e seus coeficientes. ....	38
Figura 11: Fatores captados por um termovisor. ....	39
Figura 12: Termografia de um transformador de corrente. (a) com incidência solar direta; (b) sem incidência solar. ....	42
Figura 13: Reflexo solar em uma conexão de baixa emissividade. (a) imagem no espectro visível; (b) imagem térmica. ....	43
Figura 14: Termografias para diferentes FOV. (a) Campo de visão de 24°; (b) Campo de visão de 12°; (c) Campo de visão de 7°. ....	45
Figura 15: Imagem monocromática e a convenção do par de eixos $(x, y)$ . ....	49
Figura 16: Modelo RGB. ....	50
Figura 17: Operações lógicas. ....	52
Figura 18: Translação: (a) imagem original; (b) imagem trasladada. ....	55
Figura 19: Rotacionamento. (a) imagem original; (b) imagem rotacionada. ....	55
Figura 20: Segmentação baseado em pontos. ....	59
Figura 21: Modelo <i>YOLO</i> . ....	63
Figura 22: Interseção sobre União. (a) bounding box predita e bounding box de referência (ground-truth); (b) Interseção; (c) União. ....	64
Figura 23: Alinhamento entre duas séries temporais. ....	66
Figura 24: Termografias capturadas. (a) isolador de pedestal; (b) para-raios; (c) disjuntor. ....	81
Figura 25: Fluxograma do processamento da matriz de temperatura e da imagem térmica. ....	84
Figura 26: Processamento da imagem térmica antes e após o rotacionamento. ....	86
Figura 27: Processo de alinhamento de perfis térmicos. ....	87
Figura 28: Detecção de termografia de para-raios. (a) dia 03/03/03 às 12h; (b) dia 17/03/23 às 11h; (c) dia 23/03/23 às 10h. ....	91
Figura 29: (a) Termografia 1; (b) Termografia 2; (c) termografia 3; (d) termografia 4; (e) termografia 5; (f) Termografia 6; (g) termografia 7; (h) termografia 8. ....	91
Figura 30: Perfis térmicos de 8 termografia de um mesmo para-raios, no mesmo dia e horário. ....	92
Figura 31: Sinais 1 e 2 respectivamente, referência e analisado, após alinhamento. ....	92
Figura 32: $\Delta T_{limiar}$ entre os sinais 1 e 2, respectivamente, referência e analisado. ....	93
Figura 33: Termografia de para-raios as 11h. (a) Fase A; Fase C. ....	95
Figura 34: (a) Perfis térmicos de termografias de para-raios (fase A e C) às 11h; $\Delta T_{limiar}$ . de termografias de para-raios (fase A e C) às 11h. ....	95
Figura 35: Termografia de para-raios as 19h. ....	96
Figura 36: (a) Perfis térmicos de termografias de para-raios (fase A e C) às 19h; (b) $\Delta T_{limiar}$ . de termografias de para-raios (fase A e C) às 19h. ....	97
Figura 37: Perfis térmicos extraídos de um para-raios saudável (sinal referência) e após a perda de estanqueidade (sinal analisado). ....	98
Figura 38: Termografia do para-raios em condição saudável e após a perda de estanqueidade, juntamente com os perfis térmicos alinhados e a curva $\Delta T_{limiar}$ . ....	99
Figura 39: (a) Perfis térmicos de termografias de para-raios saudáveis e defeituosos (poluição); $\Delta T_{limiar}$ . de termografias para-raios saudáveis e defeituosos (poluição). ....	102

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Quadro sinóptico. ....	79
Tabela 2: Condições qualificavas de avaliação. ....	89
Tabela 3: Parâmetros de desempenho do algoritmo de detecção. ....	90
Tabela 4: $\Delta T_{limiar}$ para cada ângulo nos cinco horários analisados.....	94
Tabela 5: $\Delta T_{limiar}$ dos perfis térmicos extraídos de cada defeito e casos analisados. ....	100

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CNN	Convolutional Neural Network
DTW	Dynamic Time Warping
FCM	Fuzzy C Means
FN	Falsos Negativos
FOV	Field of View
FP	Falsos Positivos
IFOV	Instantaneous Field of View
IoU	Intersection Over Union
IV	Infravermelho
mAP	Mean Average Precision
MALO	Modified Ant Lion Optimization
ZnO	Óxido de Zinco
PR	Para-Raios
RF	Random Forest
RNA	Redes Neurais Artificiais
RTV	Room Temperature Vulcanizing
SDK	Kit de Desenvolvimento De Software
SE	Subestação
SEP	Sistema Elétrico de Potência
SiC	Carboneto de Silício
SSD	Single Shot Multibox Detector
SVA	Sistema de Visão Artificial
SVM	Support Vector Machines
TC	Transformador de Corrente
TP	Transformador de Potencial
UV	Ultravioleta
VP	Verdadeiros Positivos
VLAD	Vector of Locally Aggregated Descriptors
YOLO	You Only Look Once

## LISTA DE SÍMBOLOS

$\alpha$	Absorção ou Absortividade
$\theta$	Ângulo de Rotação
$\lambda$	Comprimento de Onda
$k_B$	Constante de Boltzmann
$\sigma$	Constante de Stefan-Boltzmann
$h$	Constante de Planck
$I_C$	Corrente de Fuga Capacitiva
$I_r$	Corrente de Fuga Resistiva
$I_t$	Corrente de Fuga Total
$\Delta y, t_y, y_1$	Deslocamento no Eixo Horizontal
$\Delta x, t_x, x_1$	Deslocamento no Eixo Vertical
$\varepsilon$	Emissividade do Corpo Analisado
$\varepsilon_\lambda$	Emissividade do Objeto Analisado
$M_\lambda$	Excitância Espectral
$M_{b\lambda}$	Excitância Espectral do Corpo Negro
$M_{bin}$	Matriz Binária
$M_T$	Matriz de Transformação.
$M_{Temp}$	Matriz de Temperatura
$W_{atm}$	Radiação Emitida pela Atmosfera
$W_{obj}$	Radiação Emitida pelo Objeto
$W_{refl}$	Radiação Refletida pelo Objeto
$W_{tot}$	Radiação Total Captada pelo Termovisor
$\rho$	Reflexão ou Refletividade
$T_{cn}$	Temperatura Absoluta do Corpo Negro
$T_{ob}$	Temperatura Absoluta do Objeto Sob Inspeção
$T_{norm}$	Temperatura Padrão de Operação
$\gamma$	Transmissão ou Transmissividade
$\tau$	Transmissividade Atmosférica
$L_m$	Temperatura Medida pelo Termovisor
$c$	Velocidade da Luz no Vácuo

# SUMÁRIO

1	Introdução.....	15
1.1	Motivação .....	16
1.2	Objetivos .....	18
1.3	Estrutura do texto.....	18
2	Fundamentação Teórica.....	20
2.1	Para-raios .....	20
2.1.1	Características construtivas de para-raios de oxido de zinco.....	21
2.1.2	Características eletrotérmicas .....	25
2.1.3	Fatores de degradação .....	27
2.1.3.1	Distribuição de tensão .....	28
2.1.3.2	Corrente de fuga.....	29
2.1.3.3	Distribuição térmica .....	30
2.1.3.4	Reações químicas com contaminantes do meio ambiente.....	31
2.1.4	Monitoramento .....	32
2.2	Termografia .....	33
2.2.1	Princípios físicos.....	34
2.2.2	Influência de fatores ambientais .....	40
2.2.2.1	Temperatura ambiente.....	40
2.2.2.2	Radiação Solar .....	41
2.2.2.3	Vento.....	43
2.2.2.4	Umidade do ar.....	43
2.2.3	Influências de fatores técnicos.....	44
2.2.3.1	Características do termovisor .....	44
2.2.3.2	Condições do equipamento sob inspeção .....	45
2.2.3.2.1	Localização .....	46
2.2.3.2.2	Condição da superfície: Emissividade .....	46
2.3	Processamento digital de imagens .....	47
2.3.1	Aquisição de imagens.....	48
2.3.2	Pré-processamento.....	50
2.3.2.1	Transformação de cor.....	50
2.3.2.2	Transformações aritméticas e lógicas.....	52
2.3.2.3	Transformações geométricas .....	53
2.3.2.3.1	Translação.....	54
2.3.2.3.2	Rotação .....	55
2.3.2.4	Operações morfológicas .....	56
2.3.2.4.1	Dilatação e Erosão .....	56
2.3.2.4.2	Abertura e Fechamento .....	58
2.3.3	Segmentação.....	58

2.3.4	Extração de características.....	61
2.4	You only look once (YOLO) .....	62
2.5	DTW .....	66
2.5.1	DTW customizado .....	68
2.5.1.1	Tamanho de passo e largura da janela .....	69
2.5.1.2	Pesos locais .....	70
3	Revisão bibliográfica.....	71
3.1	Análise das contribuições dos trabalhos correlatos .....	77
4	Metodologia.....	80
4.1	Composição da base de dados.....	81
4.2	Extração da matriz de temperatura.....	83
4.3	Processamento da matriz de temperatura e da imagem térmica.....	83
4.4	Alinhamento dos perfis térmicos .....	87
4.5	Diagnóstico do equipamento.....	89
5	Resultados e discussões .....	90
6	Conclusões.....	103
6.1	Trabalhos futuros .....	104
	Referências .....	106

# 1 INTRODUÇÃO

Os sistemas elétricos de potência (SEP) desempenham um papel crucial na conversão e transporte da energia elétrica, garantindo o fornecimento aos centros consumidores. O SEP é composto por diferentes elementos, incluindo centrais geradoras, linhas de transmissão e sistemas de distribuição. Ademais, para transmitir grandes blocos de energia com perdas mínimas, faz-se necessário realizar transformações de tensão e corrente em diferentes estágios. Essa função é realizada pelas subestações, as quais desempenham um papel indispensável, permitindo o controle e a distribuição eficiente da energia elétrica (STEVENSON, 1974).

Uma subestação (SE) pode ser definida, genericamente, como um conjunto de sistemas interdependentes projetados para atingir um objetivo comum: atender às necessidades do sistema elétrico de forma eficiente, levando em consideração os custos envolvidos (FRONTIN, 2013). Uma subestação, idealmente, deve oferecer: confiabilidade adequada ao sistema elétrico; facilidades e segurança para manutenção, expansões e boa visibilidade de seus componentes; equipamentos no pátio de manobras capazes de lidar com as demandas do sistema e; um sistema de comando e proteção que atue de maneira segura e eficaz (FRONTIN, 2013)

Dentre os equipamentos que compõem uma SE, destacam-se os transformadores, isoladores, transformadores de potencial (TP), transformadores de corrente (TC), chaves seccionadoras, disjuntores, para-raios (PR) entre outros. Esses equipamentos são expostos a condições ambientais, como a presença de poluição salina, além de situações adversas e imprevisíveis, como descargas atmosféricas e sobretensões de manobra. Esses fatores representam um risco potencial de danos para esses equipamentos, tais como aquecimento trilhamento da coluna isolante, curtos-circuitos, flashover etc. Sendo assim, podendo resultar em interrupções no fornecimento de energia ou comprometer sua qualidade, além de acarretar multas para as centrais de geração, transmissão e distribuição (STEVENSON, 1974).

Portanto, é crucial que os equipamentos que compõem o SEP estejam sempre em plenas condições operacionais. Assim, a manutenção adequada e o monitoramento constante desses equipamentos são essenciais para antever falhas, garantir o pleno desempenho e a confiabilidade do sistema elétrico de potência.

Dentre as diversas técnicas de monitoramento existentes, o monitoramento por infravermelho se destaca por ser uma técnica não invasiva, por sua praticidade, segurança e, principalmente, devido à temperatura do equipamento ser um dos indicadores mais relevantes quanto à sua integridade estrutural e de seus componentes (BAGAVATHIAPPAN, LAHIRI, *et al.*, 2013).

## 1.1 MOTIVAÇÃO

O diagnóstico de falhas em equipamentos elétricos com base em termografias pode ser dividido em três abordagens: inspeção visual de falhas, diagnóstico de falhas assistido por máquina ou semiautomático, e identificação inteligente de falhas baseada em imagem infravermelha (XIA, REN, *et al.*, 2021). Na inspeção visual, profissionais qualificados e experientes desempenham um papel fundamental em todo o processo, envolvendo a identificação visual de objetos, a captura de imagens térmicas, a busca por regiões anômalas, como aquelas que apresentam superaquecimento, e a análise dos dados obtidos. Embora essa abordagem seja flexível em termos de aplicação em campo, ela é excessivamente dependente da experiência subjetiva e pode se tornar impraticável em uma subestação inteira.

Dessa forma, para otimizar e tornar mais objetivo o processo de inspeção, são utilizados o processamento digital de imagem, a visão computacional e o aprendizado de máquina, visando realizar um diagnóstico de falha mais rápido e preciso. O diagnóstico de falhas assistido por máquina, também conhecido como diagnóstico de falhas semiautomático, utiliza computadores para a detecção inicial do alvo, extração de informações térmicas e avaliação da falha de superaquecimento com critérios de análise, tais como variação entre o ponto analisado e a temperatura ambiente (ZOU e HUANG, 2015). No entanto, a identificação, segmentação e extração de características térmicas da região de interesse em imagens infravermelhas, que contêm informações de fundo diversas, representam um desafio no processo de análise assistido por máquina.

Diante disso, realiza-se a identificação inteligente de falhas baseada em imagem térmica, na qual são aplicados algoritmos de aprendizado profundo para aprimorar a detecção e segmentação da região de interesse em ambientes complexos. Essa abordagem de identificação possui a capacidade de autoaprendizagem e generalização, uma vez que os algoritmos de inteligência artificial podem reconhecer simultaneamente diversos tipos de dispositivos por meio de modelos treinados, sem intervenção humana (XIA, REN, *et al.*, 2021). Essa tecnologia oferece um avanço significativo na eficiência e precisão do diagnóstico de falhas em equipamentos elétricos, contribuindo para a melhoria da segurança e confiabilidade do SEP.

Sendo assim, diversos estudos têm como objetivo principal a detecção da região onde ocorre a anomalia térmica, especificamente aquecimento, e a extração dos valores de temperatura para fins de diagnóstico. No entanto, ao focar exclusivamente nos pontos ou áreas quentes, pode-se negligenciar outros defeitos que estão surgindo em outros locais do equipamento, mas que ainda não se destacam como pontos quentes ou frios. Portanto, uma análise do perfil térmico do equipamento possibilita não apenas a detecção de pontos quentes e outras anomalias térmicas, mas também a localização automática da anomalia. Outrossim, essa análise permite antecipar regiões que possam se tornar anômalas termicamente no futuro, oferecendo assim uma visão mais abrangente e preditiva do estado do equipamento.

Na presente dissertação, propõe-se um método de diagnóstico automático de falhas em equipamentos elétricos, sendo o para-raios o equipamento em estudo. No método proposto, utiliza-se uma rede neural convolucional e processos de visão computacional. Para isso, foram coletados perfis térmicos de para-raios, especificamente a coluna isolante, em diferentes ângulos e horários na subestação da Usina Termoeletrica Porto de Sergipe I. Também foram empregadas termografias disponíveis no trabalho de Wanderley Neto (2007), tanto de para-raios saudáveis quanto para-raios defeituosos. Adicionalmente, aplicou-se o algoritmo *Dynamic Time Warping* (DTW) para alinhar o perfil térmico do equipamento analisado com um equipamento de referência semelhante e avaliar as similaridades dos perfis. Em conjunto com um método de classificação, esse método visa determinar a integridade do equipamento, o tipo de anomalia (ponto quente ou frio) e sua localização.

Ressalta-se que este estudo foi desenvolvido como parte do projeto GImpSI - Gestão dos Impactos da Salinidade em Isolamentos em parceria com o INESC P&D Brasil e a ENEVA S.A., no âmbito do Programa de P&D da Agência Nacional de Energia

Elétrica (ANEEL), código PD-11278-0001-2021. Além disso, este trabalho foi apoiado em parte pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) - Código Financeiro 001.

## 1.2 OBJETIVOS

O objetivo geral deste trabalho é propor um método automatizado para a classificação de para-raios de ZnO relativamente à sua condição operacional, utilizando atributos térmicos extraídos por meio da aplicação de redes neurais convolucionais (do inglês *Convolutional Neural Network*, CNN) e processos de visão computacional.

Como objetivos específicos desta pesquisa, pode-se citar:

- Criar bases de dados estruturadas de imagens térmicas de equipamentos elétricos, com foco específico em para-raios, obtidas em diferentes ângulos e horários;
- Propor um método para detectar e segmentar a região de interesse, no caso específico a coluna isolante, do equipamento monitorado;
- Desenvolver um algoritmo para extração de atributos térmicos;
- Elencar métricas para a análise, classificação e localização de anomalias térmicas no perfil térmico extraído da região de interesse;
- Aplicar o método proposto em para-raios saudáveis e defeituosos a fim de validar o método proposto.

## 1.3 ESTRUTURA DO TEXTO

A presente dissertação está dividida em seis capítulos. No capítulo 2, é apresentada a fundamentação teórica a respeito de para-raios, termografia, visão computacional, o algoritmo de detecção baseado na CNN e o método de alinhamento DTW.

Em seguida, no capítulo 3, é apresentada a revisão bibliográfica realizada sobre métodos de análise, diagnóstico e classificação da integridade de diversos equipamentos elétricos do SEP com base em imagens infravermelhas.

No capítulo 4, é apresentada a metodologia proposta, descrevendo os seguintes passos: criação da base de dados, criação da matriz térmica das termografias, detecção da região de interesse, processamento das imagens térmicas por meio de técnicas de visão computacional, extração do perfil térmico da região de interesse, alinhamento do perfil do equipamento analisado com o perfil de referência e descrição do método de classificação adotado.

Posteriormente, no capítulo 5, os resultados obtidos são apresentados, bem como as devidas análises e discussões.

Por fim, no capítulo 6 são apresentadas as conclusões baseadas na análise dos dados e nos resultados alcançados com a aplicação do método proposto. Além disso, são apresentadas sugestões para pesquisas futuras que possam expandir e aprimorar o conhecimento sobre o diagnóstico de falhas em equipamentos elétricos com base em termografia.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção são apresentados os conceitos fundamentais dos para-raios de óxido de zinco (ZnO), incluindo informações sobre sua construção, comportamento elétrico e térmico. Também são abordados os fatores de degradação que podem afetar os para-raios e as técnicas de monitoramento aplicadas a estes dispositivos.

Outrossim, são discutidos os conceitos essenciais relacionados à visão computacional, que são relevantes para este estudo. Isso inclui informações sobre transformações de cor e geométricas, técnicas de limiarização, processos morfológicos e extração de características.

Por fim, são apresentados os conceitos mais relevantes para este estudo, relacionados ao YOLO (do inglês: *You Only Look Once*) e ao DTW (do inglês: *Dynamic Time Warping*). Essas são técnicas e algoritmos desempenham papéis importantes na detecção e classificação de objetos, bem como no alinhamento de perfis térmicos para análise comparativa.

### 2.1 PARA-RAIOS

O SEP, especialmente os sistemas de transmissão, existe há mais de 120 anos, durante os quais dedica-se um grande esforço à proteção dos seus componentes contra diversos tipos de surtos, tais como sobretensões provenientes de manobras internas em subestações do sistema ou associadas à ocorrência de descargas atmosféricas (SAKSHAUG, 1991). Estas sobretensões podem resultar na superação da rigidez dielétrica dos equipamentos associados ao sistema, podendo ocasionar rupturas dielétricas que podem retirar o equipamento de operação ou até mesmo destruí-los. Assim, diante do alto custo e importância de continuidade dos equipamentos envolvidos no SEP, principalmente os transformadores de potência, faz-se necessário o investimento

na instalação de dispositivos de proteção contra sobretensões (WANDERLEY NETO, 2007).

Os para-raios, também referidos como supressores de surtos de tensão, são os equipamentos de proteção responsáveis pelo controle de parte das sobretensões existentes nos sistemas elétricos de potência, contribuindo decisivamente para a sua confiabilidade, economia e continuidade de operação (FRONTIN, 2013).

Atualmente, existem duas tecnologias de para-raios em operação: o carboneto de silício (SiC), que ainda é amplamente utilizado apesar de não ser mais fabricado há várias décadas, e o óxido de zinco (ZnO), que é fabricado atualmente (FRONTIN, 2013). Figura 1 é ilustrado um exemplar de para-raios de ZnO.

Figura 1: Para-raios de ZnO.



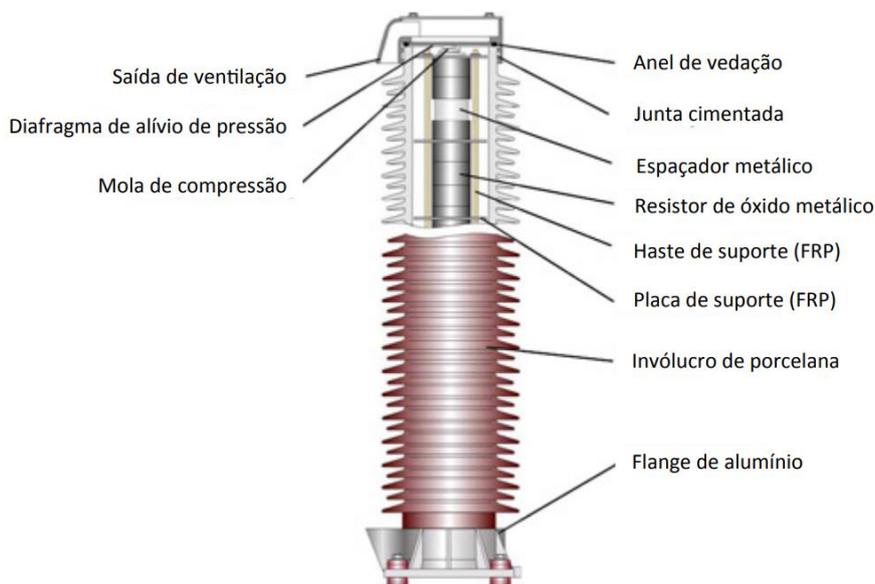
Fonte: Autoria própria.

### 2.1.1 CARACTERÍSTICAS CONSTRUTIVAS DE PARA-RAIOS DE OXIDO DE ZINCO

De acordo com Frontin (2013), os para-raios de ZnO são estruturas relativamente simples, compostas por elementos resistivos não lineares denominados varistores. Ao contrário dos varistores à base de SiC, que podem ser dispostos em série ou série-paralelo com um centelhador, os varistores de ZnO não estão vinculados a um centelhador. Esses varistores são encapsulados em invólucros feitos de porcelana, polímeros amorfos ou cristalinos. Apesar de desempenharem uma função crucial na proteção contra descargas atmosféricas, os para-raios são de baixo custo e possuem dimensões reduzidas em comparação com os equipamentos que protegem. Além disso, a configuração dos para-

raios varia de acordo com o sistema elétrico ao qual são aplicados. Na Figura 2 é apresentada a estrutura construtiva de um para-raios de ZnO.

Figura 2: Estrutura construtiva (seção transversal) de um para-raios de ZnO.



Fonte: adaptado de HINRICHSEN (2012).

Os componentes principais dos para-raios são as pastilhas de óxido de zinco (varistores). Elas possuem, geralmente, um formato cilíndrico e o seu diâmetro é escolhido de acordo com a capacidade de condução de corrente, capacidade desejada de absorção de energia para o equipamento e o nível de proteção. Esse diâmetro varia de 30 mm em sistemas de distribuição até 100 mm ou mais em sistemas de alta ou extra alta tensão. A altura das pastilhas varia entre 20 mm e 45 mm, dependendo dos métodos de produção utilizados (WANDERLEY NETO, 2007; HINRICHSEN, 2012). Na Figura 3 são apresentados exemplares de varistores.

Figura 3: Varistores.



Fonte: Hinrichsen (2012).

Para garantir que a altura total dos varistores atinja a altura adequada do invólucro de porcelana, necessária para um nível de isolamento compatível com os demais equipamentos elétricos da subestação, são utilizados espaçadores metálicos na coluna interna. Além de sua função estrutural, os espaçadores maciços de alumínio também atuam como absorvedores de calor, auxiliando na dissipação mais eficiente da energia térmica gerada nos varistores, aumentando assim sua robustez térmica (WANDERLEY NETO, 2007; HINRICHSEN, 2012) .

Por fim, para evitar o deslocamento das pastilhas dentro do para-raios e garantir sua fixação adequada, são utilizadas hastes e placas de sustentação feitas de plástico reforçado com fibra de vidro. Além disso, uma mola é aplicada na extremidade superior da coluna de varistores para exercer uma forte compressão sobre as pastilhas. Essa mola desempenha um papel crucial na fixação das pastilhas e melhora o contato mecânico entre suas superfícies, resultando na redução da resistência elétrica da coluna de varistores como um todo. Em casos em que são necessários requisitos mais exigentes, é possível utilizar múltiplas molas para garantir uma fixação ainda mais robusta (WANDERLEY NETO, 2007; HINRICHSEN, 2012). Na Figura 4 é apresentado o sistema de fixação de um para-raios.

Figura 4: Sistema de fixação de um para-raios.



Fonte: Autoria própria.

O invólucro ou encapsulamento do para-raios pode ser feito de diferentes materiais, como porcelana (quartzo ou alumina), com ou sem revestimento adicional, como RTV (*Room Temperature Vulcanizing*), ou de materiais poliméricos. A utilização de materiais poliméricos é uma opção mais segura em casos de possível fragmentação,

pois oferecem maior resistência a danos e reduzem o risco de estilhaços em caso de falhas (explosões) (HINRICHSEN, 2012; SANTOS, 2017).

Relativamente a porcelana utilizada, esta é fabricada em diferentes qualidades, seguindo os requisitos mínimos estabelecidos em normas, como a IEC 60672-3. A porcelana de alumina, por sua vez, oferece maior resistência mecânica devido à sua resistência específica aproximadamente duas vezes maior em comparação com a porcelana de quartzo (HINRICHSEN, 2012).

A resistência mecânica do invólucro do para-raios varia de acordo com o diâmetro da coluna e a espessura de suas paredes. Em geral, sistemas de maior nível de tensão exigem um diâmetro maior da coluna. Um aspecto relevante da porcelana é a vitrificação de sua superfície por meio da aplicação de vernizes especiais. Isso impede a infiltração de umidade e dificulta o acúmulo de sujeira proveniente da poluição. Para finalizar, as extremidades do invólucro são equipadas com flanges de alumínio, que são fixadas com o auxílio de cimento do tipo *Portland* ou a base de enxofre<sup>1</sup> (WANDERLEY NETO, 2007; HINRICHSEN, 2012).

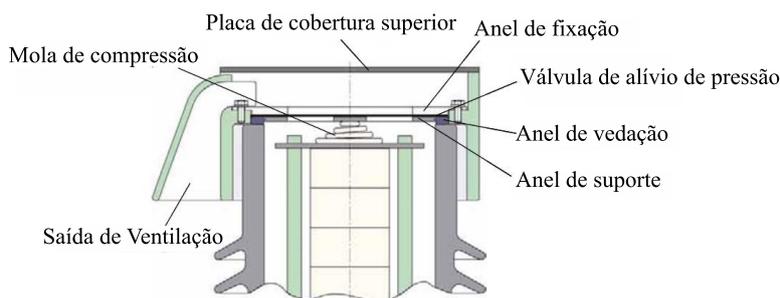
Além de proteger a parte ativa contra influências ambientais, o invólucro do para-raios também desempenha um papel importante ao fornecer uma distância adequada para o escoamento da corrente de fuga. Para isso, a coluna de porcelana é projetada com saias ao longo de todo o seu comprimento. Essas saias podem ter diferentes designs, como saias intercaladas com diâmetros distintos ou saias uniformes com o mesmo diâmetro. Essas variações aumentam a distância entre os terminais, proporcionando uma maior proteção contra descargas superficiais causadas por sujeira ou umidade (HINRICHSEN, 2012).

Conforme mencionado por (HINRICHSEN, 2012), um dos componentes mais críticos dos para-raios é o sistema de vedação, o qual precisa cumprir três tarefas, que são desafiadoras e contraditórias entre si. Por um lado, deve impedir a entrada de umidade ao longo de toda a vida útil do para-raios, que geralmente espera-se ser de 25 a 30 anos. Por outro lado, deve atuar como um dispositivo de alívio rápido de pressão em caso de sobrecarga do para-raios, evitando assim o acúmulo súbito de pressão no invólucro que poderia resultar em sua ruptura. Por fim, deve permitir um fluxo de corrente elétrica eficiente do flange para a coluna de varistores. Na Figura 5 é ilustrado um sistema de vedação de um para-raios de ZnO.

---

<sup>1</sup> O cimento à base de enxofre possui a vantagem de não causar corrosão no alumínio. Além disso, sua aplicação é mais fácil e atinge rapidamente seu estado final de rigidez mecânica.

Figura 5: Sistema de vedação de um para-raios de ZnO.



Fonte: adaptado de Hinrichsen (2012).

### 2.1.2 CARACTERÍSTICAS ELETROTÉRMICAS

Os varistores de ZnO apresentam altas características não lineares de tensão-corrente (V-I), o que representa um avanço em relação aos para-raios convencionais de carboneto de silício. Ao contrário do SiC, a curva característica dos varistores de ZnO permite sua conexão direta com o sistema elétrico, gerando apenas uma corrente de fuga desprezível durante a operação normal. Isso torna desnecessário o uso de centelhadores em série com a coluna de elementos varistores (WANDERLEY NETO, 2007; GANESH, 2018). Essa propriedade dos varistores de ZnO proporcionou uma maior eficiência e simplificou o projeto dos para-raios, além de reduzir a complexidade e os custos de instalação.

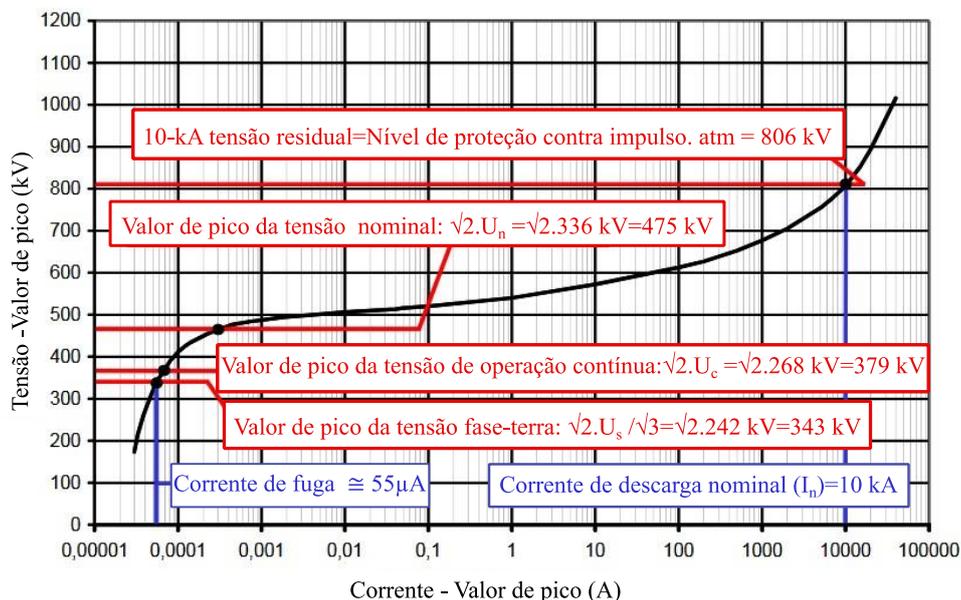
Na Figura 6, é apresentada a curva característica tensão-corrente de um para-raios de ZnO. Essa curva é composta por três regiões distintas: região pré-ruptura (I), região não linear (II) e região de inclinação ascendente (III).

A região pré-ruptura(I) é caracterizada por uma corrente baixa, a qual é dependente da temperatura. Essa dependência explica o aumento da corrente de fuga quando os varistores são submetidos a aquecimento. Essa região corresponde à faixa de tensão de operação contínua, na qual a corrente total é composta por uma combinação de corrente capacitiva e corrente resistiva (WANDERLEY NETO, 2007; HINRICHSEN, 2012; GANESH, 2018).

O valor de pico da tensão nominal (475 kV) é representado pelo ponto da curva que indica a tensão de ruptura ou tensão limiar do varistor, a partir do qual o dispositivo começa a conduzir corrente. Abaixo desse ponto, encontra-se a tensão de operação contínua ou permanente (aproximadamente 380 kV). Esse ponto representa o nível de tensão no qual o para-raios opera sem restrições, e seu valor é definido como 5% acima

da máxima tensão fase-terra do sistema (343 kV). Nesse sentido, são considerados possíveis harmônicos na tensão do sistema (HINRICHSEN, 2012).

Figura 6: Curva característica V-I de um para-raios de ZnO de 420kV.



Fonte: adaptado de Hinrichsen (2012).

Ressalta-se em Hinrichsen (2012) que a tensão nominal do para-raios (336 kV) não é uma tensão que pode ser aplicada de forma ilimitada. Essa é, na verdade, a tensão de operação contínua mencionada anteriormente. A tensão nominal pode ser aplicada temporariamente sobre o para-raios, geralmente por um período de 10 segundos (em alguns casos, até 100 segundos), sem causar danos aos varistores. Isso permite avaliar a capacidade do para-raios de lidar com sobretensões temporárias.

No entanto, quando o para-raios é submetido a esse nível de tensão por um período mais longo, a corrente de fuga associada provoca o aquecimento das pastilhas de ZnO, resultando em um aumento da corrente de fuga em um efeito conhecido como avalanche térmica. Esse aumento contínuo da corrente de fuga pode levar à destruição do para-raios. Nessas circunstâncias, uma aplicação prolongada da tensão nominal poderia impedir que o para-raios esfrie adequadamente, tornando-o termicamente instável e levando à autodestruição, um fenômeno chamado de autossustentação térmica. O valor da tensão nominal geralmente corresponde a 1,25 vezes o valor da máxima tensão de operação.

A próxima região (II) corresponde à região de alta não linearidade, na qual o varistor exibe uma condução ativa independente da temperatura, apresentando baixa resistividade. Nessa região, o para-raios conduz uma corrente significativa mesmo para

pequenas variações de tensão. É nesse ponto que o varistor demonstra sua eficácia em fornecer proteção contra surtos (HINRICHSEN, 2012).

Por fim, a terceira parte (III) é a região de alta corrente, diretamente relacionada ao nível de proteção oferecido pelo para-raios. É uma região de condução aproximadamente linear, e seu principal ponto é o nível de proteção contra impulsos atmosféricos, representando a queda de tensão no para-raios quando uma descarga de corrente nominal flui entre seus terminais. No entanto, é importante observar que, nessa região, o para-raios pode entrar em processo de avalanche térmica, o que significa que não é possível garantir a manutenção de suas características de proteção (HINRICHSEN, 2012).

### 2.1.3 FATORES DE DEGRADAÇÃO

O processo de modificação das propriedades iniciais e a subsequente alteração das características de funcionamento e na capacidade de proteção fornecida pelo para-raios é conhecido como degradação. A degradação rápida, bem como a perda das características não lineares dos varistores, diminui significativamente a vida útil esperada do equipamento.

Após a instalação, o para-raios está sujeito a diversos fatores que podem contribuir para sua degradação, tanto de natureza elétrica quanto não elétrica. Os fatores não elétricos geralmente têm um impacto mínimo nas propriedades V-I dos varistores, com exceção de alguns, como a temperatura ambiente, poluição e a umidade, que podem afetar a criação de cargas livres e aumentar os níveis de corrente resistiva de fuga, ocasionando, em situações extremas uma avalanche térmica, podendo, conseqüentemente, resultar em sua explosão ou queima. Outros fatores não elétricos incluem a velocidade do vento, misturas de cerâmica e radiação solar (ÁLVARES, 2008; ABDUL-MALEK, KHAVARI, *et al.*, 2015).

No entanto, quando a degradação é causada por fatores elétricos, os mais significativos relacionados à deterioração do para-raios são as sobretensões, impulsos de corrente, corrente de fuga e a própria tensão de operação. Diante do exposto, são destacados, a seguir, os principais impactos da distribuição de tensão, da corrente de fuga, da distribuição térmica e de reações químicas com contaminantes do meio ambiente.

### 2.1.3.1 DISTRIBUIÇÃO DE TENSÃO

De acordo com Wanderley Neto (2007), a distribuição de tensão nos varistores de um para-raios não é uniforme. Os varistores localizados mais próximos do terminal de alta tensão estão sujeitos a uma diferença de potencial superior em relação aos varistores da base. Como resultado, os varistores superiores são submetidos a uma maior solicitação térmica, o que leva a uma degradação mais rápida em comparação com os demais varistores.

Essa irregularidade na distribuição de tensão pode ser atribuída à presença de capacitâncias parasitas entre a estrutura do para-raios e a terra, bem como entre as partes metálicas do próprio para-raios. Essas capacitâncias criam caminhos alternativos para a passagem de corrente, através do ar, entre os terminais de alta e baixa tensão. Embora as correntes sejam de valor extremamente reduzido, elas contribuem para a formação de uma distribuição irregular de campo elétrico ao longo do para-raios (WANDERLEY NETO, 2007). Para melhorar a distribuição de tensão ao longo do para-raios, é possível realizar alterações na configuração do equipamento e/ou inserir anéis equalizadores.

Em relação à alteração na configuração, observa-se que, a partir de um certo nível de tensão, os varistores são distribuídos de maneira diferenciada ao longo da coluna ativa. Geralmente, no topo do para-raios, onde o campo elétrico é maior, há uma menor concentração de varistores, sendo utilizados mais elementos condutivos, como espaçadores metálicos. Isso permite preservar os varistores colocados nas partes superiores do para-raios, reduzindo a queda de tensão que eles sofrem (WANDERLEY NETO, 2007).

Além disso, a utilização de anéis equalizadores, comum em diversos equipamentos de subestação, melhora a distribuição do campo elétrico ao longo do para-raios, pois ajudam a equalizar as diferenças nos valores da queda de tensão entre os elementos localizados na parte superior e na parte inferior do para-raios.

Essas medidas contribuem para melhorar a eficiência e a vida útil do para-raios, minimizando a concentração de tensão em regiões específicas e proporcionando uma proteção mais uniforme contra sobretensões. No entanto, é importante também considerar a presença de poluição na superfície do equipamento, pois isso pode causar alterações significativas na distribuição de tensão.

A poluição, como sujeira e salinidade, e a umidade, pode formar caminhos de condução que modificam o campo elétrico e aumentam a concentração de tensão em

certas áreas. Isso pode comprometer a eficiência do para-raios e reduzir sua capacidade de proteção contra sobretensões (WANDERLEY NETO, 2007; SANTOS, 2017).

Portanto, é fundamental considerar a presença de poluição e adotar medidas para minimizá-la, como a limpeza regular da superfície do para-raios. Manter o equipamento limpo e livre de sujeira e umidade contribui para uma distribuição mais uniforme de tensão e um desempenho eficaz do para-raios.

Assim, é necessário avaliar não apenas a configuração e os anéis equalizadores, mas também a influência da poluição na distribuição de tensão ao longo do para-raios, a fim de garantir sua eficiência e confiabilidade em fornecer proteção adequada contra sobretensões.

#### 2.1.3.2 CORRENTE DE FUGA

Os para-raios de ZnO possuem uma corrente contínua que flui entre seus terminais, mesmo em condições normais de operação. Essa corrente é denominada corrente de fuga e pode variar de microampères a alguns ampères (URSINE, 2013).

A corrente de fuga total ( $I_t$ ) é composta por uma componente capacitiva ( $I_c$ ) e uma componente resistiva ( $I_r$ ). Ressalta-se que devido à sua alta não linearidade, a corrente que flui no para-raios de ZnO possui um elevado conteúdo harmônico, principalmente de 3ª ordem. Um circuito elétrico equivalente para um para-raios de ZnO pode ser representado por um resistor não linear conectado em paralelo com um capacitor, o qual modela as características capacitivas do dispositivo.

A corrente resistiva, que é dependente da tensão e apresenta características não lineares, é responsável pelas perdas elétricas e é um dos fatores que contribuem para o envelhecimento para-raios. Em condições de operação normal, a corrente resistiva tem um valor baixo em comparação com a componente capacitiva e representa de 10% a 20% da corrente total. Com o envelhecimento dos varistores, ocorre um aumento gradual da componente resistiva da corrente de fuga ao longo do tempo. Um aumento descontrolado da componente resistiva da corrente pode levar à instabilidade térmica do para-raios e eventual falha completa (WANDERLEY NETO, 2007; ÁLVARES, 2008).

Ressalta-se que outro fator significativo é que, na presença de contaminantes e umidade, há probabilidade de aumento de correntes de fuga internas e externas, o que pode distorcer a uniformidade da distribuição de tensão ao longo dos para-raios de ZnO. Além disso, a corrente de fuga interna pode aumentar a temperatura próxima aos

varistores e ocasionar uma instabilidade térmica (ABDUL-MALEK, KHAVARI, *et al.*, 2015).

A corrente de fuga interna também pode aumentar a temperatura próxima aos discos de óxido de metal e levar a uma situação de termoestabilidade.

Sendo assim, um aumento significativo na corrente resistiva contínua pode, também, ser desencadeado por poluente e pela penetração de umidade devido a problemas de vedação ou pelo envelhecimento indesejado dos varistores de ZnO. Em condições de alta temperatura e umidade ambiente, a umidade penetra na interface, criando um caminho de condutividade que resulta no aumento da corrente de fuga e eventual falha do para-raios (ABDUL-MALEK, KHAVARI, *et al.*, 2015).

### 2.1.3.3 DISTRIBUIÇÃO TÉRMICA

Como discutido nas seções anteriores, diversos fatores podem causar variações na temperatura de operação dos para-raios. Esses fatores incluem a distribuição de tensão, a corrente de fuga e as condições ambientais. Portanto, a estabilidade térmica é uma característica crucial que se busca em um varistor de ZnO. Conforme Wanderley Neto (2007), um varistor é considerado termicamente estável quando atende aos seguintes critérios:

- Após a ocorrência de um surto, deve retornar às suas condições normais, ou seja, voltar ao estado em que se encontrava antes do surto;
- Ser capaz de manter sua capacidade de dissipação de calor durante a operação contínua, sem sofrer aquecimento excessivo.

Conforme apresentado nos estudos de (CARLSON, GUPTA e SWEETANA, 1986; GUPTA, 1990), durante a operação normal, quando ocorrem surtos devido a descargas atmosféricas ou manobras e chaveamentos, o para-raios deve ter a capacidade de absorver e dissipar a energia para o ambiente sem que sua temperatura aumente de forma excessiva. Essa capacidade de dissipação de calor é fundamental para evitar danos ao varistor e garantir sua eficiência ao longo do tempo.

No entanto, se a sobretensão persistir por um período prolongado ou se ocorrerem surtos subsequentes, os varistores podem aquecer ainda mais atingindo um limite em que a quantidade de energia térmica gerada nos varistores excede sua capacidade de

dissipação térmica. Nesse cenário, o para-raios entra em um processo contínuo de aumento de temperatura e corrente de fuga, o que pode levar à sua avaria ou destruição (WANDERLEY NETO, 2007).

#### 2.1.3.4 REAÇÕES QUÍMICAS COM CONTAMINANTES DO MEIO AMBIENTE

O sistema de vedação é de extrema importância nos para-raios, pois garante a estanqueidade do dispositivo, impedindo a entrada de umidade e outros poluentes, além de oferecer alívio de pressão. A perda de estanqueidade é identificada como a principal causa de falhas em para-raios, sendo que aproximadamente 80% das falhas ocorridas no último século foram decorrentes do ingresso de umidade (SANTOS, 2017).

A umidade que penetra nos para-raios pode desencadear diversas reações químicas. Inicialmente, a presença de água na atmosfera interna reduz a rigidez dielétrica, resultando em descargas parciais e na produção de ozônio. O ozônio pode agir de duas maneiras: quando produzido em grande escala, pode causar um arco elétrico dentro do para-raios; ou pode promover uma alteração química varistores, reduzindo a largura da barreira de potencial e levando a um na corrente de fuga, expondo o dispositivo ao risco de uma avalanche térmica (SANTOS, 2017).

Além disso, embora não esteja diretamente relacionado ao ingresso de umidade, o depósito de poluentes na superfície externa do invólucro polimérico ou de porcelana (como salinidade em regiões costeiras) pode modificar a distribuição do campo elétrico nos varistores. Isso resulta em um aumento na corrente de fuga total, elevando a temperatura e acelerando a degradação dos componentes (SANTOS, 2017).

Dessa forma, tanto a umidade quanto a presença de poluentes representam fatores que podem comprometer o desempenho e a vida útil dos para-raios, destacando a importância de um projeto adequado, bem como da manutenção e monitoramento periódicos desses dispositivos. Além disso, conforme apresentado nessa subseção e nas anteriores, a distribuição de tensão, a corrente de fuga e a distribuição térmica também são fatores cruciais para avaliar a vida útil do para-raios.

Portanto, é essencial realizar monitoramentos regulares do desempenho do para-raios, levando em consideração tanto os fatores elétricos quanto os não elétricos que podem contribuir para sua degradação. Isso possibilita a implementação de medidas preventivas e corretivas apropriadas, como a substituição de componentes danificados,

limpeza e outras ações que visam assegurar que o para-raios continue oferecendo a proteção desejada ao sistema elétrico.

#### 2.1.4 MONITORAMENTO

Com o objetivo de garantir uma maior confiabilidade e disponibilidade desses equipamentos, ao mesmo tempo em que se reduzem os custos de operação e manutenção e se aumenta a eficiência dos processos de manutenção, os sistemas de monitoramento e diagnóstico do estado dos ativos têm se disseminado ao longo da última década. Esses sistemas fornecem uma ferramenta para a transição da manutenção preventiva para a manutenção preditiva, bem como para a adoção da filosofia de manutenção centrada na confiabilidade (FRONTIN, 2013).

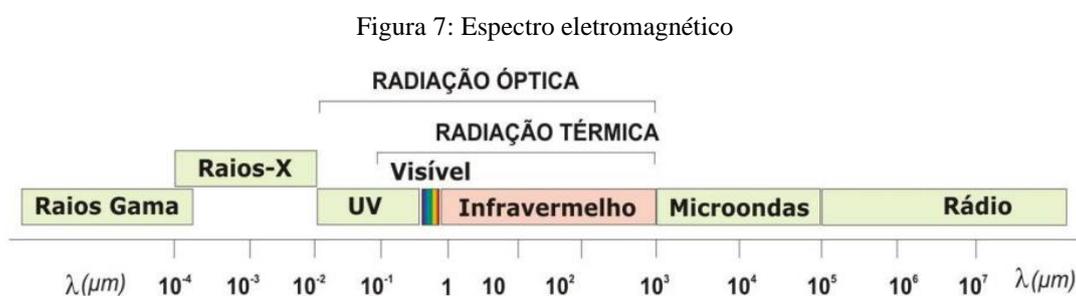
Conforme apresentado em diversos estudos (WANDERLEY NETO, 2007; URSINE, 2013; ABDUL-MALEK, KHAVARI, *et al.*, 2015), os seguintes procedimentos destacam-se como técnicas de monitoramento de para-raios:

- Levantamento da curva característica V-I;
- Medição direta das perdas de potência;
- Medição de descarga parcial por método acústico;
- Imageamento ultravioleta;
- Termografia;
- Medição da corrente de fuga, em particular a terceira harmônica da corrente de fuga resistiva.

Dentre essas técnicas, o imageamento infravermelho (termografia) se destaca pela sua alta sensibilidade na avaliação da saúde do para-raios, visto que, conforme exposto anteriormente, a maioria dos defeitos em para-raios se manifesta a partir de anomalias térmicas. Desta forma, esta técnica é capaz de fornecer informações detalhadas a partir de uma ferramenta versátil (termovisor) de uso rápido e fácil. Além disso, possui custo inicial moderado e baixa necessidade de manutenção, sendo não invasivo ao equipamento (ABDUL-MALEK, KHAVARI, *et al.*, 2015).

## 2.2 TERMOGRAFIA

A radiação eletromagnética abrange uma ampla faixa de comprimentos de onda, que vai desde a radiação gama até as ondas de rádio. Na região compreendida entre esses extremos, encontramos a radiação óptica, que abrange comprimentos de onda aproximadamente na faixa de  $10 \text{ nm}$  a  $1 \text{ mm}$ . A radiação óptica é subdividida em três escalas principais: infravermelha, visível e ultravioleta (SANTOS, 2006). Na Figura 7, é apresentado o espectro eletromagnético, permitindo visualizar a distribuição das diferentes faixas de comprimento de onda.



Fonte: Santos (2006).

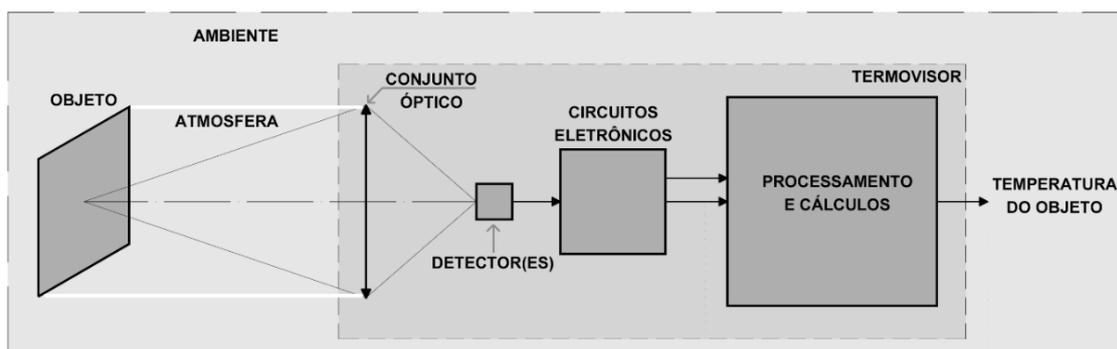
A radiação visível é a faixa em que os olhos humanos são sensíveis. A radiação ultravioleta possui comprimentos de onda menores do que a luz visível, não sendo visível para o olho humano, mas sendo utilizada em aplicações como detecção de descargas corona. Já a radiação infravermelha possui comprimentos de onda mais longos e está além do alcance da visão humana, sendo utilizada para detectar e medir a radiação térmica emitida pelos objetos. A faixa infravermelha possui comprimento de  $0,78 \mu\text{m}$  a  $1000 \mu\text{m}$  (JUNIOR, 2017).

A radiação térmica pode ser compreendida como a energia térmica emitida pelos materiais, como sólidos, líquidos e gases, relacionada às oscilações e transições dos elétrons, as quais estão associadas à temperatura do material (MUNIZ e MENDES, 2019). Diferentemente de outras formas de radiação, a radiação térmica não está restrita a uma faixa específica de comprimentos de onda, mas é contínua em toda a gama de comprimentos de onda. Isso significa que a energia térmica é emitida em uma ampla faixa do espectro eletromagnético, abrangendo desde a radiação infravermelha até a radiação visível e além (SANTOS, 2012).

De acordo com (SANTOS, 2012), em equipamentos elétricos de alta tensão, a maior parte da radiação térmica é emitida na faixa do infravermelho, devido às temperaturas típicas envolvidas. Essa faixa do espectro eletromagnético é particularmente adequada para a termografia, que é uma técnica de sensoriamento remoto utilizada para detectar e medir a radiação térmica emitida pelos objetos. Além disso, os termovisores são dispositivos que possibilitam a detecção e conversão em tempo real da radiação térmica em imagens visíveis, permitindo a visualização e a medição das temperaturas dos objetos analisados.

Portanto, os termovisores desempenham um papel crucial na detecção da radiação térmica emitida pelo objeto em análise e propagada pela atmosfera. Essa radiação é captada pelos detectores presentes no termovisor e passa por um processo de amplificação por meio de circuitos eletrônicos, resultando em um sinal condicionado adequado para o processamento eletrônico, como uma tensão elétrica. Posteriormente, são aplicados cálculos e algoritmos específicos para correlacionar a radiação térmica recebida com a temperatura do objeto, o que possibilita a construção da imagem térmica correspondente. Essa imagem térmica pode ser visualizada, armazenada ou processada pelo operador com o intuito de realizar análises e diagnósticos (MUNIZ e MENDES, 2019). Na Figura 8, é apresentado um diagrama esquemático do funcionamento de um termovisor.

Figura 8: Diagrama esquemático do funcionamento de um termovisor.



Fonte: Rodrigues Muniz e Altoé Mendes (2019).

### 2.2.1 PRINCÍPIOS FÍSICOS

A termografia baseia-se no fato de que todos os objetos com temperatura acima do zero absoluto ( $-273,15\text{ °C}$ ) emitem radiação térmica. Quanto maior a temperatura do objeto, mais intensa será a potência da radiação que ele emite (MUNIZ e MENDES, 2019). A distribuição espectral da radiação térmica, em relação ao comprimento de onda,

emitida por um corpo negro (irradiador ideal)<sup>2</sup> é descrita pela Lei de Planck, conforme mostrado na Equação (1).

$$M_{\lambda}(T_{cn}) = \frac{2 \cdot \pi \cdot h \cdot c^2}{\lambda^5 \cdot (e^{h \cdot c / (\lambda \cdot k_B \cdot T_{cn})} - 1)} \quad (1)$$

em que  $M_{\lambda}(T_{cn})$  é a excitância espectral do corpo negro [ $W \cdot m^{-2} \cdot \mu m^{-1}$ ];  $T_{cn}$  é a temperatura absoluta do objeto (corpo negro), [ $K$ ];  $h$  é a constante de Planck,  $6,62606957 \cdot 10^{-34}$   $J \cdot s$ ;  $c$  é a velocidade da luz no vácuo,  $2,99792458 \cdot 10^8$  [ $m \cdot s^{-1}$ ];  $\lambda$ : comprimento de onda analisado, [ $m$ ];  $k_B$  é a constante de Boltzmann,  $1,3806488 \cdot 10^{-23}$  [ $J \cdot K^{-1}$ ].

Ao desenvolver a Lei de Planck para diferentes faixas de temperatura, concluiu-se que a excitância espectral atinge seu valor máximo na faixa de comprimento de onda de 1 a 20  $\mu m$ , a qual está localizada no espectro infravermelho. É importante ressaltar que os termovisores disponíveis comercialmente são projetados para operar e serem sensíveis especificamente nas frequências dentro dessa faixa (MUNIZ e MENDES, 2019).

É comum que os termovisores sejam calibrados (ajustados) em fábrica por meio de um procedimento que estabelece uma correlação entre a excitância espectral total recebida e a temperatura do objeto radiante. Essa calibração é baseada na Equação (2), a qual representa o equacionamento para um corpo negro. Esta equação resulta na Lei de Stefan-Boltzmann, para um corpo negro, expressa conforme Equação (3) (SANTOS, 2012; MUNIZ e MENDES, 2019).

$$M(T_{cn}) = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} M_{\lambda} d\lambda = \int_0^{\infty} \frac{2 \cdot \pi \cdot h \cdot c^2}{\lambda^5 \cdot (e^{h \cdot c / (\lambda \cdot k_B \cdot T_{cn})} - 1)} d\lambda \quad (2)$$

$$M_{b\lambda} = \sigma \cdot T_{cn}^4, \quad (3)$$

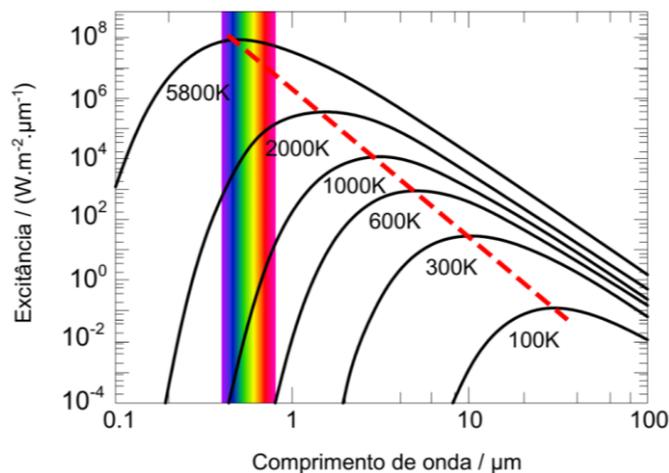
em que  $\sigma$  é a constante de Stefan-Boltzmann:  $5,67051 \times 10^{-8}$  [ $\frac{W}{m^2 \cdot k^4}$ ];  $M_{\lambda}$  e  $M_{b\lambda}$  são excitância radiante, respectivamente, do objeto analisado e do corpo negro, no comprimento de onda  $\lambda$ , [ $W \cdot m^{-2} \cdot \mu m^{-1}$ ].

---

<sup>2</sup> É um objeto perfeitamente opaco que, como resultado de sua temperatura, emite a máxima radiação possível, sendo considerado um emissor ou irradiador perfeito.

Portanto, os termovisores são ajustados para correlacionar a excitância espectral total recebida com a temperatura do objeto analisado. Na Figura 9, é apresentada a distribuição espectral da excitância na faixa de 0,1 a 100  $\mu\text{m}$  de corpos à temperatura de (100 a 5.800) K, como consequência da aplicação da Lei de Planck (MUNIZ e MENDES, 2019).

Figura 9: Distribuição espectral da excitância de corpos à temperatura de 100 K a 5.800 K.



Fonte: Rodrigues Muniz e Altoé Mendes (2019).

Analisando a Figura 9, pode-se observar que objetos com temperaturas na faixa de 300 K a 400 K ou 26,85 °C a 126,85 °C, que são típicas de equipamentos elétricos em operação, apresentam a máxima emissão de radiação térmica em comprimentos de onda em torno de 10  $\mu\text{m}$ . Portanto, os termovisores comerciais são equipados com detectores calibrados, em fábrica, para captar comprimentos de onda de 3 a 5  $\mu\text{m}$  ou de 8 a 15  $\mu\text{m}$ , pois essas faixas são mais adequadas para a detecção da radiação térmica nessas temperaturas e condições. Em particular, a faixa de 8 a 15  $\mu\text{m}$  é a mais precisa e indicada para inspeções de equipamentos de alta tensão desabrigados (SANTOS, 2012; MUNIZ e MENDES, 2019).

Além disso, é importante destacar que a radiação térmica emitida por um objeto atinge seu pico de intensidade em um comprimento de onda específico, que varia de acordo com sua temperatura. Esses picos de intensidade estão indicados no gráfico através da linha vermelha tracejada. De acordo Rodrigues Muniz e Altoé Mendes (2019), de modo que a Lei de Planck seja aplicável a quaisquer os objetos, e não apenas a radiadores perfeitos, é necessário levar em consideração as propriedades radiantes de cada objeto em análise. Em uma mesma temperatura, corpos reais emitem uma quantidade menor de radiação em comparação aos radiadores perfeitos. Sendo assim, compara-se a intensidade

radiante emitida pelo objeto em análise com a intensidade radiante emitida por um corpo negro na mesma temperatura. Essa comparação é realizada através da razão entre a excitância espectral do corpo negro ( $M_{b\lambda}$ ) e a excitância espectral de uma superfície ( $M_\lambda$ ), expressa na Equação (4).

$$\varepsilon_\lambda = \frac{M_\lambda}{M_{b\lambda}}, \quad (4)$$

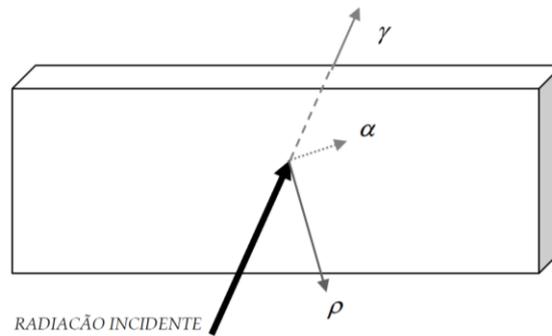
em que  $\varepsilon_\lambda$  é a emissividade do objeto analisado, adimensional;  $M_\lambda$  e  $M_{b\lambda}$  são a excitância radiante no comprimento de onda  $\lambda$ , [ $W.m^{-2}.\mu m^{-1}$ ], do objeto analisado e do corpo negro, respectivamente,

Além disso, em corpos reais (irradiadores não perfeitos), diferentes fenômenos podem ocorrer quando o corpo é irradiado (SANTOS, 2012; FLIR, 2019). Esses fenômenos incluem:

- Absorção ou absorvidade ( $\alpha$ ): uma fração da radiação incidente é absorvida pelo corpo;
- Reflexão ou refletividade ( $\rho$ ): uma fração da radiação incidente é refletida pelo corpo;
- Transmissão ou transmissividade ( $\gamma$ ): uma fração da radiação incidente é transmitida através do corpo;

Essas propriedades são características dos corpos reais e devem ser consideradas ao analisar a interação da radiação com esses objetos (SANTOS, 2012; FLIR, 2019). Na Figura 10 é ilustrada a radiação total incidente sobre um corpo e seus coeficientes.

Figura 10: radiação total incidente e seus coeficientes.



Fonte: Santos (2012).

Os fenômenos de absorção, reflexão e transmissão da radiação incidente dependem do comprimento de onda. A absorção espectral  $\alpha_\lambda$  é a proporção da energia espectral absorvida por um objeto em relação à radiação incidente sobre ele. A reflexão espectral  $\rho_\lambda$  é a proporção da energia espectral refletida por um objeto em relação à radiação incidente sobre ele. A transmissão espectral  $\gamma_\lambda$  é a proporção da energia espectral transmitida por um objeto em relação à radiação incidente sobre ele. Dessa forma, a soma desses três fatores sempre deve ser igual a 1, conforme apresentado na Equação (5) (FLIR, 2019).

$$\alpha_\lambda + \rho_\lambda + \gamma_\lambda = 1. \quad (5)$$

Para corpos opacos, o coeficiente de transmissão da Equação (5) é zero. Portanto, simplifica-se a Equação (5), gerando-se a Equação (6):

$$\alpha_\lambda + \rho_\lambda = 1. \quad (6)$$

Durante uma inspeção termográfica, é importante considerar a influência do ambiente na radiação captada pelo termovisor. Além da radiação emitida pelo objeto alvo, que está relacionada à sua temperatura, há também a reflexão da radiação incidente sobre o objeto e a transmitância do ambiente. Em ambientes com várias fontes de calor, a influência do ambiente será maior quanto mais alta for a temperatura dessas fontes. Em ambientes externos, é necessário avaliar com cautela a influência da radiação solar. É essencial considerar esses fatores ambientais para obter resultados precisos e confiáveis na análise termográfica.

A radiação total recebida pelo termovisor é composta da radiação do objeto inspecionado, radiação das outras superfícies localizadas no ambiente e refletida na

superfície inspecionada, e radiação da coluna de ar entre a superfície inspecionada e o termovisor. Para distâncias curtas, a radiação da coluna de ar é insignificante. Portanto, a radiação que atingirá o termovisor é oriunda apenas do objeto inspecionado e da reflexão nas outras superfícies no ambiente (MUNIZ e MENDES, 2019). Não considerando a transmitância atmosférica, a radiação total pode ser determinada aplicando-se a Equação (7).

$$R(\lambda, T_{ob}, T_A) = K. [\varepsilon_\lambda \cdot I(\lambda, T_{ob}) + (1 - \varepsilon_\lambda) \cdot I(\lambda, T_A)], \quad (7)$$

em que  $R(\lambda, T_{ob}, T_A)$  é a resposta do termovisor;  $T_{ob}$  é a temperatura absoluta do objeto sob inspeção [K];  $T_A$  é a temperatura absoluta dos objetos no ambiente [K];  $K$  é um coeficiente que depende do termovisor e inclui algumas constantes presentes na Lei de Planck;  $\varepsilon_\lambda$  é a emissividade espectral do objeto inspecionado (adimensional);  $I(\lambda, T_X)$  representa a equação de radiação de Planck integrada na banda espectral do termovisor à temperatura  $T_X$ ;  $\lambda$  é o comprimento de onda analisado [m].

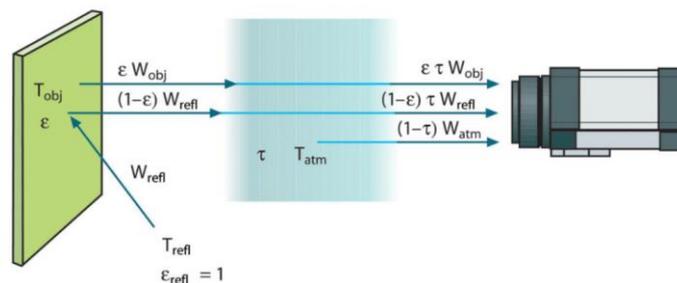
Desenvolvendo-se a Equação (7) em função da Lei de Stefan-Boltzmann apresentada na Equação (3) e considerando o coeficiente  $K$  unitário, obtém-se a Equação (8) (SANTOS, 2012).

$$L_m = \varepsilon_\lambda \cdot \sigma \cdot (T_{ob})^4 + (1 - \varepsilon_\lambda) \cdot \sigma \cdot (T_A)^4, \quad (8)$$

em que  $L_m$  é a temperatura medida pelo termovisor [ $W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$ ]<sup>3</sup>;

Na Figura 11 são ilustradas a potência total de radiação captada pelo termovisor.

Figura 11: Fatores captados por um termovisor.



Fonte: Junior (2017).

<sup>3</sup> O símbolo "sr" representa o estereorradiano, que é o equivalente tridimensional do radiano. É definido como o ângulo sólido subtendido no centro de uma esfera com raio "r" por uma porção de superfície com área de "r<sup>2</sup>".

Dessa forma, de acordo com Flir (2019), a radiação total captada pelo termovisor pode ser quantificada conforme a Equação (9).

$$W_{tot} = \varepsilon \cdot \tau \cdot W_{obj} + (1 - \varepsilon) \cdot \tau \cdot W_{refl} + (1 - \tau) \cdot W_{atm}, \quad (9)$$

em que  $W_{tot}$  é a radiação total captada pelo termovisor [J];  $W_{obj}$  é a radiação emitida pelo objeto [J];  $W_{refl}$  é a radiação refletida pelo objeto [J];  $W_{atm}$  é a radiação emitida pela atmosfera [J];  $\varepsilon$  é a emissividade do corpo analisado;  $\tau$  é a transmissividade atmosférica;

### 2.2.2 INFLUÊNCIA DE FATORES AMBIENTAIS

O ambiente onde a inspeção termográfica é realizada pode ter um impacto significativo nos resultados obtidos e, se não for devidamente considerado, pode levar a diagnósticos incorretos. As influências atmosféricas incluem os elementos climáticos e a atenuação atmosférica devido à distância entre o termovisor e o componente inspecionado. Sendo assim, estes fatores podem afetar a distribuição térmica dos componentes, a temperatura das anomalias térmicas e a quantidade de radiação detectada pelo termovisor. Portanto, é fundamental que o termografista possua conhecimento e experiência para avaliar corretamente a gravidade dos defeitos (SANTOS, 2012). Pode-se destacar como os principais fatores ambientais influenciadores:

- Temperatura ambiente;
- Radiação solar;
- Umidade relativa;
- Reflexividade;
- Velocidade do vento.

#### 2.2.2.1 TEMPERATURA AMBIENTE

Um aumento na temperatura ambiente geralmente resulta em um aumento correspondente na temperatura do equipamento monitorado e, conseqüentemente, da anomalia, o que aumenta a probabilidade de ocorrência de falhas ou na geração de falsos positivos. Durante o dia, a temperatura ambiente tende a ser mais alta, o que pode levar a um aumento adicional na temperatura da anomalia devido ao carregamento solar e ao aumento da temperatura ambiente. Por outro lado, durante a noite ou em estações mais

frias, como no inverno, a temperatura ambiente mais baixa pode afetar a sensibilidade térmica do termovisor, resultando em um sistema de detecção mais ruidoso e redução na resolução de temperatura (SANTOS, 2012; MUNIZ e MENDES, 2019).

#### 2.2.2.2 RADIAÇÃO SOLAR

A presença de radiação solar pode afetar negativamente a qualidade e a análise dos resultados de uma inspeção termográfica. Outrossim, dois problemas principais são causados pela radiação solar: o carregamento solar, que resulta no aumento da temperatura do objeto devido à absorção da radiação solar, e o reflexo solar, que é o reflexo da radiação infravermelha emitida pelo Sol (SANTOS, 2012).

Durante o dia, a presença de radiação solar pode dificultar a detecção de anomalias térmicas em componentes de uma subestação, tornando mais difícil distinguir entre componentes defeituosos e normais, especialmente quando a diferença de temperatura entre eles é pequena. Além disso, a radiação solar pode elevar a temperatura de um componente defeituoso, que já está em uma temperatura crítica, levando-o mais rapidamente à falha.

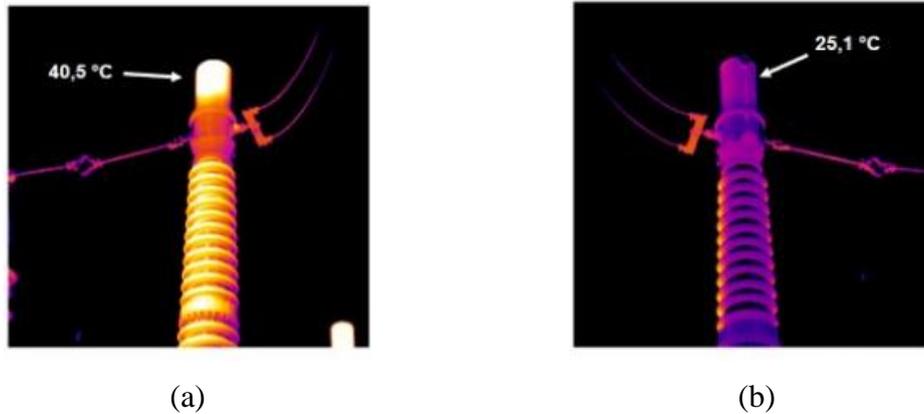
Para superar essas dificuldades, recomenda-se realizar a inspeção termográfica durante os horários em que a radiação solar é mínima, ou seja, entre o pôr do sol e as primeiras horas da manhã. No entanto, ao analisar e diagnosticar anomalias térmicas, é importante considerar que as temperaturas medidas durante o período sem radiação solar podem aumentar ao longo do dia devido à exposição ao sol.

O tempo de exposição ao sol, a estação do ano e o horário do dia são fatores que contribuem para o aumento da temperatura devido ao carregamento solar. Outro aspecto relevante é a relação entre o coeficiente de absorção na faixa de comprimentos de onda emitida pelo sol ( $\alpha_{sol}$ ) e a emissividade da superfície ( $\epsilon_{IV}$ ) na faixa de comprimentos de onda infravermelhos. Quanto maior for essa razão ( $\frac{\alpha_{sol}}{\epsilon_{IV}}$ ), maior será o aquecimento da superfície devido ao carregamento solar (SANTOS, 2012).

Durante a realização de uma inspeção termográfica em dias ensolarados, pode-se minimizar o efeito do carregamento solar ao fazer a leitura da temperatura na superfície do componente oposta à incidência direta do sol. No entanto, salienta-se que nem sempre esse procedimento é viável, pois depende da posição do componente em análise

(SANTOS, 2012). Na Figura 12, são apresentadas termografias de um transformador de corrente, no mesmo dia e horário, com incidência direta e sem incidência solar.

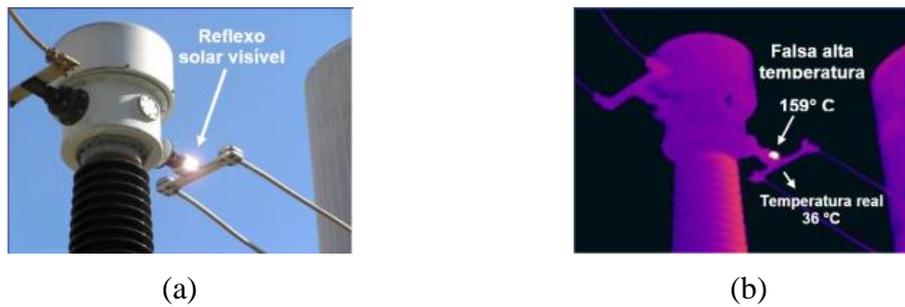
Figura 12: Termografia de um transformador de corrente. (a) com incidência solar direta; (b) sem incidência solar.



Fonte: adaptado de Santos (2012).

O reflexo solar, ao contrário do carregamento solar, não causa um aumento real na temperatura dos componentes, mas pode levar a leituras falsamente altas durante a termografia. Isso pode levar um termografista inexperiente a interpretar erroneamente situações normais como falhas iminentes, resultando em desligamentos desnecessários e manutenções de urgência. Para eliminar a influência do reflexo solar, recomenda-se realizar inspeções termográficas durante períodos noturnos. Portanto, em inspeções realizadas sob a luz solar, é importante estar atento aos reflexos solares que podem interferir na análise termográfica. Caso esses reflexos prejudiquem a visualização e interpretação das imagens, uma solução é ajustar o ângulo entre o termovisor e o componente em inspeção. Dessa forma, é possível evitar a interferência dos reflexos solares e obter resultados mais precisos na inspeção termográfica (SANTOS, 2012). Na Figura 13, são apresentadas imagens no espectro, respectivamente, visível e infravermelho, com a incidência de reflexo solar.

Figura 13: Reflexo solar em uma conexão de baixa emissividade. (a) imagem no espectro visível; (b) imagem térmica.



Fonte: adaptado de Santos (2012).

### 2.2.2.3 VENTO

Conforme exposto em Santos (2012), o vento desempenha um papel significativo nas inspeções termográficas realizadas em ambientes abertos. Velocidades de vento relativamente baixas podem afetar consideravelmente a temperatura do objeto inspecionado. Isso pode resultar em uma redução na temperatura de defeitos graves, levando a uma análise equivocada que subestima a gravidade do problema. Além disso, defeitos em estágios iniciais, com pequeno aumento de temperatura, podem passar despercebidos durante a inspeção.

O efeito do vento na temperatura do componente depende de vários fatores, como potência dissipada, velocidade, orientação e duração do vento, área e formato do componente, e a presença de estruturas ao redor. Lidar com a influência do vento durante a inspeção termográfica em ambientes abertos pode ser desafiador, pois envolve múltiplas variáveis e não existe um fator simples de correção para a temperatura medida em função da velocidade do vento. Caso seja utilizado, o termografista deve estar ciente de que esse fator foi obtido em laboratório e em condições controladas, podendo apresentar limitações em ambientes reais (SANTOS, 2012).

### 2.2.2.4 UMIDADE DO AR

A umidade do ar é determinada pela quantidade de vapor de água presente nele, e quando atinge o limite máximo de absorção, ocorre a formação de nevoeiro ou chuva. A quantidade de água que o ar pode absorver antes de atingir a saturação depende da temperatura, sendo maior em temperaturas mais altas. Além disso, a umidade relativa do

ar indica a quantidade de vapor de água presente em relação à quantidade necessária para atingir a saturação em uma temperatura específica (SANTOS, 2012).

A umidade do ar desempenha um papel importante na absorção da radiação infravermelha na atmosfera. Quando ocorrem névoa, nevoeiro ou chuva, as partículas de água aumentam de tamanho e o coeficiente de dispersão também aumenta, resultando em uma maior redução da transmitância da radiação. A extensão dessa dispersão depende da relação entre o tamanho das partículas de água e o comprimento de onda da radiação. Quanto maior essa relação, maior será a dispersão (SANTOS, 2012; MUNIZ e MENDES, 2019).

Em ambientes com alta umidade, acima do limite de saturação (com ocorrência de chuva), além da redução da transmitância atmosférica, ocorre também a redução da temperatura do componente e da anomalia térmica. Isso acontece devido à alta condutividade térmica da água, que dissipa o calor produzido, e ao resfriamento por evaporação, que reforça o processo de arrefecimento. Esses fatores tornam desafiador realizar uma inspeção termográfica confiável, pois a temperatura medida pode estar incorreta devido à forte atenuação atmosférica, e a análise do componente pode ser equivocada devido à redução de temperatura da anomalia (SANTOS, 2012):

### 2.2.3 INFLUÊNCIAS DE FATORES TÉCNICOS

As influências técnicas estão relacionadas às características do termovisor utilizado, como sua resolução, sensibilidade térmica, faixa espectral e calibração. Além disso, as condições do equipamento sob inspeção, como sua temperatura de operação, emissividade, refletividade e geometria, também afetam os resultados da termografia. É importante considerar essas influências técnicas para garantir a precisão e confiabilidade da análise termográfica.

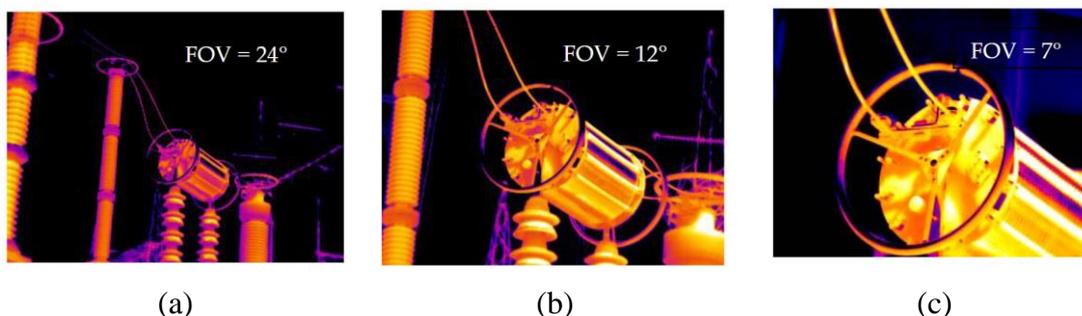
#### 2.2.3.1 CARACTERÍSTICAS DO TERMOVISOR

O termovisor selecionado é crucial para obter resultados de qualidade e confiáveis em uma inspeção. Suas características devem ser adequadas às condições do componente e ao ambiente de inspeção. Por exemplo, a faixa de temperatura de medição e a faixa espectral devem estar de acordo com as temperaturas dos objetos a serem inspecionados. A resolução espacial e a resolução de medida devem ser apropriadas para a distância e o

tamanho do objeto. A faixa de temperatura de operação do termovisor deve cobrir a variação de temperatura do ambiente de inspeção, entre outros fatores.

Especificamente, a resolução espacial define a capacidade do termovisor de perceber os menores detalhes de imagem. Além disso, é determinada pelo tamanho do detector e pela óptica do sistema, geralmente especificada em radianos como o Campo de Visão Instantâneo (do inglês *Instantaneous Field of View*, IFOV). O IFOV é a projeção de um pixel na superfície observada e a soma de todos os IFOVs forma o Campo de Visão (do inglês *Field of View*, FOV) total do termovisor. O FOV, declarado em graus pelo fabricante, representa a área total que pode ser visualizada pelo termovisor. Em subestações de alta tensão, onde as distâncias são maiores e as dimensões dos componentes são menores, a resolução espacial e o IFOV podem fazer a diferença na detecção de defeitos. Na Figura 14 são apresentadas termografias, de um mesmo equipamento, no mesmo horário e dia, para diferentes FOV

Figura 14: Termografias para diferentes FOV. (a) Campo de visão de 24°; (b) Campo de visão de 12°; (c) Campo de visão de 7°.



Fonte: adaptado de Santos (2012).

É importante considerar o equilíbrio entre a resolução espacial e o estreitamento do campo de visão ao utilizar lentes telescópicas para melhorar a resolução.

Portanto, é importante conhecer e escolher cuidadosamente o termovisor com as melhores características para a inspeção específica, a fim de minimizar sua influência nos resultados obtidos.

### 2.2.3.2 CONDIÇÕES DO EQUIPAMENTO SOB INSPEÇÃO

Durante uma inspeção termográfica, é importante levar em consideração os seguintes aspectos para análise dos resultados: localização do componente ou área

inspecionada e a condição da superfície do objeto, incluindo a emissividade, que afeta a quantidade de radiação infravermelha emitida.

#### 2.2.3.2.1 LOCALIZAÇÃO

A localização do equipamento sob inspeção é um aspecto importante a ser considerado na análise termográfica. A distância entre o termovisor e o componente, assim como a existência de uma visada direta entre a área a ser medida e o sistema óptico do termovisor, podem afetar os resultados.

A resolução espacial do termovisor e a atenuação atmosférica são duas características que podem interferir nos resultados em relação à distância. A resolução espacial pode ser melhorada utilizando lentes apropriadas ou diminuindo a distância entre o termovisor e o componente. Já a atenuação atmosférica é uma influência causada pela atmosfera (SANTOS, 2012).

Quanto à visada direta, é fundamental que a fonte da anomalia térmica esteja visível ao termovisor, sem obstáculos opacos ou parcialmente opacos ao infravermelho. Obstáculos desse tipo podem impedir a detecção do defeito ou causar uma interpretação incorreta por parte do termografista. Para lidar com esse problema, o termografista pode considerar mudar de posição em relação à fonte da anomalia ou usar objetos de alta reflexão no infravermelho para refletir a radiação da anomalia para o termovisor. No entanto, é importante ter em mente que haverá perda de radiação nesse processo de reflexão (SANTOS, 2012).

#### 2.2.3.2.2 CONDIÇÃO DA SUPERFÍCIE: EMISSIVIDADE

A condição da superfície do componente é um fator que afeta a emissividade. A emissividade refere-se à capacidade de uma superfície emitir radiação térmica. Uma vez que os termovisores medem a radiação emitida pela superfície para obter a temperatura, as leituras de temperatura são altamente dependentes da emissividade. Isso foi demonstrado nas equações anteriores (7) e (8). Portanto, é importante considerar a condição da superfície e sua emissividade ao realizar inspeções termográficas.

Os valores de emissividade variam de 0 a 1, representando um refletor perfeito e um emissor perfeito (Corpo Negro), respectivamente. Superfícies altamente polidas têm emissividade abaixo de 0,1, enquanto superfícies oxidadas ou pintadas possuem

emissividade mais alta. Tintas à base de óleo têm emissividade acima de 0,9 no infravermelho, independentemente da cor no espectro visível. A pele humana apresenta uma emissividade de 0,97 a 0,98. Metais não oxidados têm baixa emissividade, que aumenta apenas com a temperatura, devido à sua alta reflexividade e opacidade. Para materiais não metálicos, a emissividade tende a ser alta e diminuir com a temperatura (FLIR, 2019).

A emissividade pode variar com a direção de observação, comprimento de onda e temperatura da superfície. Para obter medições precisas de temperatura, o termografista deve conhecer a emissividade da superfície e configurar essa informação no termovisor. Medir a emissividade da superfície antes da medição pode ser necessário, mas em sistemas elétricos de alta tensão, isso geralmente é impraticável. Para minimizar erros relacionados à emissividade, o termografista deve focar nas áreas da anomalia onde a emissividade é maior, como em áreas com oxidação, corrosão, sujeira ou cavidades. Além disso, deve-se, sempre que possível, ter uma visão perpendicular da superfície da anomalia para evitar erros devido ao ângulo de visão (SANTOS, 2012).

## 2.3 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

Conforme mencionado por Marques Filho e Vieira Neto (1999) e por C. Gonzales e E. Woods (2018) o campo de processamento digital de imagens possui duas principais áreas de aplicação. A primeira área é conhecida como processamento de imagens, que se concentra na melhoria da qualidade visual das imagens para interpretação humana. Isso envolve técnicas e algoritmos para aprimorar a nitidez, o contraste, a resolução e outros aspectos visuais das imagens técnicas, tornando-as mais claras, nítidas e de melhor compreensão para os seres humanos. Essa área encontra aplicação em campos como medicina, análise de satélites e análise forense.

A segunda área engloba a análise de imagens, visão computacional e reconhecimento de padrões. Nessa área, no processamento de dados de imagem são realizadas tarefas específicas, como armazenamento, transmissão e extração de informações pictóricas. São aplicadas técnicas avançadas para extrair informações relevantes das imagens, como detecção de objetos, segmentação de regiões de interesse, reconhecimento de padrões e análise automatizada. Dentre as áreas de aplicação, pode-se

citar campos como inteligência artificial e processamento de imagem, de vídeo etc. (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018)

Dessa forma, o processamento digital de imagens abrange tanto a melhoria da qualidade visual para interpretação humana quanto a extração de informações úteis para análise automatizada, com áreas específicas dedicadas ao processamento de imagens e à análise de imagens, visão computacional e reconhecimento de padrões.

Conforme Marques Filho e Vieira Neto (1999), um de Sistema de Visão Artificial (SVA) é um sistema computadorizado capaz de adquirir, processar e interpretar imagens correspondentes a cenas reais. Suas principais etapas são: aquisição de imagens; pré-processamento; segmentação; extração de características; reconhecimento e interpretação; e base de conhecimento.

### 2.3.1 AQUISIÇÃO DE IMAGENS

A aquisição de uma imagem pode ser compreendida como o processo de converter uma cena tridimensional real em uma imagem analógica. Para isso, são necessários um sensor, responsável por converter a informação óptica em um sinal elétrico, e um digitalizador, que transforma esse sinal analógico em uma imagem digital. Esses processos de conversão podem ser realizados por dispositivos como câmeras fotográficas, câmeras de vídeo, termovisores, entre outros, que capturam a cena tridimensional e a representam em uma imagem bidimensional (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999; C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018).

Após o processo de conversão, a imagem capturada pelo dispositivo de aquisição passa por etapas de discretização espacial e em amplitude, conhecidas como amostragem e quantização, respectivamente. Essas etapas são necessárias para obter o formato adequado para o processamento computacional (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999; C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018).

A amostragem consiste em converter a imagem analógica em uma matriz de  $M$  por  $N$  pontos, na qual cada ponto é denominado pixel ou elemento de imagem. Na Equação (10) é expressa a função intensidade.

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \cdots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (10)$$

Por sua vez, a quantização faz com que cada um desses pixels assuma um valor inteiro dentro da faixa de 0 a  $2^n-1$ . Quanto maior for o valor de  $n$ , maior será, por exemplo, o número de níveis de cinza presentes na imagem digitalizada. A função intensidade  $f(x, y)$  pode ter várias faixas de valores possíveis, dependendo do tipo de imagem:

- Imagens Binárias:  $f(x, y) \in \{0, 1\}$ ;
- Níveis de Cinza:  $0 \leq f(x, y) \leq 255$  ( $2^8$ , em que 8 é a resolução ou profundidade de bit);
- Colorida:  $f(x, y)$  representa um índice em uma tabela de cores.

Diante do exposto, pode-se descrever matematicamente uma imagem monocromática por meio da função  $f(x, y)$ , que representa a intensidade luminosa. O valor dessa função em qualquer ponto de coordenadas espaciais  $(x, y)$  é proporcional ao brilho ou nível de cinza da imagem nesse ponto (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999). Na Figura 15, é apresentada uma imagem monocromática juntamente com a convenção dos eixos.

Figura 15: Imagem monocromática e a convenção do par de eixos  $(x, y)$ .



Fonte: Marques Filho e Vieira Neto (1999).

A função  $f(x, y)$  representa o produto da interação entre a iluminância  $i(x, y)$ , que expressa a quantidade de luz que incide sobre o objeto, e as propriedades de refletância ou transmitância próprias do objeto, representadas pela função  $r(x, y)$ . O valor de  $r(x, y)$  varia de 0 a 1 e exprime a fração de luz incidente que o objeto vai transmitir ou refletir no ponto  $(x, y)$ . Portanto, a função  $f(x, y)$  é calculada como o produto entre  $i(x, y)$  e  $r(x, y)$  (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999).

### 2.3.2 PRÉ-PROCESSAMENTO

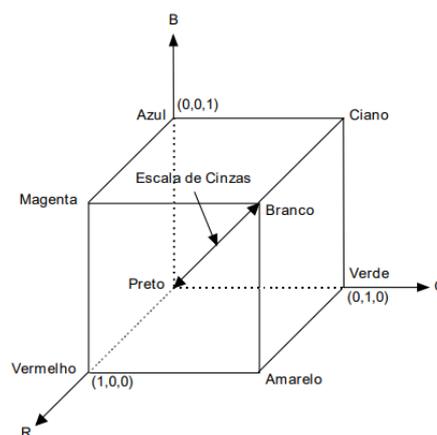
A função da etapa de pré-processamento é melhorar a qualidade da imagem para as etapas subsequentes. As operações realizadas nessa etapa são consideradas de baixo nível, pois trabalham diretamente com os valores de intensidade dos pixels. O resultado dessa etapa é uma imagem digitalizada de melhor qualidade em relação à original (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999; C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018).

O pré-processamento abrange uma variedade de processos, incluindo transformação de cores, operações lógicas e aritméticas, transformações geométricas, técnicas de modificação de histograma, filtragem, realce e suavização de imagens, morfologia matemática, entre outros.

#### 2.3.2.1 TRANSFORMAÇÃO DE COR

As imagens binárias ou monocromáticas (tons de cinza) são matrizes unidimensionais e as coloridas são compostas por matrizes intensidade na qual cada um de seus elementos é um vetor tridimensional, cujos elementos representam, no modelo RGB (*red, green e blue*), as componentes R, G e B do pixel correspondente. Na Figura 16 é apresentado o modelo RGB.

Figura 16: Modelo RGB.



Fonte: Marques Filho e Vieira Neto (1999).

Outros modelos de representação de cores são: HSB (matiz, saturação e brilho, do inglês *Hue, Saturation, Brightness*); HSL (matiz, saturação e luminosidade, do inglês *Hue, Saturation, Lightness*) ou HSI (matiz, saturação, intensidade, do inglês *Hue, Saturation Intensity*); entre outros (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999).

Ademais, uma das transformações de cor amplamente utilizada é a conversão de uma imagem colorida em tons de cinza. Essa conversão pode ser realizada de várias formas, conforme discutido por (KUMAR e VERMA, 2010; PADMAVATHI e THANGADURAI, 2016). Uma abordagem comum para executar essa conversão é aplicar a operação apresentada a cada pixel da imagem, conforme demonstrado na Equação (11):

$$f(x, y) = \frac{R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)}{3}, \quad (11)$$

em que R, G e B são as matrizes, respectivamente, do componente vermelho, verde e azul.

Outrossim, outra conversão de cor comum é a transformação de uma imagem em tons de cinza para binária (preto e branco). Essa conversão pode ser realizada utilizando a operação apresentada na Equação (12) (SZELISKI, 2010):

$$f(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se a intensidade em } (x, y) > \text{limiar} \\ 0, & \text{se a intensidade em } (x, y) < \text{limiar} \end{cases} \quad (12)$$

Geralmente, o limiar adotado é escolhido como 127 ou 128. No entanto, esse valor pode variar dependendo se deseja uma imagem mais próxima do preto ou mais próxima do branco. Além disso, a escolha do limiar depende de cada aplicação específica e pode ser determinada por meio de processos de limiarização. É importante destacar que a definição do limiar é uma etapa crucial no processo de binarização da imagem.

Por fim, outro processo relevante é a transformação de intensidade linear. Essa transformação tem por objetivo expandir automaticamente a escala de tons de cinza de uma imagem, de forma que ela ocupe todo o intervalo possível (0 a 255). Este processamento é determinado como autoescala (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999). A partir dessa técnica, é possível maximizar o contraste e a riqueza de detalhes na imagem, proporcionando uma visualização mais nítida e clara das informações presentes.

Conforme (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999), para um sistema que opera com imagens de 256 níveis de cinza, a função de autoescala ou escalonamento pode ser implementada calculando, para cada pixel com tom de cinza  $f$ , o nível de cinza resultante  $g$ , usando a seguinte Equação (13):

$$g(x, y) = \frac{255}{f_{max} - f_{min}} \cdot [f(x, y) - f_{min}], \quad (13)$$

em que  $f_{max}$  e  $f_{min}$  são, respectivamente, os níveis máximo e mínimo de cinza presentes na imagem original.

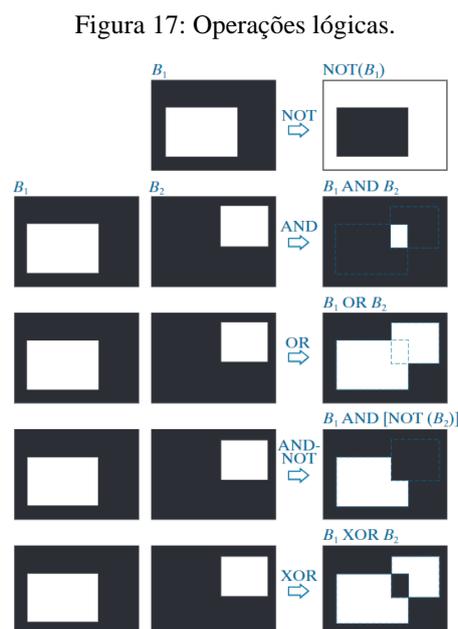
### 2.3.2.2 TRANSFORMAÇÕES ARITMÉTICAS E LÓGICAS

Após a aquisição e digitalização de uma imagem, esta é representada por uma matriz unidimensional ou tridimensional de valores inteiros. Essa representação permite a manipulação numérica da imagem por meio de operações lógicas (booleanas) e/ou aritméticas. Essas operações podem ser realizadas pixel a pixel ou levando em consideração a vizinhança dos pixels. É importante destacar que, quando as operações são entre matrizes, as imagens devem ter o mesmo tamanho ou devem ser ajustadas para possuir a mesma dimensão (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999).

No caso das operações pixel a pixel, a notação apresentada na Equação (14) pode ser adotada:

$$X \text{ opn } Y = Z. \quad (14)$$

Na notação adotada,  $X$  e  $Y$  podem ser imagens (matrizes) ou escalares, sendo obrigatório que pelo menos um dos dois seja uma matriz.  $Z$  é obrigatoriamente uma matriz. O símbolo *opn* representa um operador aritmético (+, -, ×, /) ou lógico (AND, OR, XOR, NOT) (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999). Na Figura 17 são ilustradas operações lógicas em imagens binárias.



Fonte: C. Gonzales e E. Woods (2018).

É importante destacar que as operações lógicas podem ser realizadas em imagens com qualquer intensidade de níveis de cinza, mas são mais facilmente compreendidas quando aplicadas a imagens binárias, nas quais cada pixel tem apenas dois valores possíveis (0 ou 1) (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999).

### 2.3.2.3 TRANSFORMAÇÕES GEOMÉTRICAS

As transformações geométricas são operações de processamento de imagens que têm como principal efeito a alteração da posição espacial dos pixels que compõem a imagem. Essas transformações são frequentemente utilizadas em uma variedade de situações, desde a correção de distorções, como rotação e escala, até a criação de efeitos artísticos em imagens (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999).

Estas transformações consistem em duas operações básicas (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018):

- i. Transformação espacial de coordenadas;
- ii. Interpolação de intensidade que atribui valores de intensidade aos pixels transformados espacialmente.

A transformação de coordenadas pode ser expressa conforme Equação (15):

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = M_T \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} \\ t_{21} & t_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}, \quad (15)$$

em que  $x'$  e  $y'$  são as novas coordenadas de pixel;  $M_T$  é a matriz de transformação;  $t_{ij}$  são os elementos da matriz de transformação.

A Equação (15) pode ser usada para expressar as transformações de rotação e dimensionamento. No entanto, para realizar a transformação de translação, é necessário adicionar um vetor 2D constante ao lado direito da equação. Todavia, é possível utilizar coordenadas homogêneas para expressar todas as transformações utilizando uma única matriz 3x3, conforme apresentado na Equação (16) (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018):

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = M_T \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{23} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (16)$$

em que  $x'$  e  $y'$  são as novas coordenadas de pixel.

Essa transformação pode realizar redimensionamento, rotação, translação ou inclinação em uma imagem, dependendo dos valores escolhidos para os elementos da matriz  $A$ . É importante destacar que uma vantagem significativa de poder realizar todas essas transformações usando a representação unificada na Equação (16) é a capacidade de concatenar uma sequência de operações.

A seguir, são detalhados alguns dos principais processos de transformação geométrica.

#### 2.3.2.3.1 TRANSLAÇÃO

A translação de uma imagem envolve o deslocamento linear de cada pixel, representado pelas coordenadas  $(x, y)$ , na direção horizontal e/ou vertical, resultando em novas coordenadas  $(x', y')$ . As coordenadas  $(x', y')$  são calculadas conforme a Equação (17) (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999):

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}, \quad (17)$$

em que  $\Delta x$  e  $\Delta y$  são, respectivamente, o deslocamento no eixo vertical (linhas da matriz) e horizontal (colunas da matriz).

Outrossim, na Equação (18) é apresentada a  $M_T$  para a operação geométrica translação em coordenadas homogêneas e, na Figura 18, é ilustrado o processo de translação.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = M_T \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (18)$$

em que  $t_x$  e  $t_y$  são, respectivamente, o deslocamento no eixo vertical (linhas da matriz) e horizontal (colunas da matriz).

Figura 18: Translação: (a) imagem original; (b) imagem trasladada.



Fonte: adaptado de (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018).

### 2.3.2.3.2 ROTAÇÃO

Uma imagem pode ser rotacionada de um ângulo arbitrário, tanto no sentido horário quanto no anti-horário. Rotações com ângulos múltiplos de  $90^\circ$  são mais simples de implementar, pois consistem na cópia de pixels que estão organizados em linhas, reordenando-os em colunas na direção em que se deseja rotacionar a imagem.

A rotação por ângulos quaisquer é uma tarefa mais complexa que as demais transformações apresentadas. Matematicamente, a rotação de cada ponto  $(x, y)$  de uma imagem por um ângulo arbitrário  $\theta$  ( $\theta$ ) mapeará este ponto na localidade de coordenadas  $(x', y')$ , em que  $x'$  e  $y'$  são determinados pela Equação (19) (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018):

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = M_T \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (19)$$

em que  $\theta$  é o ângulo de rotação.

Na Figura 19, ilustra-se o processo de rotação.

Figura 19: Rotacionamento. (a) imagem original; (b) imagem rotacionada.



Fonte: (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999)

Além, disso, para exemplificar a concatenação de matriz de transformação geométrica, de modo a rotacionar uma imagem em torno de um ponto  $(x_1, y_1)$ , pode-se simplesmente criar uma matriz de transformação 3x3 que seja igual ao produto das matrizes de translação, rotação e translação, conforme apresentado na Equação (20) (PRATT, 2001; C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018).

$$T(x_1, y_1) \cdot R(\theta) \cdot T(-x_1, -y_1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & x_1 \\ 0 & 1 & y_1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & -x_1 \\ 0 & 1 & -y_1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (20)$$

em que  $x_1, y_1$  são, respectivamente, o deslocamento no eixo vertical (linhas da matriz) e horizontal (colunas da matriz).

#### 2.3.2.4 OPERAÇÕES MORFOLÓGICAS

A morfologia matemática, desenvolvida inicialmente por Georges Matheron e Jean Serra em 1982, concentra-se no estudo da estrutura geométrica das entidades presentes em uma imagem. O princípio fundamental da morfologia matemática é extrair informações relacionadas à geometria e topologia de um conjunto desconhecido, que é representado por uma imagem, a partir da transformação usando outro conjunto completamente definido, chamado elemento estruturante. Portanto, a teoria de conjuntos é a base da morfologia matemática. Além disso, essas operações podem ser aplicadas tanto em imagens binárias quanto em imagens em tons de cinza (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999).

##### 2.3.2.4.1 DILATAÇÃO E EROSÃO

Sinteticamente, pode-se entender que o processo morfológico de dilatação expande uma imagem enquanto a erosão a encolhe. Para uma melhor compreensão das operações de morfologia matemática, a seguir são apresentadas algumas definições úteis da teoria de conjuntos (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999).

A translação de  $A$  por  $x = (x_1, x_2)$ , denotada por  $(A)_x$ , é definida como:

$$(A)_x = \{c | c = a + x, \text{ para } a \in B\}, \quad (21)$$

em que  $A$  e  $B$  são conjuntos em  $Z^2$ , cujos componentes são representados, respectivamente, por  $a = (a_1, a_2)$  e  $b = (b_1, b_2)$ .

A reflexão de  $B$ , denotada  $\hat{B}$ , é definida como:

$$\hat{B} = \{x | x = -b, \text{ para } b \in B\}, \quad (22)$$

O complemento do conjunto  $A$  é:

$$A^c = \{x | x \notin A\}, \quad (23)$$

Por fim, a diferença entre dois conjuntos  $A$  e  $B$ , denotada  $A - B$ , é definida como:

$$A - B = \{x | x \in A, x \notin B\} = A \cap B^c, \quad (24)$$

A dilatação de  $A$  por  $B$ , denotada por  $A \oplus B$ , pode ser definida como:

$$A \oplus B = \{x | [(\hat{B})_x \cap A] \neq \emptyset\}, \quad (25)$$

em que  $A$  e  $B$  são conjuntos no espaço  $Z^2$  e  $\emptyset$  o conjunto vazio.

Sendo assim, o processo de dilatação consiste em obter a reflexão de  $B$  sobre sua origem e, em seguida, deslocar essa reflexão por  $x$ . A dilatação de  $A$  por  $B$  é, então, o conjunto de todos os deslocamentos  $x$  para os quais a interseção de  $(\hat{B})_x$  e  $A$  inclui pelo menos um elemento diferente de zero (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999). Portanto, a Equação (25) pode ser reescrita como:

$$A \oplus B = \{x | [(\hat{B})_x \cap A] \subseteq A\}, \quad (26)$$

em que o elemento  $B$  é o elemento estruturante.

Em contrapartida a dilatação, o processo de erosão resulta no conjunto de pontos  $x$  tais que  $B$ , transladado de  $x$ , está contido em  $A$ . A erosão de  $A$  por  $B$ , denotada por  $(A \ominus B)$ , é definida matematicamente por:

$$A \ominus B = \{x | (B)_x \subseteq A\}, \quad (27)$$

Ressalta-se que a dilatação e a erosão são operações duais entre si com respeito à complementação e reflexão. Matematicamente, pode ser definida como:

$$(A \ominus B)^c = A^c \oplus \widehat{B}, \quad (28)$$

#### 2.3.2.4.2 ABERTURA E FECHAMENTO

O processo de abertura, em geral, suaviza o contorno de uma imagem, remove istmos estreitos e elimina proeminências delgadas (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999). Ele pode ser definido como a combinação do processo de erosão seguido por uma dilatação, em que o elemento estruturante é refletido (PRATT, 2001). Matematicamente, pode ser expresso como:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus \widehat{B}, \quad (29)$$

O processo de fechamento resulta da aplicação de uma dilatação seguida por uma erosão, em que o elemento estruturante é refletido. Este processo tende a fundir pequenas quebras, alargar golfos estreitos, eliminar pequenos orifícios e preencher *gaps* no contorno da imagem (MARQUES FILHO e VIEIRA NETO, 1999). Matematicamente, conforme (PRATT, 2001), pode-se definir esse processo como:

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus \widehat{B}, \quad (30)$$

#### 2.3.3 SEGMENTAÇÃO

A segmentação de imagens envolve a subdivisão da imagem em regiões ou objetos de interesse. O grau de subdivisão depende das necessidades da aplicação em questão. O objetivo da segmentação é isolar e identificar os objetos de interesse na imagem. No entanto, a segmentação de imagens complexas é considerada uma das tarefas mais desafiadoras no campo do processamento de imagens.

Em relação aos algoritmos de segmentação, eles geralmente se baseiam em duas propriedades básicas dos valores de intensidade da imagem: descontinuidade e similaridade (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018). As abordagens na segunda categoria são baseadas na divisão de uma imagem em regiões que são semelhantes de acordo com um conjunto de critérios predefinidos. Limiarização, crescimento de regiões e divisão e fusão de regiões são exemplos de métodos nesta categoria.

Relativamente a descontinuidade, refere-se à segmentação da imagem com base em mudanças abruptas de intensidade, pressupondo que os limites das regiões sejam

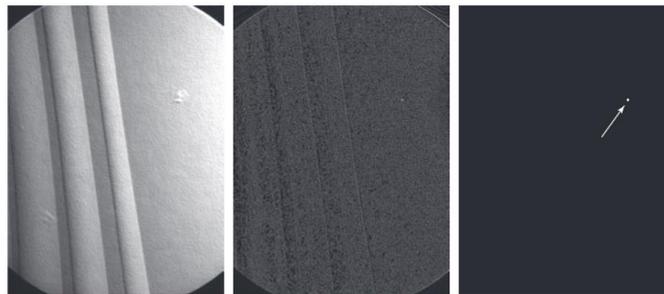
significativamente diferentes entre si e em relação ao fundo. As principais abordagens nessa categoria estão relacionadas a pontos, linhas e bordas.

Uma das formas mais comuns de buscar discontinuidades de intensidade em uma imagem é realizando a convolução da imagem com uma máscara. No caso da detecção de pontos, a máscara utilizada na convolução pode ser definida, conforme (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018), por exemplo, da seguinte maneira:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (31)$$

Utilizando a máscara apresentada, considera-se que um ponto isolado foi detectado na localização em que a máscara está centralizada se o valor resultante da convolução exceder um determinado limiar. Na Figura 20 é ilustrado o processo de segmentação por pontos.

Figura 20: Segmentação baseado em pontos.



Fonte: C. Gonzales e E. Woods (2018).

No caso da segmentação de linhas (horizontal, vertical e diagonal ( $\pm 45^\circ$ )), as máscaras utilizadas na convolução para realizar esse tipo de segmentação pode ser definida, de acordo com C. Gonzales e E. Woods (2018), por exemplo, da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 & -1 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \\ 2 & -1 & -1 \end{bmatrix}. \quad (32)$$

A segmentação baseada na detecção de bordas é amplamente utilizada para segmentar imagens com base em mudanças abruptas na intensidade local. Os pixels de borda representam regiões onde ocorrem transições bruscas na intensidade da imagem, e as bordas, ou segmentos de borda, são formadas por conjuntos de pixels de borda conectados. Para identificar esses pixels de borda, são utilizados detectores de borda, que

são ferramentas específicas de processamento de imagem. Alguns exemplos de detectores de borda incluem os operadores de Sobel, Roberts e Prewitt, entre outros (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018). Esses detectores são projetados para identificar e realçar as bordas presentes na imagem, auxiliando no processo de segmentação.

A detecção de bordas é um processo fundamental no processamento de imagens, pois permite identificar as transições bruscas de intensidade que delimitam objetos e estruturas na imagem. Idealmente, os métodos de detecção de bordas deveriam identificar apenas os pixels que fazem parte de bordas reais. No entanto, devido a diversos fatores, como ruído, iluminação não uniforme e outros efeitos, é comum que os pixels encontrados não caracterizem completamente uma borda.

Essas imperfeições na detecção ocorrem devido às variações locais na intensidade dos pixels e interferências indesejadas na imagem. Portanto, após o processo de detecção de bordas, é necessária uma etapa de pós-processamento para conectar os pixels identificados e formar bordas contínuas. Essa etapa visa unir os pixels adjacentes que estão relacionados a uma mesma borda, gerando uma representação mais coerente e completa das estruturas presentes na imagem.

A conexão dos pixels permite que bordas fragmentadas sejam reconstruídas e que informações relevantes sejam preservadas. Esse processo pode envolver técnicas como o preenchimento de pequenas lacunas entre pixels, o fechamento de quebras e a suavização de segmentos irregulares.

Sendo assim, a aplicação de um método de segmentação é um passo fundamental na segmentação de objetos e estruturas em uma imagem. No entanto, a etapa subsequente à segmentação é a conexão dos pixels detectados, que aprimora e completa a representação das bordas, tornando-as mais úteis para análises e aplicações posteriores. Portanto, um procedimento simples de segmentação pode envolver a aplicação de um limiar ou método de limiarização para separar os pixels do fundo dos demais, seguido pela utilização de métodos de agrupamento para agrupar os pixels pertencentes a uma mesma região, baseando-se em critérios de proximidade ou similaridade. Esses passos combinados proporcionam uma segmentação inicial dos objetos e, em seguida, a conectividade dos pixels ajuda a estabelecer a continuidade das bordas para obter uma segmentação mais precisa e completa.

Dentre os algoritmos de segmentação, destacam-se aqueles baseados em limiarização. Esses algoritmos utilizam diferentes abordagens para determinar os limiares de segmentação. Um exemplo é o método de Otsu, que estima automaticamente um limiar

global com base nas propriedades do histograma da imagem (XU, XU, *et al.*, 2011). Outra abordagem é a limiarização por histograma, em que os limiares são definidos de acordo com as características do histograma da imagem (RAJU e G.NEELIMA, 2012). Além disso, existem métodos adaptativos que utilizam limiares locais, ajustando os limiares de segmentação em regiões específicas da imagem (ROY, DUTTA, *et al.*, 2014). Esses são apenas alguns exemplos dos algoritmos de segmentação baseados em limiarização, demonstrando a diversidade de abordagens disponíveis para segmentar imagens de forma eficaz (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018).

#### 2.3.4 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

Após a etapa de segmentação, os conjuntos de pixels segmentados precisam ser convertidos em uma forma adequada para o processamento computacional posterior. Isso é feito por meio da extração de características, que envolve a identificação e descrição dos atributos das regiões segmentadas. No contexto de imagens binárias, algumas das propriedades básicas e fundamentais que são frequentemente destacadas incluem área, posição (centro de massa), orientação e dimensões (comprimento e largura) (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018).

É importante ressaltar que, sempre que possível, recomenda-se aplicar pré-processamento nas imagens de entrada antes da extração de características. Por exemplo, em situações em que há variações significativas na iluminação, a ponto de dificultar a detecção de características relevantes, faz sentido realizar um pré-processamento para compensar essas variações e normalizar a imagem (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018).

O pré-processamento, como a normalização da iluminação, tem o objetivo de melhorar a qualidade dos dados e gerar uma base mais sólida para a extração precisa das características. Essa etapa de pré-processamento pode incluir técnicas de equalização de histograma, correção de contraste ou filtragem para remover ruídos indesejados. O resultado é uma imagem processada que facilita a extração precisa e confiável das características das regiões segmentadas (C. GONZALEZ e E. WOODS, 2018).

## 2.4 YOU ONLY LOOK ONCE (YOLO)

Os algoritmos de detecção de objetos têm como principal função determinar a localização dos objetos em uma imagem específica e a qual categoria cada objeto pertence, ou seja, sua classificação. Esses algoritmos podem ser divididos em três etapas: seleção de região informativa<sup>4</sup>, extração de recursos e classificação (ZHAO, ZHENG, *et al.*, 2019). Além disso, são amplamente utilizados em diversas aplicações, como detecção de rostos, pessoas e até equipamentos elétricos.

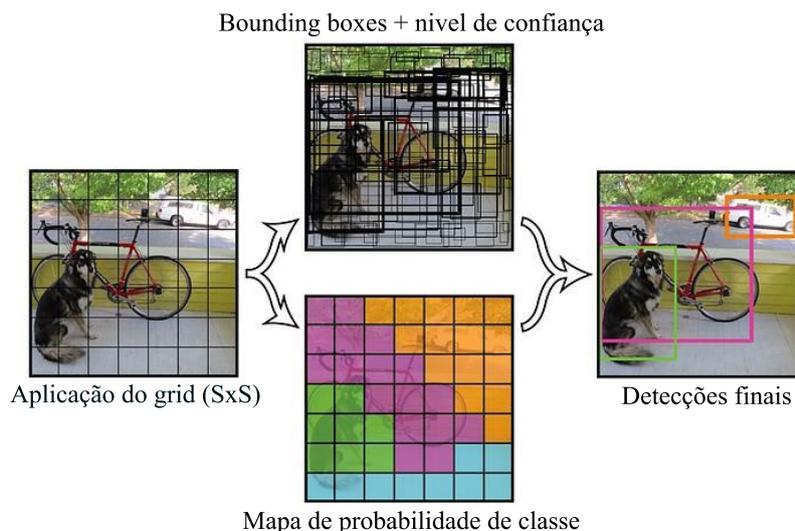
No entanto, devido às variações significativas nos pontos de vista, poses, oclusões, fundo, condições de iluminação e outros fatores, alcançar a detecção perfeita de objetos, juntamente com a localização precisa, é uma tarefa complexa. Como resultado, nos últimos anos, vários estudos foram realizados com o objetivo de criar, otimizar e aprimorar algoritmos de detecção. Dois exemplos notáveis desses avanços são o Fast R-CNN e o *You Only Look Once* (YOLO), que apresentam diferentes graus de melhoria no desempenho de detecção em comparação com o R-CNN original, tornando a detecção precisa e em tempo real mais viável (ZHAO, ZHENG, *et al.*, 2019).

O algoritmo YOLO (*You Only Look Once*) pode ser definido como uma rede neural convolucional que aborda a detecção de objetos como um único problema de regressão. Ele mapeia diretamente os pixels da imagem para as coordenadas da caixa delimitadora e as probabilidades de classe. Ao contrário de outros métodos de detecção que dividem a imagem em regiões menores, o YOLO avalia a imagem inteira de uma só vez, permitindo incorporar implicitamente informações contextuais sobre as classes e sua aparência. Isso possibilita que o algoritmo aprenda representações generalizáveis de objetos e seja capaz de detectar em tempo real (REDMON, DIVVALA, *et al.*, 2016).

Por meio de uma única passagem pela rede neural, o YOLO captura características significativas da imagem e realiza previsões precisas, levando em consideração o contexto global da cena. Ele é capaz de localizar objetos com alta precisão e atribuir suas classes simultaneamente. Essa abordagem eficiente e integrada do YOLO tornou-o amplamente utilizado em diversas aplicações de detecção de objetos. Na Figura 21, é apresentado um exemplo da aplicação do modelo da YOLO, ilustrando o funcionamento de cada uma de suas etapas.

---

<sup>4</sup> É um processo pelo qual regiões relevantes e informativas são identificadas e selecionadas a partir de uma entrada (imagem, sinal, dados) para melhorar a precisão e eficiência do processo de detecção.

Figura 21: Modelo *YOLO*.

Fonte: adaptado de Redmon, Divvala *et al* (2016).

O algoritmo YOLO segmenta a imagem de entrada em vários grids (SxS). Cada célula do *grid* é responsável por prever o objeto que está centralizado dentro dela. Para cada célula do grid, são previstas C probabilidades de classe, B caixas delimitadoras e pontuações de confiança. A imagem completa é codificada para produzir um tensor  $S \times S \times (5B+C)$ , permitindo a realização de múltiplas previsões e a detecção simultânea de várias *bounding boxes* (ZHAO, ZHENG, *et al.*, 2019; XIAO, TIAN, *et al.*, 2020).

Ao concluir o processo, o YOLO seleciona as *bounding boxes* mais precisas e as classifica de acordo com os objetos presentes na imagem resultante. Essas informações são então exportadas em um arquivo, como um arquivo de texto (por exemplo, .txt), que contém as *labels* e as coordenadas das *bounding boxes* que envolvem os objetos detectados. Essas coordenadas são proporcionais às dimensões da imagem de entrada.

Esse método eficiente permite a detecção de objetos em tempo real, fornecendo informações precisas sobre a localização e a classificação dos objetos identificados. É uma abordagem altamente eficaz para a detecção de objetos em imagens, fornecendo resultados confiáveis e práticos para uma variedade de aplicações.

É importante ressaltar que a implementação original do YOLO (YOLOv1) utiliza a biblioteca *Darknet*, uma estrutura de rede neural de código aberto disponível no GitHub. A *Darknet* é escrita em C e CUDA<sup>5</sup>, o que a torna otimizada para computação em GPU<sup>6</sup>, mas também suporta computação em CPU<sup>7</sup>. Essa biblioteca é conhecida por sua

<sup>5</sup> Arquitetura de dispositivo unificado de computação, do inglês *Compute Unified Device Architecture*.

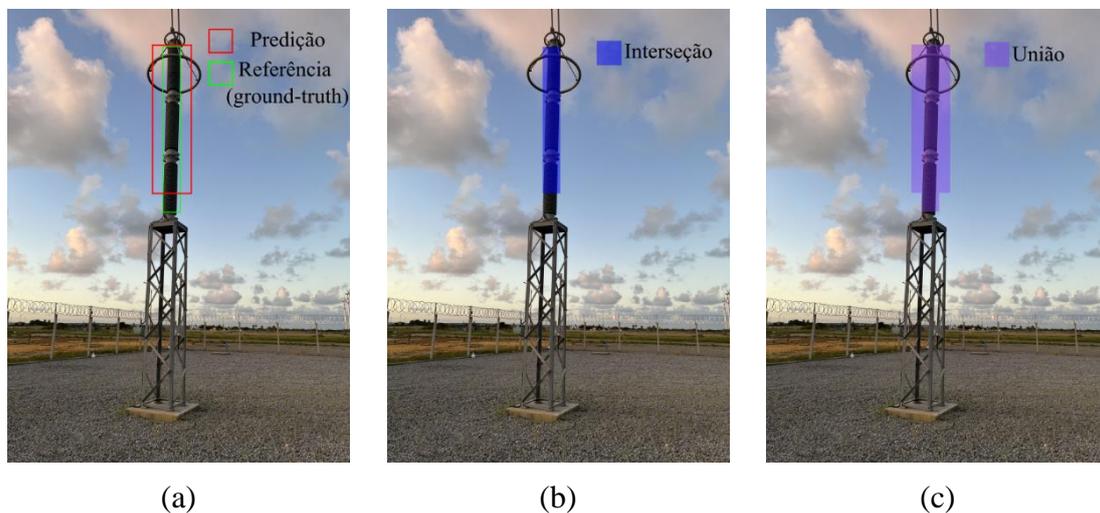
<sup>6</sup> Unidade de Processamento Gráfico, do inglês *Graphics Processing Unit*.

<sup>7</sup> Unidade Central de Processamento, do inglês *Central Process Unit*.

velocidade de processamento, facilidade de instalação e suporte a diferentes tipos de hardware para acelerar o desempenho da detecção de objetos (REDMON, 2013-2016).

Para avaliar o desempenho da rede, utiliza-se *mean Average Precision (mAP)*, um parâmetro amplamente utilizado para avaliar o desempenho de algoritmos de detecção de objetos. O mAP varia de 0 a 1 e seu rigor pode ser ajustado com base na variação do *Intersection over Union (IoU)* (REZATOFIGHI, TSOI, *et al.*, 2019). O *IoU* é uma métrica que representa a razão entre a área de interseção e a área de união das caixas delimitadoras previstas e reais, conforme ilustrado na Figura 22 (JIANG, REN, *et al.*, 2022).

Figura 22: Interseção sobre União. (a) bounding box prevista e bounding box de referência (ground-truth); (b) Interseção; (c) União.



Fonte: Autoria própria.

O desempenho de um algoritmo de detecção de objetos é geralmente avaliado em termos de Precisão ( $p$ ), *Recall* ( $r$ ) e *mean Average Precision (mAP)*. A precisão mede a porcentagem de previsões corretas e é calculada pela Equação (33):

$$p = \frac{VP}{VP + FP}, \quad (33)$$

em que VP é o número de verdadeiros positivos e FP é o número de falsos positivos.

O *recall* mede a porcentagem de positivos encontrados e pode ser calculado pela Equação (34):

$$r = \frac{VP}{VP + FN}, \quad (34)$$

em que FN é o número de falsos negativos.

Por fim, o AP (*Average Precision*) é calculado a partir da área sob a curva do gráfico de precisão versus *recall* e é determinado pela Equação (35):

$$AP = \int_0^1 p(r)dr, \quad (35)$$

O *mAP* é a média dos vários APs calculados. O *mAP50* considera um IoU de 0,5 ou superior, enquanto o *mAP50:95* considera a média do resultado para variações de *IoU* de 0,5 a 0,95, com intervalos de 0,05. Essas métricas fornecem uma avaliação abrangente do desempenho do algoritmo de detecção de objetos em diferentes níveis de rigor.

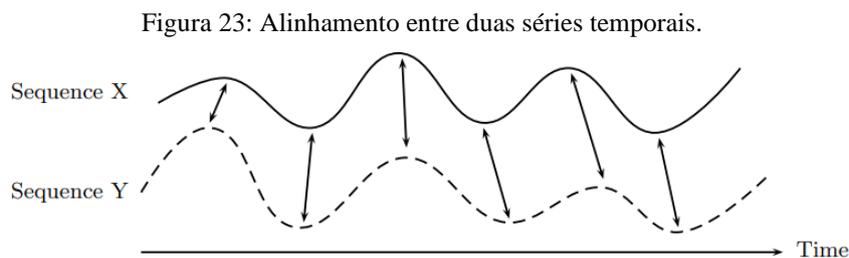
Segundo (XIAO, TIAN, *et al.*, 2020) o YOLO tem as seguintes deficiências a serem melhoradas:

- i. Não funciona bem para objetos pequenos e densos devido à restrição de uma célula de grade prever apenas duas caixas delimitadoras e pertencer a uma única classe. Isso limita a capacidade do algoritmo de detectar com precisão objetos menores e densamente agrupados;
- ii. A capacidade de generalização é fraca quando ocorre uma nova proporção do mesmo tipo de objeto na imagem de teste. Isso significa que o YOLO pode não ser capaz de lidar adequadamente com objetos que possuam proporções diferentes das observadas durante o treinamento, resultando em desempenho inferior em casos de variação de proporção;
- iii. A função de perda do YOLO pode ser deficiente, o que afeta negativamente o desempenho geral da detecção. A função de perda é responsável por calcular a discrepância entre as caixas delimitadoras previstas e as caixas delimitadoras reais, bem como as probabilidades de classe. Uma função de perda inadequada pode levar a resultados imprecisos ou inconsistentes na detecção de objetos.

## 2.5 DTW

Originalmente desenvolvido na década de 1960 e consolidado na década de 1970, o algoritmo *Dynamic Time Warping* (DTW) tem sido amplamente aplicado em várias áreas, como reconhecimento de fala, mineração de dados, recuperação de informações, bioinformática, engenharia química, processamento de sinal, robótica etc. A partir do DTW, é possível analisar e comparar qualquer tipo de dado que possa ser transformado em uma sequência linear de recursos. Isso inclui diferentes tipos de dados, como texto, vídeo, áudio e séries temporais em geral (MÜLLER, 2007; SENIN, 2008).

Pode-se definir o DTW como uma técnica de alinhamento ótimo que lida com sequências de dados dependentes do tempo, respeitando certas restrições. Essa técnica permite que as sequências sejam distorcidas não linearmente para melhor corresponder umas às outras, proporcionando um alinhamento mais preciso e flexível, como ilustrado na Figura 23 (MÜLLER, 2007).



Fonte: Müller (2007).

Conforme apresentado por Müller (2007), o DTW compara duas sequências (36) e (37) de comprimento, as quais  $N, M \in \mathbb{N}$ . Essas sequências podem ser sinais discretos (séries temporais) ou, de forma mais geral, sequências de características amostradas em pontos equidistantes no tempo.

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \quad (36)$$

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_M] \quad (37)$$

Ao fixar um espaço de características denotado por  $F$ , temos que  $x_n, y_m \in F$ , em que  $n \in [1:N]$  e  $m \in [1:M]$ . Para comparar duas características diferentes  $x, y \in F$ , é necessária uma medida de custo local ( $c$ ), também conhecida como medida de distância local ( $d$ ). Essa medida de custo local (distância local) é definida como uma função,

apresentada na Equação (38), que quantifica a dissimilaridade (diferença) ou similaridade entre as características  $x$  e  $y$ .

$$c: F \times F \rightarrow \mathbb{R}^+ + \{0\}, \quad (38)$$

em que  $c$  é uma função que recebe pares ordenados de elementos de  $F$  e retorna números reais não negativos.

Sendo assim, quando as características  $x$  e  $y$  são semelhantes entre si, a medida de custo local,  $c(x, y)$ , é pequena, indicando um baixo custo e uma alta similaridade. Por outro lado, se  $x$  e  $y$  são distintos ou diferentes, a medida de custo  $c(x, y)$  é maior, representando um alto custo e grande dissimilaridade (MÜLLER, 2007).

Diante do exposto, o objetivo do DTW é encontrar o alinhamento ótimo entre duas sequências, de modo a organizar todos os pontos das sequências, minimizando a função de custo ou distância. Dessa forma, buscando identificar o mapeamento temporal que relaciona de forma ideal os pontos das duas sequências, levando em consideração tanto as características quanto a ordem dos elementos presentes em cada uma delas.

Sendo assim, o algoritmo constrói a matriz de custo  $C \in \mathbb{R}^{N \times M}$ , que possui todas as distâncias pareadas entre  $X$  e  $Y$ . De acordo com Senin (2008) e Li, Liu *et al* (2020), a matriz de custo local (distância) pode ser definida conforme Equação (39):

$$C_l \in \mathbb{R}^{N \times M}: c_{i,j} = |x_i - y_j| = \sqrt{(x_i - y_j)^2}, i \in [1: N], j \in [1: M]. \quad (39)$$

A definição a seguir formaliza a noção de um alinhamento (MÜLLER, 2007; SENIN, 2008).

Definição:  $A_n(N, M)$  – caminho de alinhamento (*warping path*) é uma sequência de pontos de pontos  $p = (p_1, p_2, \dots, p_K)$  com  $p_l = (p_i, p_j) \in [1: N] \times [1: M]$  para  $l \in [1: K]$  que deve atender aos seguintes critérios:

- i. **Condição de contorno:**  $p_1 = (1,1)$  e  $p_K = (N, M)$ . Os pontos inicial e final do caminho de alinhamento devem ser o primeiro e o último ponto das sequências alinhadas;
- ii. **Condição de monotonicidade:**  $n_1 \leq n_2 \leq \dots \leq n_K$  e  $m_1 \leq m_2 \leq \dots \leq m_K$ . Essa condição preserva a ordem temporal dos pontos;

- iii. **Condição de tamanho de passo:**  $p_{l+1} - p_l \in \{(1,0), (0,1), (1,1)\}$  para  $l \in [1:L - 1]$ . Este critério restringe o alinhamento entre as sequências, limitando a ocorrência de saltos longos. Portanto, nenhum elemento das sequências  $X$  e  $Y$  pode ser omitido, e não são permitidas replicação de elementos no alinhamento. Em outras palavras, todos os pares de índices presentes em um caminho de alinhamento são pareados de forma distinta, garantindo que cada elemento seja considerado apenas uma vez no processo de alinhamento.

O custo total  $c_p(X, Y)$  de um caminho de alinhamento ( $p$ ) entre  $X$  e  $Y$  em relação à medida de custo local ( $c$ ) é definido pela Equação (40):

$$c_p(X, Y) := \sum_{l=1}^L c(x_{nl}, y_{ml}) \quad (40)$$

O caminho de alinhamento que tem um custo mínimo associado ao alinhamento é denominado de caminho de alinhamento ótimo ( $P^*$ ), apresentado na Equação (41).

$$DTW(X, Y) := c_{p^*}(X, Y) = \min\{c_p(X, Y), p \in P^{N \times M}\} \quad (41)$$

em que  $P^{N \times M}$  é o conjunto de todos os possíveis caminhos de alinhamento.

Este conjunto constrói a matriz de custo acumulada ou matriz de custo global ( $D$ ), que é definida da seguinte forma:

- i. Primeira linha:  $D(1, j) = \sum_{k=1}^j c(x_1, y_k), j \in [1, M]$ .
- ii. Primeira coluna  $D(i, 1) = \sum_{k=1}^i c(x_k, y_1), i \in [1, N]$ .
- iii. Todos os outros elementos:  $D(i, j) = \min\{D(i - 1, j - 1), D(i - 1, j), D(i, j - 1)\} + c(x_i, y_j), i \in [1, N], j \in [1, M]$ .

### 2.5.1 DTW CUSTOMIZADO

Com o objetivo de melhorar o desempenho, ajustar a sensibilidade e acelerar os cálculos do DTW, foram propostas várias modificações com o intuito de adequar o algoritmo ao problema em questão (SALVADOR e CHAN, 2007; GELER, KURBALIJA, *et al.*, 2019). Dentre essas modificações, destaca-se a escolha da métrica

de distância utilizada, como a euclidiana (padrão), absoluta ou Manhattan etc. Além disso, a definição da largura da janela de ajuste, o tamanho e a ponderação do passo, bem como a aplicação de restrições de caminho global e local, são outras técnicas que podem ser adotadas (LI, LIU, *et al.*, 2020).

Essas modificações permitem adaptar o DTW de acordo com as características específicas dos dados e do problema em questão, visando obter resultados mais precisos e eficientes. A seguir, são apresentadas algumas das modificações possíveis que podem ser implementadas para otimizar o desempenho do DTW e atender às necessidades do contexto em que está sendo aplicado.

#### 2.5.1.1 TAMANHO DE PASSO E LARGURA DA JANELA

O DTW busca encontrar o alinhamento ideal das séries temporais, de forma que cada elemento da sequência X seja atribuído a um elemento correspondente da sequência Y e vice-versa. No entanto, uma desvantagem dessa abordagem é que um único elemento de uma sequência pode ser atribuído a vários elementos consecutivos da outra sequência, resultando em segmentos verticais e horizontais no caminho de deformação. Isso pode levar a uma correspondência irreal entre os recursos das séries temporais, alinhando características muito curtas de uma série a características longas da outra série (MÜLLER, 2007; SENIN, 2008).

Para evitar esse fenômeno, podem ser aplicadas restrições ao caminho de alinhamento em cada etapa ou a largura de janela. Essas restrições são implementadas como relações possíveis entre pontos consecutivos no caminho de alinhamento. Essas restrições ajudam a garantir um alinhamento mais coerente e evitam distorções excessivas. Ao impor tais restrições, pode-se controlar a correspondência entre os recursos das séries temporais, garantindo que o alinhamento seja mais preciso e realista, melhorando assim a qualidade dos resultados obtidos com o algoritmo. Dentre as diversas técnicas pode-se destacar ao paralelogramo de Itakura, a largura de banda de Sakoe-Chiba entre outras (SALVADOR e CHAN, 2007; GELER, KURBALIJA, *et al.*, 2019).

A "largura da banda de restrição  $r$  de Sakoe-Chiba" é uma técnica usada no algoritmo DTW para limitar os movimentos permitidos entre os pontos correspondentes de sequências temporais. Dessa forma, é possível restringir o caminho de deformação a uma faixa de largura  $r$  em torno da diagonal central da matriz de distância. Portanto,

evita-se alinhamentos extremos em cenários onde desvios muito grandes não são desejados (SALVADOR e CHAN, 2007; GELER, KURBALIJA, *et al.*, 2019).

### 2.5.1.2 PESOS LOCAIS

A medida da distância entre as séries temporais, função de custo, é essencialmente uma soma de distâncias entre pares entre os pontos correspondentes nas séries temporais X e Y. Ao adicionar os pesos a cada uma das distâncias com base na direção passo, pode-se penalizar ou favorecer certos tipos de correspondência ponto a ponto, favorecendo a direção vertical, horizontal ou diagonal no alinhamento. Conforme Müller (2007), para introduzir um vetor peso adicional  $(w_d, w_h, w_v) \in R^3$ , produz-se a seguinte recursão, exposta na Equação (42):

$$D(n, m) = \min \begin{cases} D(n-1, m-1) + w_d \cdot c(x_n, y_m) \\ D(n-1, m) + w_h \cdot c(x_n, y_m) \\ D(n, m-1) + w_v \cdot c(x_n, y_m) \end{cases} \quad (42)$$

em que  $n \in [2: N]$  e  $m \in [2: M]$ .

O caso igualmente ponderado  $(w_d, w_h, w_v) = (1, 1, 1)$  se reduz ao DTW clássico. Nessa ponderação tem-se preferência pela direção do alinhamento diagonal, pois um passo diagonal (custo de uma célula) corresponde à combinação de um passo horizontal e um passo vertical (custo de duas células). Para contrabalançar essa preferência, pode-se definir os seguintes pesos  $(w_d, w_h, w_v) = (2, 1, 1)$ . Da mesma forma, pode-se introduzir pesos para outras condições de tamanho de passo (MÜLLER, 2007).

### 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Com base no conteúdo discutido nas seções anteriores e na crescente relevância do monitoramento por infravermelho, diversos estudos na área foram realizados nas últimas décadas. Essas pesquisas abrangem uma ampla gama de propósitos, que vão desde a formulação de equações que contribuem para o diagnóstico e classificação de anomalias térmicas em equipamentos elétricos, até o aprimoramento das imagens térmicas com o intuito de otimizar a análise térmica desses dispositivos. Ademais, existe um enfoque especial em estudos dedicados à análise, segmentação, detecção e ao processamento de imagens infravermelhas provenientes de equipamentos elétricos de alta tensão e seus componentes, visando alcançar um diagnóstico mais preciso e detalhado da integridade do equipamento.

No fim década de 2000, Wanderley Neto (2007) propôs um método de análise de para-raios de ZnO por meio de redes neurais artificiais (RNAs). O estudo utilizou RNAs do tipo Perceptron com aprendizagem baseada em *Backpropagation* e *Resilient Propagation*, visando avaliar a integridade dos para-raios usando como parâmetros de entrada os máximos locais de temperatura, os máximos e mínimos locais de temperatura ou o perfil térmico. Para validar o método, ensaios foram realizados em laboratório, testando 5 para-raios de 96 kV da SIEMENS, 1 de 192 kV da Tridelta, 1 de 550 kV da ASEA (dividido em dois módulos) e 2 de 96 kV da Tranquel. Defeitos foram inseridos propositalmente nos para-raios, totalizando 9 tipos, incluindo curtos-circuitos internos, vedação precária, perda de estanqueidade etc. Em todos os casos, foi possível detectar variações resultantes dos defeitos criados nos equipamentos por meio de imagens térmicas e gráficos de perfil térmico. O perfil térmico mostrou-se mais preciso ao diagnosticar as variações de temperatura ao longo da coluna de porcelana dos pára-raios. Os resultados evidenciaram a eficiência das RNAs na classificação dos padrões, com 99,35% de acerto na distinção entre defeituosos e não-defeituosos, tendo apenas um único padrão classificado erroneamente em 154 padrões analisados. Além disso, a taxa de acerto foi de 61% na identificação individual dos tipos de defeitos e 78% quando agrupados por

semelhança. A utilização do número total de pontos no perfil térmico se mostrou mais adequada para análise por RNA em relação à filtragem dos pontos de máximo e mínimo, pois a última abordagem reduziu a eficiência da rede ao diminuir o número de parâmetros e variáveis para definir diferentes situações de defeitos (WANDERLEY NETO, 2007).

Nos anos seguintes, Cao, Gu e Jin (2008) e Chou e Yao (2009) apresentaram equacionamentos que auxiliam no diagnóstico e classificação de anomalias térmicas em equipamentos elétricos. Chou e Yao, além de apresentarem um equacionamento que possibilita avaliar a integridade do equipamento, apresentaram um algoritmo de detecção de anomalias térmicas, denominado ITADA, o qual tem como princípio o método de limiarização de Otsu usando histogramas de níveis de cinza de modo a segmentar a região do superaquecimento. Isso é possível devido a existência de uma clara distinção entre o objeto ao fundo e a região superaquecida (CAO, GU e JIN, 2008; CHOU e YAO, 2009).

Posteriormente, Li *et al.*, em 2013, apresentaram um novo método de remoção de ruído para imagens infravermelhas. Esse método combina técnicas como o uso do operador Sobel, filtro mediano e filtro de Wiener, visando melhorar a qualidade das imagens (LI, CUI, *et al.*, 2013). Outro estudo no mesmo segmento é o de He *et al.*, em 2017, que propuseram um método baseado na transformada *Wavelet* genérica de gaussiana e na estimação da probabilidade a posteriori máxima para a remoção de ruído em imagens infravermelhas de isoladores (HE, LEE, *et al.*, 2017). Nesse mesmo ano, Lin *et al.* apresentaram uma nova abordagem para ajustar a faixa de temperatura das imagens térmicas de equipamentos elétricos, resultando em uma melhoria efetiva na qualidade dessas imagens. Essa melhoria pode facilitar a segmentação e detecção dos equipamentos e de seus componentes, contribuindo para um diagnóstico mais preciso e confiável (LIN, LI, *et al.*, 2017).

Dentre os estudos relacionados à detecção e segmentação de regiões de interesse em equipamentos elétricos através de imagens térmicas, várias abordagens têm se destacado. Zhao *et al.*, em 2017, propuseram um método que utiliza redes neurais convolucionais e o agregador VLAD (*Vector of Locally Aggregated Descriptors*) para detectar isoladores de suspensão em imagens infravermelhas, alcançando uma alta precisão com uma taxa de acurácia de 93% (ZHAO, FAN, *et al.*, 2017).

Em 2019, Shanmugam e Sekaran propuseram uma abordagem para segmentar a região relevante em imagens térmicas de equipamentos elétricos. O processo envolveu a conversão das imagens para escala de cinza, pré-processamento com equalização do histograma e a utilização da estratégia *Fuzzy C Means* (FCM) para segmentar as áreas

com falhas. Para otimizar a segmentação, foi aplicado o algoritmo *Modified Ant Lion Optimization* (MALO) (SHANMUGAM e SEKARAN, 2019).

No mesmo ano, Li aplicou o algoritmo YOLOv3 para detecção e marcação de áreas anormais em equipamentos de energia por meio de imagens infravermelhas. O modelo YOLOv3 obteve uma mAP de 34,63%, uma taxa de recall de 21% e um tempo de reconhecimento de 0,7 a 0,9 segundos (LI, 2019).

Contemporaneamente, Wang, Yin e Ren propuseram um método de diagnóstico do estado térmico de equipamentos de subestação utilizando imagens infravermelhas. O método envolve a segmentação da região com anomalia térmica (superaquecimento), estabelecendo uma relação entre o nível de cinza da imagem e a temperatura do equipamento. Foram utilizadas técnicas como mapeamento de variância local e algoritmo genético para identificar regiões com estados térmicos anormais e estabelecer correlações entre os parâmetros de cinza e temperatura. O método de segmentação proposto foi comparado com o método tradicional e a segmentação OTSU, demonstrando desempenho similar de limiarização à abordagem original, porém com um tempo de processamento inferior. Além disso, o diagnóstico do estado térmico é realizado por meio de um método modificado de diferença de temperatura relativa, proposto por Cao, Gu e Jin (2008), e a localização da área monitorada é obtida por meio de correspondência de imagens. No entanto, uma possível melhoria seria a aquisição de imagens em múltiplos ângulos do dispositivo (WANG, YIN e REN, 2019).

No início da década de 2020, Wang *et al*, propuseram um método para o diagnóstico automático de isoladores em subestações usando segmentação de instâncias e análise de temperatura de imagens infravermelhas. O estudo utilizou um conjunto de dados com 1200 imagens infravermelhas de isoladores em operação fornecidas pela *State Grid Beijing Power Maintenance Company* da China. As imagens foram divididas em conjuntos de treinamento, verificação e teste na proporção de 10:1:1. O modelo treinado alcançou uma Precisão Média (mAP) de 0,77 e uma taxa de quadros por segundo (FPS) de 5,07. Além disso, foi realizado um ajuste de curva para relacionar o nível de cinza da imagem com a temperatura do equipamento, obtendo um erro médio relativo de 6,632%. A temperatura do ponto anômalo foi extraída e métodos de diagnóstico baseados na temperatura padrão de operação ( $T_{norm}$ ) foram aplicados. No entanto, a obtenção precisa do valor de  $T_{norm}$  é desafiadora e depende de vários fatores, como a condição de carga do equipamento, umidade e radiação solar. Para aprimorar essa estimativa, é recomendada a

utilização de diversos sensores e a análise em tempo real dos dados para otimizar a seleção de  $T_{norm}$  (WANG, DONG, *et al.*, 2020).

Além dos estudos citados, há outros que incorporam algoritmos de aprendizado profundo (*deep learning*) de modo a otimizar e melhorar a precisão e a velocidade do processamento de imagens térmicas, assim como o diagnóstico dos equipamentos elétricos de alta tensão. Ullah *et al* (2020) e Wang *et al* (2021) apresentaram métodos de classificação de equipamentos elétricos de alta tensão (defeituosos e não defeituosos) treinando os algoritmos *Random Forest* (RF) e/ou *Support Vector Machines* (SVM) com base em características de imagens térmicas extraídas por redes neurais convolucionais (do inglês *Convolutional Neural Network*, CNN) (ULLAH, KHAN, *et al.*, 2020; WANG, ZHANG, *et al.*, 2021).

Outrossim, em 2021, Su *et al* e Lu *et al* apresentaram métodos de reconhecimento de falhas baseados na fusão de imagens visíveis e infravermelhas de equipamentos elétricos associados com algoritmos de redes neurais convolucionais. No estudo de Su e outros, o algoritmo aprimorou o contraste e a clareza das imagens fusionadas, reduzindo a interferência de ruído e melhorando a precisão na localização dos equipamentos e das falhas. Os experimentos demonstraram que o método proposto aumentou a taxa de diagnóstico de falhas de 2 a 6% (SU, NI, *et al.*, 2021). Já no estudo de Lu e outros, comparou-se o método proposto de detecção com outros métodos, destacando uma precisão média de 93,24% para o método proposto, 92,75% para a *Faster R-CNN* e 92,43% para o YOLOv3 na detecção de pontos superaquecidos em equipamentos elétricos em subestações. Ademais, aplicou a equação de Cao, Gu e Jin (2008), para avaliar a região anômala detectada (LU, LIU e YUAN, 2021).

Neste mesmo ano, Zhang e outros, apresentaram um estudo que teve como objetivo aprimorar a equação de classificação proposta por Cao, Gu e Jin (2008), uma vez que essa equação não era válida para avaliar anomalias quando a temperatura do equipamento analisado fosse menor ou igual a temperatura ambiente (ZHANG, WANG, *et al.*, 2021). Ainda em 2021, Li e outros propuseram um método de diagnóstico de isoladores de suspensão de linhas de 500 kV e 220 kV utilizando a análise *Wavelet* para avaliar o desvio padrão e o valor absoluto máximo do gradiente da componente de baixa frequência de temperatura ao longo do eixo do núcleo polimérico (LI, WANG, *et al.*, 2021).

Ademais, Han *et al* (2021) propuseram um termovisor inteligente para realizar o diagnóstico semiautomático de defeitos. Para isso, foi aplicada uma versão modificada da

YOLOv4 para detectar os equipamentos de interesse e suas respectivas classes nas imagens térmicas. Em seguida, calculou-se a diferença de temperatura relativa entre a área de aquecimento e a área correspondente no equipamento de referência, com base no mapa de temperaturas. Utilizou-se a equação proposta por Cao, Gu e Jin (2008), adaptada para avaliar áreas de aquecimento em vez de pontos quentes. Por fim, combinou-se o valor da diferença de temperatura relativa com a classe do equipamento para avaliar sua integridade. O conjunto de dados deste artigo contém 12.683 imagens infravermelhas de 37 subestações diferentes, sendo 295 amostras de equipamentos com defeito e o restante de equipamentos sem defeito. Foram gerados 18.000 rótulos para treinamento e testes. O modelo de CNN modificado foi capaz de identificar 16 classes de equipamentos de subestação com uma taxa de média de precisão de 86,4%. Os tipos de equipamentos incluíram transformadores, transformadores de potencial, transformadores de corrente, para-raios, isoladores de suspensão, entre outros. A precisão do diagnóstico para todas as amostras defeituosas alcançou 92,2%. Ressalta-se que a determinação da região de aquecimento e sua correspondente no equipamento de referência devem ser realizadas manualmente antes de realizar o diagnóstico do equipamento (HAN, YANG, *et al.*, 2021).

Nos anos seguintes, Gao e outros, em 2022, propuseram o método YOLOV3-L, uma melhoria do YOLOV3, para detecção de imagens térmicas infravermelhas. Nesse método, eles substituíram a convolução padrão do *Darknet-53* por uma estrutura de convolução mais leve, resultando em uma velocidade de detecção quase 100% maior em comparação com o YOLOV3, mantendo a precisão quase inalterada. O método alcançou um valor de mAP de 95,4% (GAO, RUAN, *et al.*, 2022). Um estudo similar foi realizado por Liu, Li e Gao (2022), no qual foram avaliados os desempenhos de diferentes algoritmos, incluindo YOLOv4, YOLOv3, *Faster R-CNN* e *SSD (Single Shot MultiBox Detector)*, no reconhecimento de anomalias em imagens infravermelhas de equipamentos elétricos. O conjunto de dados utilizado continha um total de 6000 imagens infravermelhas, divididas em conjuntos de treinamento e teste na proporção de 7:3. Os resultados obtidos demonstraram que o algoritmo YOLOv4 obteve o melhor desempenho, mAP 92,20%, apresentando maior precisão e menor número de detecções falsos-positivas em comparação aos outros algoritmos avaliados. Por outro lado, o algoritmo *Faster R-CNN* apresentou o pior desempenho, mAP 80% aproximadamente, com o maior índice de detecções falsos-positivas (LIU, LI e GAO, 2022).

Outro método de monitoramento da condição de equipamentos elétricos, neste caso com base na extração de características térmicas, foi apresentado (WANG, OU, *et*

*al.*, 2022). Para isso, desenvolveram um *software* de inspeção de vídeo equipado com uma câmera infravermelha, permitindo a obtenção de imagens infravermelhas por meio de inspeção automática. De modo a enquadrar automaticamente os equipamentos de interesse, definiram-se ângulos específicos e pré-definidos, utilizando a primeira imagem como referência. Os equipamentos elétricos monitorados incluíram transformadores, isoladores, buchas e conexões, sendo categorizados em pontos de aquecimento, seções de aquecimento (perfis térmicos) e áreas de aquecimento com base em suas formas e padrões de aquecimento anormal. Utilizou-se um ajuste de curva, de modo a relacionar o nível de cinza da imagem à temperatura do equipamento. Em seguida, os dados térmicos extraídos, como temperatura máxima, média e gradiente térmico, foram utilizados para discriminar os diferentes estados do equipamento de acordo com padrões estabelecidos. O método foi aplicado com sucesso na subestação de tração Wudong, pertencente à linha de alta velocidade Pequim-Guangzhou de 220 kV. No entanto, sugere-se a utilização de algoritmos de aprendizado profundo para a segmentação de instâncias dos equipamentos-alvo, a fim de obter uma extração ainda mais precisa para a visualização da temperatura, maior automação e otimização o processo.

Ainda em 2022, Zheng *et al* propuseram um método inteligente de diagnóstico para diferentes tipos de falhas em equipamentos elétricos. Nesse método, utilizou-se o algoritmo modificado YOLOv4 para otimizar o desempenho. O objetivo foi identificar o equipamento na imagem térmica e extrair a temperatura do ponto quente com base no nível de cinza. Além disso, é aplicado um processo de similaridade para extrair a temperatura de uma região similar em um equipamento de referência. A equação proposta em Cao, Gu e Jin (2008), foi utilizada para avaliar o ponto quente de acordo com critérios de diagnóstico pré-estabelecidos. O sistema de diagnóstico de falhas foi desenvolvido para isoladores e disjuntores com tensão de 110 kV. Para testar o método proposto, foram utilizadas cinco imagens de disjuntores e cinco imagens de isoladores. O algoritmo de detecção mostrou-se superior à versão original. No entanto, é importante ressaltar que o método proposto não fornece a causa da falha, essa informação deve ser inserida manualmente após a análise da integridade. Além disso, a base de teste foi pequena, o que limita a avaliação da robustez do método. Por fim, é necessário que as imagens térmicas analisadas contenham tanto o equipamento anômalo quanto o de referência, para que seja possível estabelecer a correspondência entre o ponto quente e o ponto de referência (ZHENG, PING, *et al.*, 2022).

Em relação à avaliação de técnicas de segmentação, Takeuchi *et al* (2022) avaliaram quatro técnicas diferentes aplicadas em equipamentos de uma subestação em condições reais de operação. As técnicas de segmentação foram baseadas em limiares (Otsu e limiar baseado em histograma) e agrupamento (*Cluster K-means* e *Fuzzy C-means*). O método *Fuzzy C-means* apresentou o melhor desempenho e precisão, acurácia próxima de 1 e taxa de falso positivo de 0,001, seguido pelo método *Cluster K-means* (TAKEUCHI, ULBRICHT, *et al.*, 2022).

No ano seguinte, Li *et al* apresentaram o PEDNet, uma rede leve de detecção de equipamentos de subestação baseada no YOLOv4-tiny. O PEDNet utiliza um módulo de agregação de informações globais, uma rede de transformação espacial aprimorada e uma rede de fusão de características aprimorada para melhorar a precisão de detecção em tempo real de equipamentos em imagens infravermelhas. Os resultados experimentais mostraram uma precisão de detecção de 92,66% e uma velocidade de detecção de 107,07 quadros por segundo (LI, XU, *et al.*, 2023).

### 3.1 ANÁLISE DAS CONTRIBUIÇÕES DOS TRABALHOS

#### CORRELATOS

Os estudos que motivaram e fundamentaram esta dissertação foram apresentados ao longo deste capítulo. A revisão bibliográfica revelou que vários estudos abordaram com êxito o processo de detecção e/ou segmentação de equipamentos elétricos. Além disso, a extração de temperaturas, seja por meio da correlação com a faixa de temperatura ou pela obtenção do mapa térmico, também foi alcançada. Por fim, diversos trabalhos apresentaram estudos com o objetivo de avaliar a integridade de equipamentos elétricos, identificando pontos quentes, regiões quentes e o perfil térmico.

Os estudos que buscaram analisar e classificar a integridade de equipamentos elétricos utilizaram equacionamentos ou RNAs para realizar a avaliação e, dessa forma, inferir a integridade do equipamento ou identificar anomalias térmicas, principalmente pontos quentes. No entanto, as pesquisas analisadas não apresentaram um método viável para uso em campo, robusto o suficiente para lidar com diferentes condições ambientais e que funcionasse efetivamente durante qualquer período do dia (manhã, tarde e noite). Além disso, essas pesquisas não foram capazes de integrar todas as funcionalidades

necessárias, como a detecção e segmentação automática do equipamento analisado, a extração do mapa de temperatura e perfil térmico, bem como a determinação automática da localização e tipo de falhas térmicas (pontos quentes ou frios).

Na presente dissertação, desenvolveu-se uma abordagem que engloba todas essas capacidades para tornar o método proposto eficiente e aplicável em cenários reais de monitoramento de equipamentos elétricos, especificamente para-raios. A seguir, na Tabela 1, é apresentada uma comparação entre o presente trabalho e os demais estudos correlatos que incorporaram algumas das funcionalidades descrita anteriormente.

Tabela 1: Quadro sinóptico.

Referência	Detecção e segmentação automática	Mapa de temperatura	Extração do perfil térmico	Classificação da integridade	Localização da falha	Identificação do ponto quente e frio	Robusto ao ambiente	Processamento Automático não supervisionado
Wanderley Neto, 2007			X	X			X	
Li (2019)	X				X			X
Wang, Yin e Ren (2019)	X			X	X			X
Wang, Dong <i>et al</i> (2020)	X			X	X			X
Ullah, Khan <i>et al</i> (2020)				X				X
Wang, Zhang <i>et al</i> (2021)				X	X			X
Lu, Liu e Yuan (2021)	X			X	X			X
Han, Yang <i>et al</i> (2021)	X	X		X				
Gao, Ruan <i>et al</i> (2022)	X				X			
Liu, Li e Gao (2022)	X				X			X
Wang, Ou <i>et al</i> (2022)			X	X	X			
Zheng, Ping <i>et al</i> (2022)	X			X			X	X
Presente Trabalho	X	X	X	X	X	X	X	X

Fonte: Autoria própria.

## 4 METODOLOGIA

Neste estudo, é apresentado um método inovador para o diagnóstico automático de falhas em para-raios. O método utiliza uma rede neural convolucional (CNN) e processamento de imagens com o objetivo de identificar, segmentar e extrair o perfil térmico tanto do equipamento analisado como do equipamento de referência.

Além disso, é adotada uma técnica de alinhamento ótimo para garantir que os perfis térmicos de equipamentos similares, um saudável (referência) e outro em teste (analisado), sejam comparados de forma precisa. Em conjunto, é aplicado um método para classificar a integridade do equipamento, identificar o tipo de anomalia (ponto quente ou frio) e determinar sua localização.

A metodologia desenvolvida compreende as seguintes etapas:

- i. Composição da base de dados;
- ii. Extração da matriz de temperatura;
- iii. Processamento da matriz de temperatura e da imagem térmica;
- iv. Alinhamento dos perfis térmicos;
- v. Diagnóstico do equipamento.

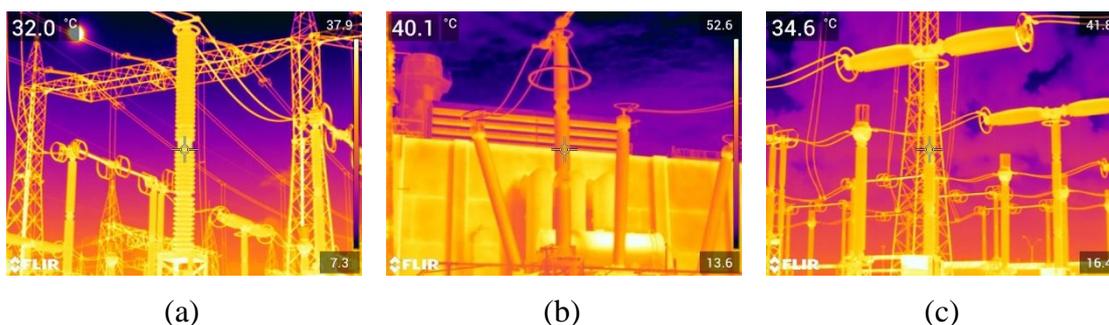
Portanto, com o método proposto, objetiva-se uma análise precisa e confiável da integridade de para-raios, permitindo a detecção precoce de possíveis falhas e aumentando significativamente a eficiência dos procedimentos de manutenção preventiva, contribuindo para aprimorar a segurança e a eficiência do sistema elétrico como um todo. A seguir, são detalhas cada uma das etapas metodológicas.

## 4.1 COMPOSIÇÃO DA BASE DE DADOS

Inicialmente, foi criada uma base de dados, composta por diversas imagens térmicas de equipamentos de alta tensão, incluindo transformadores, transformadores de potencial, transformadores de corrente, chaves seccionadoras, colunas isolantes, isoladores de suspensão e para-raios. Essa base de dados foi aplicada para o treinamento e validação da CNN utilizada no processo de detecção do equipamento de interesse.

A fim de expandir a base de dados e diversificar ainda mais as amostras, algumas dessas imagens, escolhidas aleatoriamente, foram convertidas para tons de cinza, resultando em um total de 4642 imagens. Para o processo de treinamento e validação da CNN, foram utilizadas, respectivamente, 3970 e 852 (80:20 aproximadamente) imagens desta base de dados. Na Figura 24, são apresentadas algumas das termografias capturadas.

Figura 24: Termografias capturadas. (a) isolador de pedestal; (b) para-raios; (c) disjuntor.



Fonte: A autoria própria.

É importante destacar que as imagens utilizadas no processo de validação são exclusivamente imagens originais, ou seja, imagens que não foram submetidas à expansão da base de dados. Isso garante uma avaliação realista e precisa do desempenho da CNN, assegurando que o modelo terá uma capacidade de generalização, tornando-o mais confiável ao lidar com dados reais e desconhecidos. Portanto, essa estratégia promove maior robustez e eficácia do modelo, especialmente quando aplicado em cenários reais.

Para aplicação do método proposto, criou-se um segundo banco de dados. Este é composto por 200 imagens de para-raios de ZnO saudáveis, das três fases (A, B e C). Nessas termografias definiu-se, previamente, os ângulos de captura e a distância de modo a equiparar as imagens de fases distintas de um mesmo equipamento. Por fim, registrou-se a temperatura ambiente no momento da captura da termografia.

Na composição de ambas as bases de dados, foi utilizado o termovisor FLIR T840, com intervalo de medição de  $-20^{\circ}\text{C}$  a  $120^{\circ}\text{C}$  ( $-4^{\circ}\text{F}$  a  $248^{\circ}\text{F}$ ) e precisão de  $\pm 2^{\circ}\text{C} \pm 2\%$  de leitura e lente de  $42^{\circ}$ , campo de visão de  $42^{\circ}\times 32^{\circ}$ . Além disso, determinou-se, previamente a termografia, a temperatura refletida com base no manual da (FLIR, 2019)<sup>8</sup> e adotou-se emissividade de 0,92, emissividade aproximada para o material que compõe as colunas isolantes (objeto de análise) com revestimento RTV para estes equipamentos. O local de aquisição das termografias foi a subestação pertencente a termoelétrica Porto de Sergipe I, Classe de tensão de 500 kV e capacidade de geração de 1,6 GW. A medição da temperatura ambiente foi realizada utilizando-se a estação de monitoramento da qualidade do ar e meteorologia, localizada a 1,6 km da subestação, e que possui o sensor de temperatura modelo RIKA.

Como a subestação porto de Sergipe I é relativamente nova, tendo sido construída em 2020, não há equipamentos defeituosos para serem analisados. Sendo assim, os bancos de dados criados foram utilizados exclusivamente para treinar a rede e avaliar o desempenho dos procedimentos de extração de atributos, processamento de sinais (segmentação e traçado do perfil térmico) e aplicação da técnica de diagnóstico em condições reais de operação.

Relativamente ao método de diagnóstico proposto e com o objetivo de avaliar o impacto do erro de medição intrínseco ao termovisor; variações de distância (5 a 6 metros) e, conseqüentemente, sutis variações angulares; bem como o efeito das variáveis ambientais, como irradiação e sombreamento; no perfil térmico extraído, foram registradas 8 imagens térmicas do mesmo equipamento às 10h30min no mesmo dia.

Além da avaliação do mesmo equipamento, também foi realizado um estudo em equipamentos de fases distintas. Foram realizadas termografias em para-raios das fases A, B e C, em dias e horários diferentes (10h, 11h, 16h, 17h, 18 h e 19h) e com ângulos diversos ( $0^{\circ}$ : $45^{\circ}$ : $360^{\circ}$ ). Essa abordagem amplia a análise e proporciona uma visão mais abrangente do desempenho do método em diferentes condições, aproximando-se de uma forma mais prática de aplicar o método em campo. Isso se deve ao fato de que um equipamento com suspeita de defeito pode ser comparado com outro do mesmo tipo ou com seu histórico de perfis térmicos, submetido a condições similares e em funcionamento normal.

---

<sup>8</sup> O procedimento envolve amassar e desamassar papel alumínio, fixando-o em suporte. Em seguida, coloca-se o conjunto em frente ao objeto a ser medido, configurando a emissividade para 1,0. A temperatura aparente do papel alumínio é medida e considerada igual à temperatura refletida do ambiente ao redor.

Por fim, com o objetivo de avaliar o método proposto em para-raios defeituosos, empregou-se a base de dados utilizada em Wanderley Neto (2007). Nesse estudo, foram adquiridas termografias de para-raios ZnO em condições de perfeito funcionamento e após a introdução proposital de defeitos. Os defeitos introduzidos consistiram em: curto-circuito interno sobre um único varistor; curto-circuito sobre um conjunto de varistores; curto-circuito sobre varistores separados; curto-circuito sobre conjunto de varistores subsequentes; varistor quebrado; perda de estanqueidade; umidade interna; desalinhamento da coluna ativa; poluição superficial (9 tipos de defeitos). Os ensaios foram conduzidos no Laboratório de Alta Tensão da Universidade Federal de Campina Grande.

## 4.2 EXTRAÇÃO DA MATRIZ DE TEMPERATURA

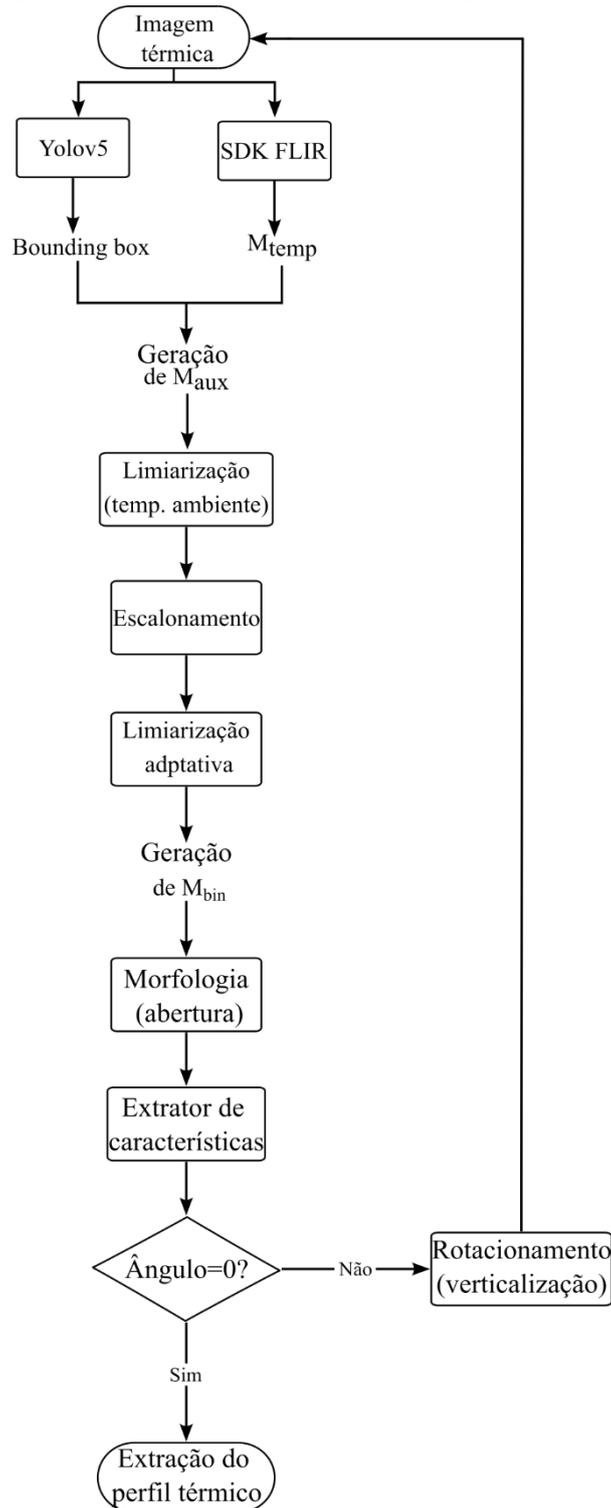
A extração da matriz de temperatura foi realizada através do desenvolvimento de rotinas computacionais que fizeram uso do Kit de Desenvolvimento de Software (SDK) fornecido pela fabricante da câmera térmica (FLIR). Essa abordagem foi preferida em detrimento do ajuste de curva para relacionar o nível de cinza da imagem com a temperatura do equipamento, utilizando a faixa de temperatura de exibição, abordagem tipicamente empregado em trabalhos correlatos, tais como (WANG, YIN e REN, 2019), (WANG, OU, *et al.*, 2022) entre outros. A escolha do uso do SDK se deve ao fato de que é inevitável perder as informações de temperatura das áreas quentes quando elas excedem o máximo da paleta de cores disponível (HAN, YANG, *et al.*, 2021).

Este SDK fornece bibliotecas que possibilitaram a geração de uma rotina computacional em *python* que relaciona os pixels da imagem infravermelho à temperatura detectada pelo termovisor. Sendo assim, cada imagem infravermelha resulta em uma matriz de temperatura com dimensões proporcionais a da imagem térmica.

## 4.3 PROCESSAMENTO DA MATRIZ DE TEMPERATURA E DA IMAGEM TÉRMICA

O fluxograma do processamento da matriz de temperatura e da imagem térmica é apresentado na Figura 25.

Figura 25: Fluxograma do processamento da matriz de temperatura e da imagem térmica.



Fonte: Autoria própria.

Inicialmente, realizou-se a detecção da região de interesse do equipamento elétrico monitorado. Para isso, aplicou-se a CNN YOLOv5 que possui código aberto para treinamento e aplicação. A rotulação de cada imagem térmica foi realizada manualmente utilizando o site *makesense.ai*. Este, provê um ambiente gratuito e intuitivo que possibilita

gerar um arquivo “.txt” que é automaticamente convertido em um arquivo de marcação compatível com a CNN adotada. O treinamento e validação da base de dados foi realizado na *workstation* com as seguintes especificações: Windows 11 Pro 64 bits; dois processadores: Intel® Xeon® Gold 6226R; memória RAM de 128 Gb; placa de vídeo: Nvidia T1000 4 Gb.

No processo de detecção, gera-se um arquivo que contém as *labels* e as coordenadas das *bouding boxes* que englobam os objetos detectados e que são proporcionais às dimensões da imagem térmica. Isto posto, utilizou-se desse arquivo para identificar o equipamento central, ou seja, os para-raios, na termografia. Ademais, aplicou-se a proporcionalidade (1.38:1) entre a imagem térmica e a matriz de temperatura ( $M_{temp}$ ) para extrapolar as coordenadas da *bouding box* de modo a identificar e delimitar quais temperaturas correspondem a região de interesse detectada.

A seguir, foi gerada uma matriz denominada  $M_{aux}$ , contendo as temperaturas abrangidas pela área da *bouding box* do para-raios principal, enquanto as demais temperaturas foram atribuídas o valor 0. No entanto, foi observado que a área delimitada apresentava temperaturas do fundo da imagem. Para eliminar essas temperaturas, foi adotado um limiar de 90% da temperatura ambiente, pois verificou-se que o *background* tinha temperaturas tipicamente muito abaixo desse limite, enquanto a região de interesse apresentava temperaturas superiores a ele. Outrossim, realizou-se a auto escala de  $M_{aux}$ , permitindo tratar as temperaturas restantes como pixels de uma imagem em tons de cinza, e aplicou-se o processo de binarização por meio de limiarização adaptativa, resultando na matriz binária  $M_{bin}$ .

Em seguida, foi aplicado o processo morfológico de abertura na matriz  $M_{bin}$ . O elemento estruturante utilizado tem a forma de um "I", semelhante ao para-raios. Nesse procedimento, atenuou-se de bordas, fragmentou-se conexões estreitas e a removeu-se protuberâncias finas. Outrossim, foi utilizado um extrator de características para determinar a angulação da região resultante (coluna isolante do equipamento monitorado).

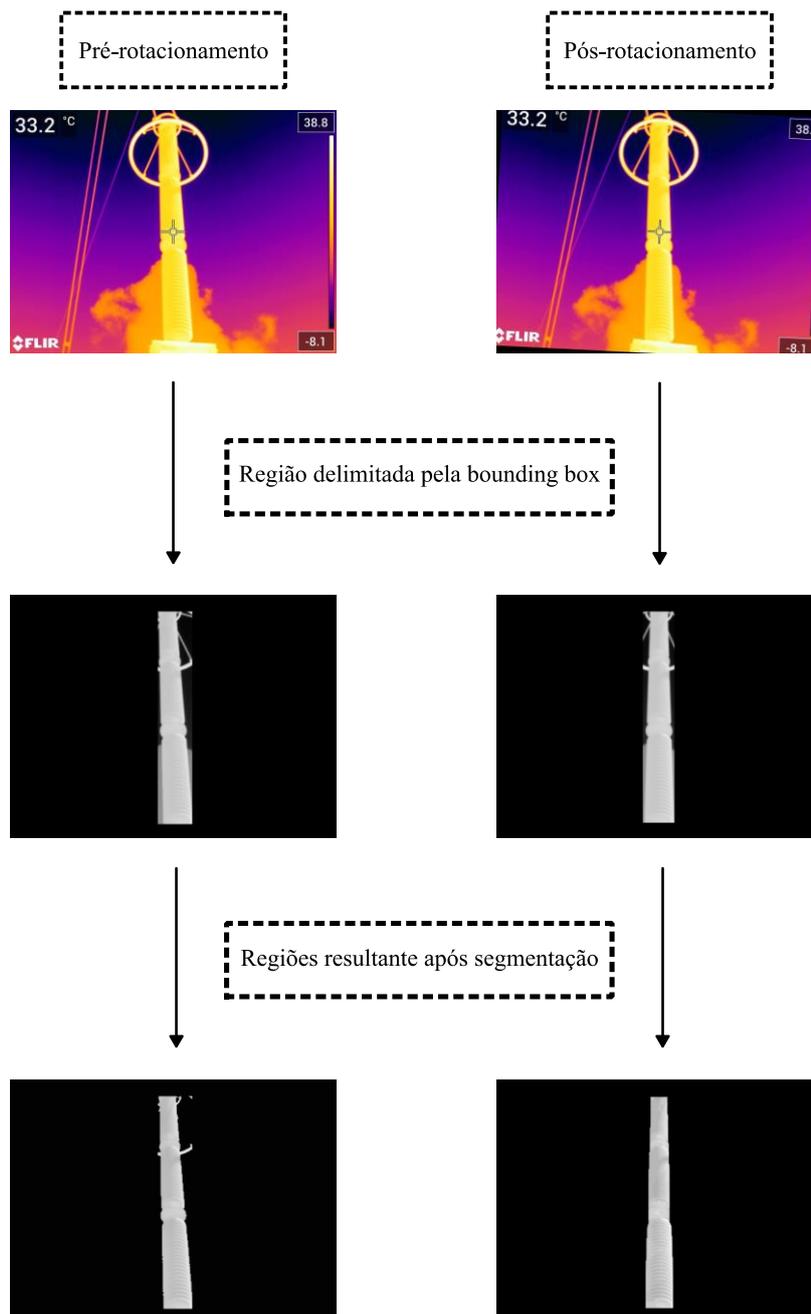
Após obter a angulação da região resultante, rotacionou-se a imagem térmica e a sua matriz de temperatura ( $M_{temp}$ ), reaplicando, em seguida, o processo de detecção. Isso permite obter uma *bouding box* mais ajustada ao equipamento principal. Por fim, repetiu-se as etapas aplicadas anteriormente.

Essa reaplicação dos processos permitiu uma segmentação aprimorada do para-raios e foi realizada devido à existência de imagens térmicas que apresentam ligeira

inclinação devido ao ângulo de captura. Em seguida, foi realizado o produto entre a matriz binária ( $M_{bin}$ ) e a matriz de temperatura ( $M_{temp}$ ) para obter a matriz de temperatura resultante ( $M_{resultante}$ ). Por fim, o perfil térmico foi extraído do eixo central da região de interesse em  $M_{resultante}$

Na Figura 26 é apresentado um exemplo do processamento da imagem térmica antes e após o rotacionamento.

Figura 26: Processamento da imagem térmica antes e após o rotacionamento.



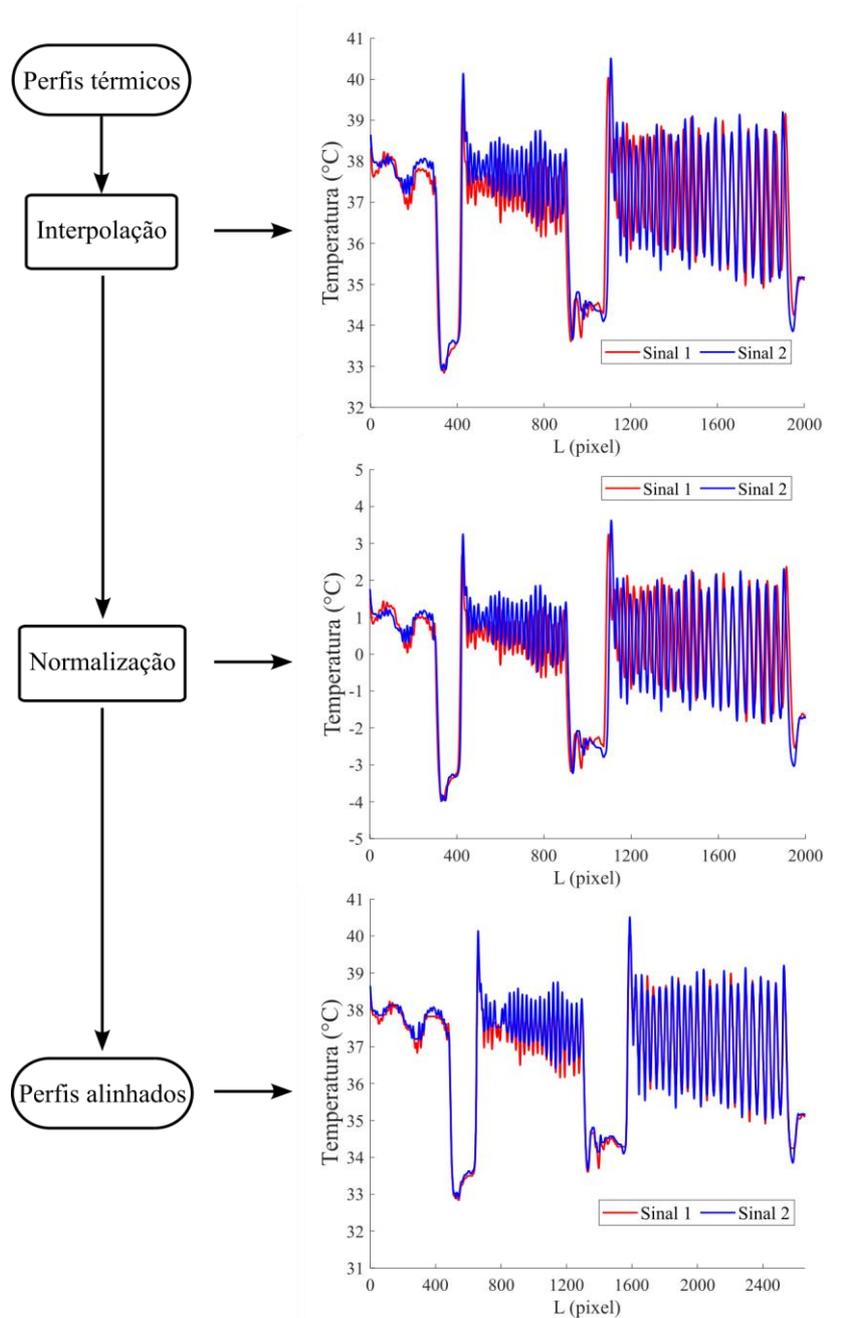
Fonte: Autoria própria.

#### 4.4 ALINHAMENTO DOS PERFIS TÉRMICOS

Devido às sutis diferenças no comprimento dos perfis, defasagem e diferenças de amplitude entre os perfis térmicos, foram aplicados procedimentos de interpolação, normalização e alinhamento dos dados.

Na Figura 27 é apresentado um fluxograma ilustrando o processo de alinhamento de perfis térmicos.

Figura 27: Processo de alinhamento de perfis térmicos.



Fonte: Autoria própria.

A interpolação, baseada na técnica *spline*, foi realizada para ajustar as diferenças de comprimento dos perfis térmicos extraídos, as quais ocorrem devido à quantidade de pixels da imagem térmica que correspondem à área de interesse. Essa quantidade é influenciada pelo ângulo e distância de captura, resultando em perfis com diferentes extensões. A interpolação preencheu os espaços vazios ou estendeu os perfis para garantir uma análise comparativa consistente.

Em seguida, foi aplicada uma normalização, removendo o valor médio e ajustando os valores dos sinais de modo que a média seja igual a zero. Isso facilitou o alinhamento e a comparação entre os perfis térmicos, eliminando as diferenças de amplitude.

O alinhamento foi realizado para corrigir eventuais defasagens horizontais entre os perfis térmicos do equipamento analisado e o perfil de referência. O alinhamento sincronizou os perfis, garantindo uma comparação precisa entre eles. Neste estudo, o alinhamento foi realizado utilizando uma implementação em *python* de DTW (detalhado na seção 2.5). Outrossim, após o alinhamento, para avaliar as temperaturas em seus valores absolutos somou-se os valores média respectivos de cada perfil.

No alinhamento dos sinais (analisado e de referência), utilizou-se o algoritmo DTW com uma largura de banda de restrição de Sakoe-Chiba adaptativa (GELER, KURBALIJA, *et al.*, 2019). Essa largura de janela determina uma faixa de tolerância que permite deslocamentos horizontais na busca pela correspondência ideal entre os sinais. Neste estudo, a largura da janela foi estabelecida com base na média das distâncias entre picos dos sinais, adotando-se o dobro da maior dessas distâncias. Essa abordagem foi adotada empiricamente analisando os perfis térmicos e após aplicar diversas larguras de janela. Ressalta-se que a métrica de distância adotada foi a euclidiana. Dessa forma foi possível reduzir o custo computacional, melhorar a precisão das comparações e permitir que o algoritmo se adapte a variações temporais. Além disso, essa restrição de alcance evitou alinhamentos inadequados, proporcionando maior controle sobre a sensibilidade do algoritmo, tornando-o mais eficiente e preciso ao comparar sequências temporais com diferentes comprimentos ou deslocamentos.

Portanto, por meio da interpolação, normalização e alinhamento, foram consideradas as variações na quantidade de pixels e de temperatura extraídas, garantindo uma comparação mais precisa e confiável dos perfis térmicos para a análise e diagnóstico dos equipamentos. Outrossim, ao realizar o processo de alinhamento entre os perfis térmicos, determinou-se o custo total ( $c_p$ ) que representa a distância entre os sinais. Dessa

forma, essa abordagem proporcionou uma avaliação mais detalhada da similaridade entre os perfis térmicos, tornando o processo de análise ainda mais robusto e confiável.

## 4.5 DIAGNÓSTICO DO EQUIPAMENTO

Para diagnóstico da integridade dos para-raios de ZnO, modificou-se a equação apresentada por Chou e Yao (2009), que era aplicada apenas a pontos e não sinais, resultando nas seguintes Equações (43) e (44):

$$\Delta T_{limiar}(i) = \frac{\Delta T_{sinais}(i)}{sinal_{referência}(i)} \cdot 100\%, \quad (43)$$

$$\Delta T_{sinais}(i) = sinal_{analizado}(i) - sinal_{referência}(i) \quad (44)$$

em que  $i \in [1: N]$ , sendo  $N \in \mathbb{N}$ .

Dessa forma, calculou-se a variação percentual entre as temperaturas do sinal analisado e do sinal de referência, após o alinhamento. Isso possibilita uma análise mais detalhada do para-raios de ZnO, permitindo a identificação e/ou antecipação de anomalias térmicas em diferentes regiões. Dessa forma, foi possível obter informações mais precisas sobre a integridade dos equipamentos elétricos, identificar potenciais problemas em estágios iniciais, determinar seu efeito (aquecimento ou resfriamento) e sua localização aproximada.

Por fim, foram definidas e aplicadas as regras qualitativas apresentadas na Tabela 2 para a análise de equipamentos elétricos. Essas regras foram baseadas em Chou e Yao (2009) e foram utilizadas para classificar as diferentes condições operacionais dos equipamentos elétricos de alta tensão por meio da metodologia de inspeção térmica proposta.

Tabela 2: Condições qualificavas de avaliação.

Tipo de condição	Variação percentual negativa ( $\Delta T_{limiar}$ )	Variação percentual positiva ( $\Delta T_{limiar}$ )
Normal	$-9 \leq \Delta T_{limiar}(i) < 0\%$	$0\% \leq \Delta T_{limiar}(i) \leq 9\%$
Emergência	$-90\% \leq \Delta T_{limiar}(i) < -9\%$	$9\% < \Delta T_{limiar}(i) \leq 90\%$
Crítica	$\Delta T_{limiar}(i) < -90\%$	$90\% < \Delta T_{limiar}(i)$

Fonte: Autoria própria.

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção, são apresentados e discutidos os resultados relativos ao desempenho da CNN empregada na detecção da coluna isolante de para-raios. Além disso, explora-se a robustez e a eficácia do método diagnóstico em equipamentos em perfeitas condições de operação, contemplando variações de horários e dias. Adicionalmente, conduz-se uma avaliação e validação do método proposto em para-raios, abrangendo tanto os em estado saudável quanto os defeituosos, extraídos da base de Wanderley Neto (2007).

Inicialmente, avaliou-se o desempenho do algoritmo no processo de detecção da coluna isolante do para-raios. Na Tabela 3 são apresentados os principais parâmetros de desempenho do algoritmo de detecção.

Tabela 3: Parâmetros de desempenho do algoritmo de detecção.

Precisão ( $\rho$ ),	<i>Recall</i> ( $r$ )	<i>mAP</i> 50	<i>mAP</i> 50:95
0,861	0,855	0,903	0,615

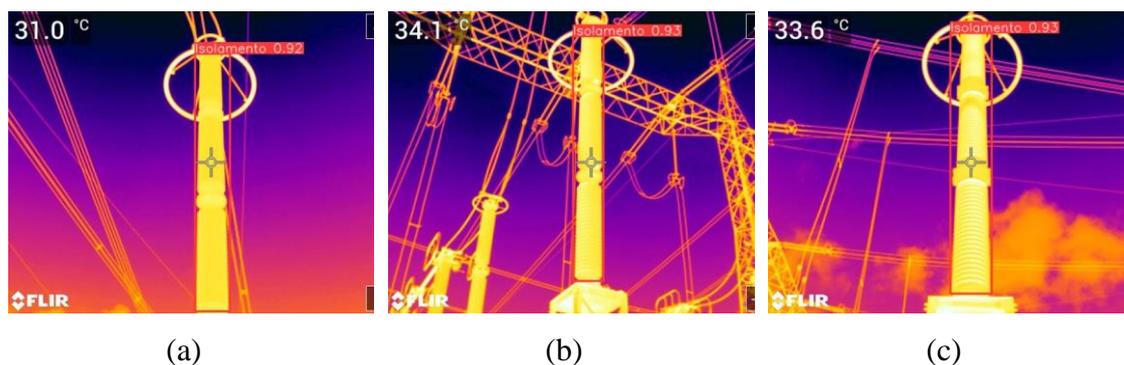
Fonte: autoria própria.

Ao analisar a Tabela 3, observa-se que o algoritmo de detecção utilizado obteve índices de precisão de 0,861 e *recall* de 0,855. Esses resultados indicam que o modelo apresentou uma capacidade significativa de detectar e identificar corretamente o equipamento de interesse.

Além disso, os demais índices também se mostraram relevantes, especialmente o *mAP*50, que atingiu o valor de 0,903. Isso evidencia que o modelo possui uma alta taxa de detecção de objetos com uma confiança de previsão de 50% ou superior, o que é fundamental em cenários onde a confiança das detecções é crucial.

No entanto, observa-se que o *mAP*50:95 obteve um valor de 0,615, indicando que o desempenho do modelo diminuiu um pouco ao considerar uma faixa de confiança mais ampla, de 50% a 95%. Apesar disso, essa diminuição não ocasionou prejuízo significativo no método de diagnóstico, evidenciando que o modelo foi capaz de realizar detecções confiáveis mesmo em níveis de confiança mais baixos. Na Figura 28, são apresentados exemplos de detecções em termografias de para-raios.

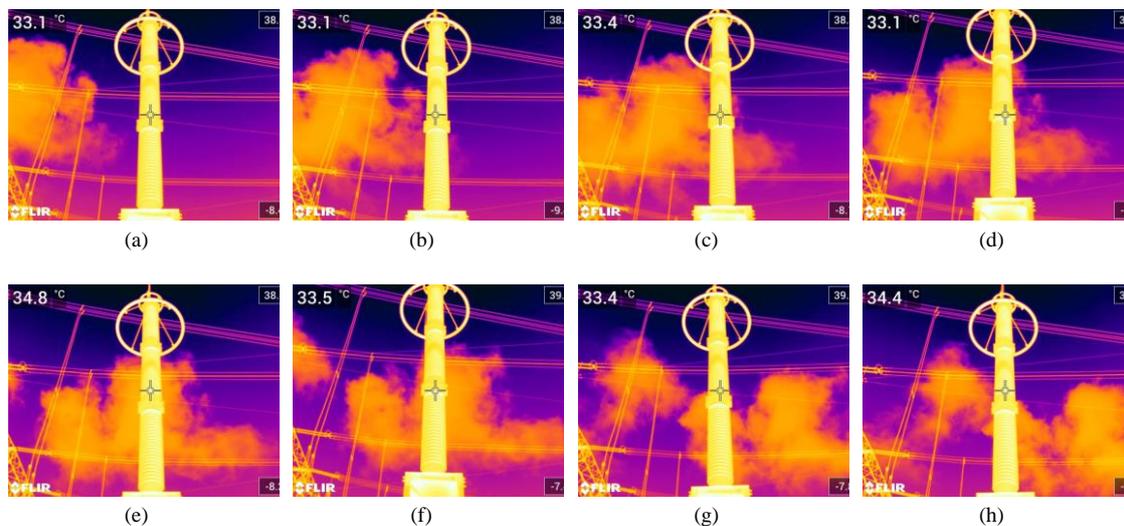
Figura 28: Detecção de termografia de para-raios. (a) dia 03/03/03 às 12h; (b) dia 17/03/23 às 11h; (c) dia 23/03/23 às 10h.



Fonte: autoria própria.

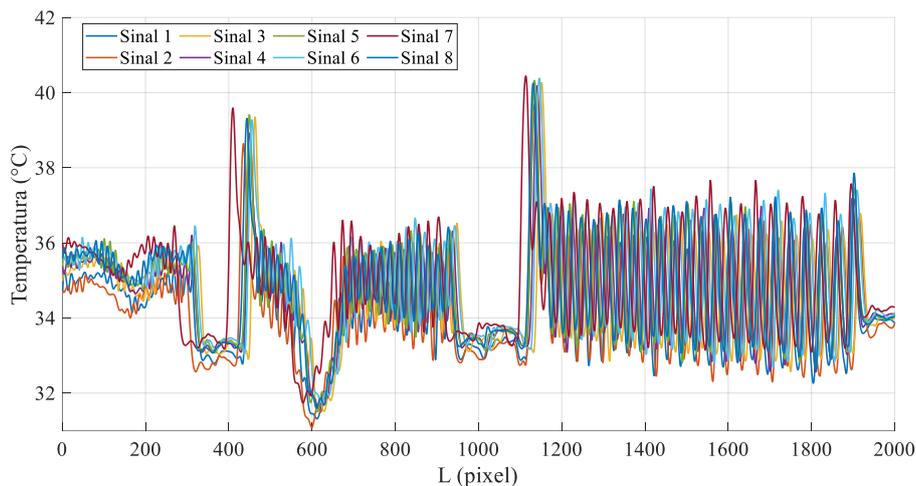
Relativamente a análise a robustez do termovisor perante mudanças sutis de angulação e ao efeito do ambiente (irradiação, temperatura, umidade etc.), nas Figura 29 e Figura 30, respectivamente, são ilustradas as 8 termografias realizadas para o mesmo para-raios e os respectivos perfis térmicos do eixo central.

Figura 29: (a) Termografia 1; (b) Termografia 2; (c) termografia 3; (d) termografia 4; (e) termografia 5; (f) Termografia 6; (g) termografia 7; (h) termografia 8.



Fonte: Autoria própria.

Figura 30: Perfis térmicos de 8 termografia de um mesmo para-raios, no mesmo dia e horário.

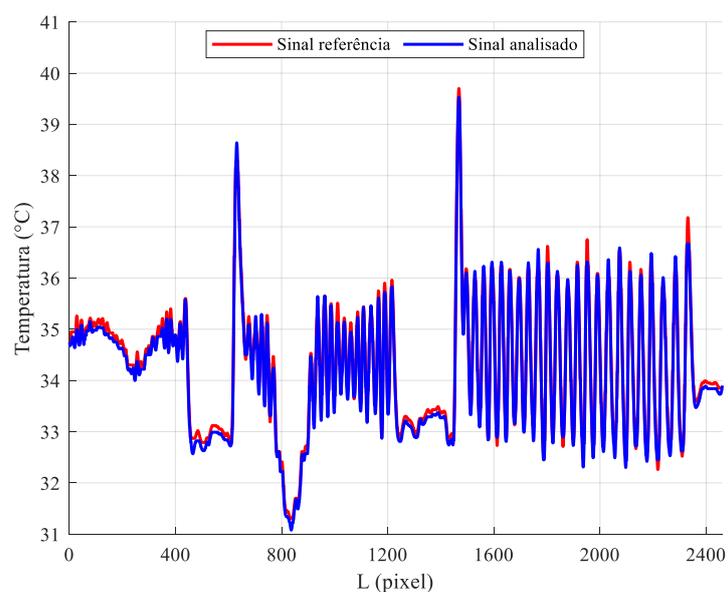


Fonte: Autoria própria.

Ao analisar a Figura 30, percebe-se que existe uma defasagem entre os perfis térmicos. Essa defasagem impossibilita a aplicação do método de diagnóstico ponto a ponto, pois há um desalinhamento entre os picos e vales, resultando em uma comparação entre temperaturas de regiões não correspondentes. Para solucionar esse problema, alinhou-se os perfis a partir do DTW, seguida da aplicação das Equações (43) e (44).

Nessa análise, o sinal de referência foi o perfil térmico do sinal 1, correspondente à termografia da Figura 30(a), e os demais foram considerados como sinais analisados. Na Figura 31, de forma ilustrativa, são apresentados os sinais 1 e 2 respectivamente, o de referência e o analisado, após o alinhamento.

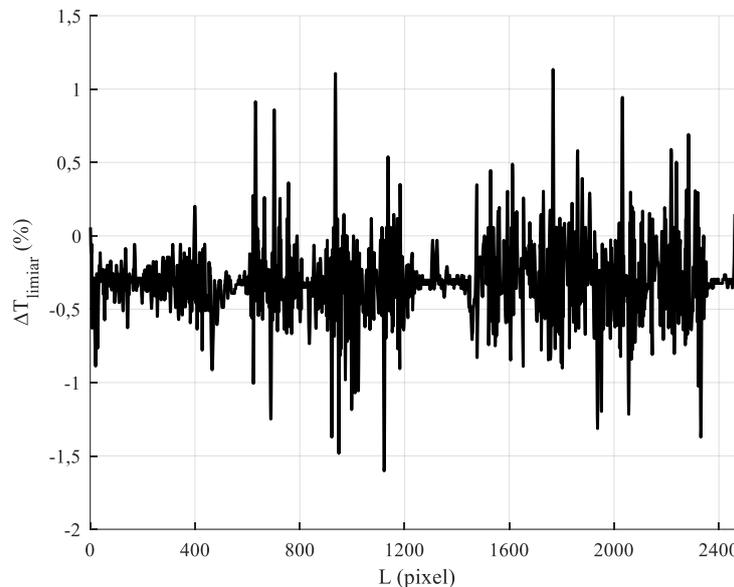
Figura 31: Sinais 1 e 2 respectivamente, referência e analisado, após alinhamento.



Fonte: Autoria própria.

Analisando a Figura 31, nota-se que os picos e vales alinharam-se e dessa forma foi possível utilizar equações (43) e (44) de modo a realizar uma avaliação entre temperaturas de pontos correspondentes. Na Figura 32, é apresentado o  $\Delta T_{limiar}$  calculado entre o sinal 1 (referência) e o sinal 2 (analisado).

Figura 32:  $\Delta T_{limiar}$  entre os sinais 1 e 2, respectivamente, referência e analisado.



Fonte: Autoria própria.

Ao analisar a Figura 32, pode-se observar que o valor máximo e mínimo de  $\Delta T_{limiar}$ , foram respectivamente 1,13% e -1,0%. Ao realizar a análise com os demais sinais (3 a 8), sendo o sinal 1 o de referência, verificou-se que o valor máximo e mínimo de  $\Delta T_{limiar}$ , foram, respectivamente, 4,16% e -1,60%. Esses resultados demonstram que, ao aplicar o método proposto, os valores das variações percentuais se mantiveram dentro do intervalo -9% a 9%. Portanto indica-se, conforme a Tabela 2, que estão dentro da faixa considerada normal. Os valores de distância entre os sinais variaram de 152,05 a 287,49.

É importante ressaltar que, apesar do erro de medição intrínseco do termovisor, das variações de distância e angulação, e do impacto do ambiente (irradiação, sombreamento, direção do vento etc.), que resultaram em variações nos valores positivos e negativos de  $\Delta T_{limiar}$ , o diagnóstico não foi prejudicado. Isso mostra, em certa medida, a robustez e eficácia do método proposto.

Nos casos estudados para a análise de para-raios de fases distintas, os perfis térmicos da fase A foram usados como sinais de referência, enquanto os perfis analisados foram os das demais fases (B e C), coletados no mesmo horário e ângulo semelhantes.

Após o alinhamento dos perfis, os  $\Delta T_{limiar}$  e a distância entre sinais, foram determinados para os seis horários (10h às 11h e das 16h às 19 h). Na Tabela 4, são apresentados os valores de  $\Delta T_{limiar}$  e distância máxima para cada caso analisado.

Tabela 4:  $\Delta T_{limiar}$  para cada ângulo nos cinco horários analisados.

Fases de referência	Fases analisadas	Horário	$\Delta T_{limiar}$ mínimo	$\Delta T_{limiar}$ máximo	Distância máxima
A	B e C	10h	-1,99	6,11	344
		11h	-5,95	6,7	313,44
		16h	-0,58	5,87	350,83
		17h	-0,60	4,05	263,05
		18h	-0,72	2,51	86,32
		19h	-1,36	1,71	92,29

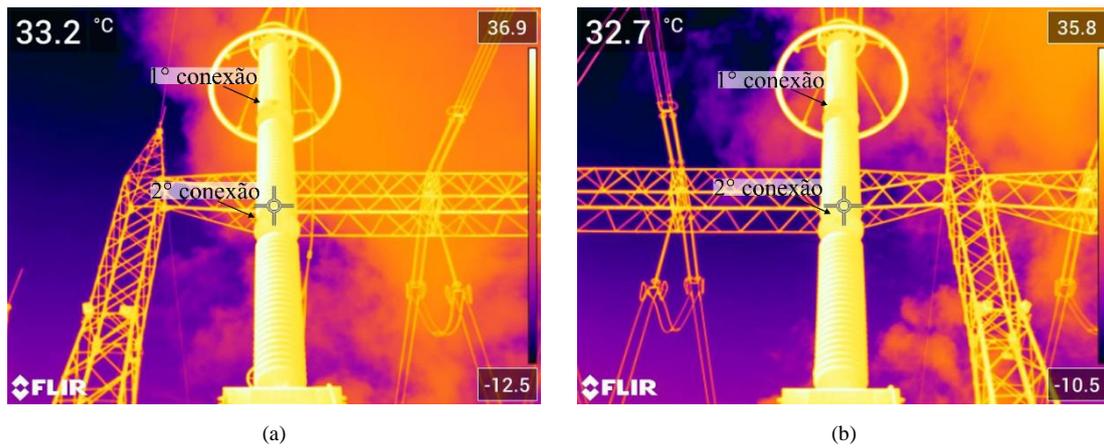
Fonte: Autoria própria.

Ao analisar a Tabela 4, verifica-se que os equipamentos analisados apresentaram valores de  $\Delta T_{limiar}$  dentro da faixa de operação considerada normal (-9% a 9%). Os valores de  $\Delta T_{limiar}$  distintos para cada horário podem ser atribuídos a diferentes fatores, como áreas de sombreamento distintas e diferenças de temperatura nas conexões dos para-raios. As conexões são compostas por materiais metálicos, o que as tornam mais suscetíveis às influências da irradiação solar e da temperatura ambiente. Essas diferentes áreas sombreadas e diferenças de temperatura entre as conexões dos equipamentos resultam em uma distribuição de temperatura heterogênea.

Os perfis térmicos extraídos durante o período matutino são mais influenciados pela irradiação solar, resultando em pontos de sombreamento e diferenças de temperatura nas conexões dos para-raios. Ao analisar objetivamente a Tabela 4, pode-se perceber que os valores correspondentes a esse período (10h às 11h) apresentaram as maiores variações entre os valores máximos e mínimos de  $\Delta T_{limiar}$ . Esse padrão também pode ser observado nos valores referentes ao horário das 16h, o qual ainda possui uma considerável irradiação solar. Na Figura 33, são apresentadas as termografias das fases A e C, respectivamente, às 11h.

Analisando as termografias, não é clara que há uma discrepância de temperaturas na primeira conexão dos para-raios, sendo esta conexão mais quente no para-raios da fase C. Esse mesmo fenômeno ocorre na segunda conexão, porém, na fase A, a conexão está mais quente. Embora não seja claramente perceptível na termografia, ao extrair os perfis térmicos, fica evidente essa discrepância de temperaturas nessas regiões.

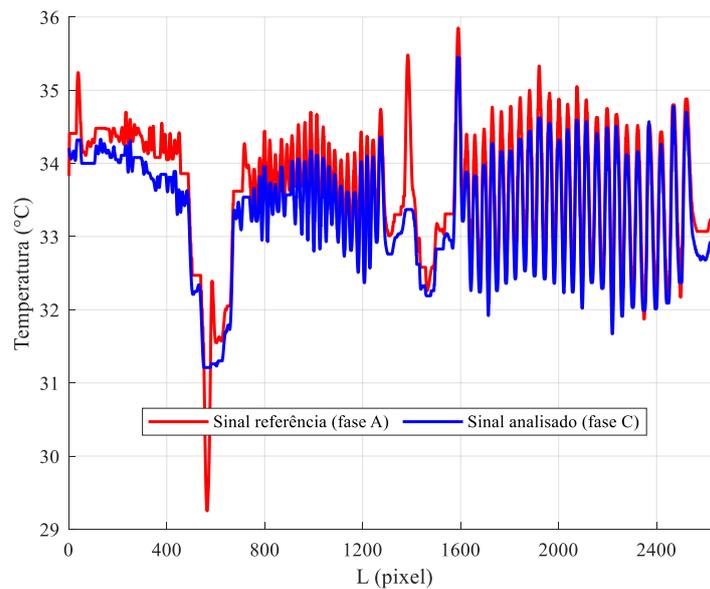
Figura 33: Termografia de para-raios as 11h. (a) Fase A; Fase C.



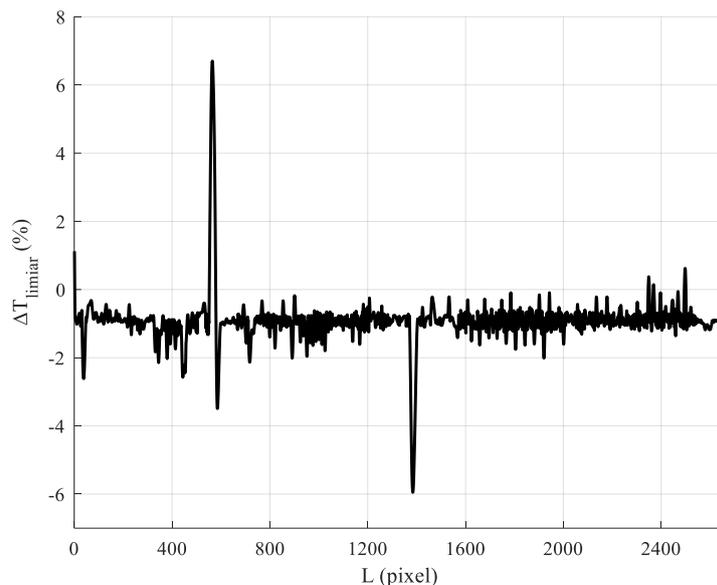
Fonte: Autoria própria.

Na Figura 34, estão ilustrados os perfis térmicos alinhados e  $\Delta T_{limiar}$  das termografias dos para-raios (fase A e C) às 11h.

Figura 34: (a) Perfis térmicos de termografias de para-raios (fase A e C) às 11h;  $\Delta T_{limiar}$ . de termografias de para-raios (fase A e C) às 11h.



(a)



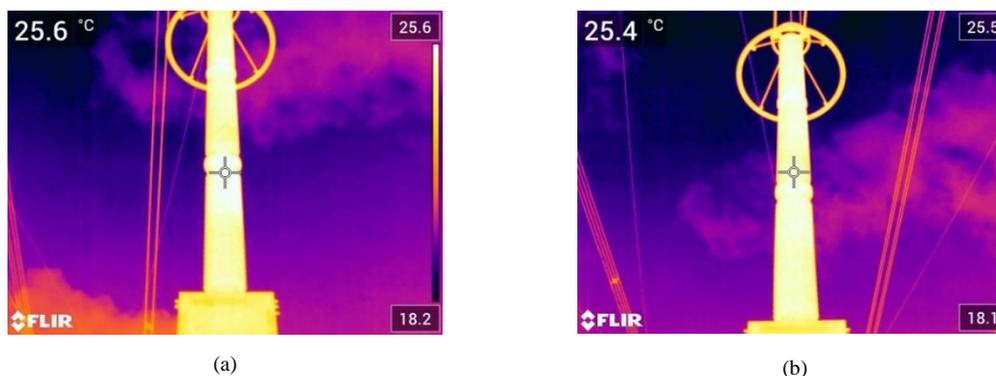
(b)

Fonte: Autoria própria.

Analisando os sinais alinhados, as discrepâncias térmicas nas conexões são percebidas claramente. Essas regiões, que apresentam uma heterogeneidade térmica, são onde a curva do  $\Delta T_{limiar}$  atinge seu maior pico e menor vale. Portanto, a influência do meio ambiente na temperatura do equipamento poderia resultar em pontos de discrepância térmica e, conseqüentemente, em falsos positivos. No entanto, o método proposto demonstrou robustez em relação à influência do meio ambiente, permitindo uma percepção clara dos principais pontos impactados pela irradiação solar, bem como a sua localização e uma análise mais precisa.

Por outro lado, em contrapartida à influência atmosférica, as termografias realizadas no final do período vespertino e início do período noturno, às 18h e 19h, mostram as menores discrepâncias térmicas. Na Figura 35, estão apresentadas as termografias das fases A e C, respectivamente, às 19h.

Figura 35: Termografia de para-raios as 19h.



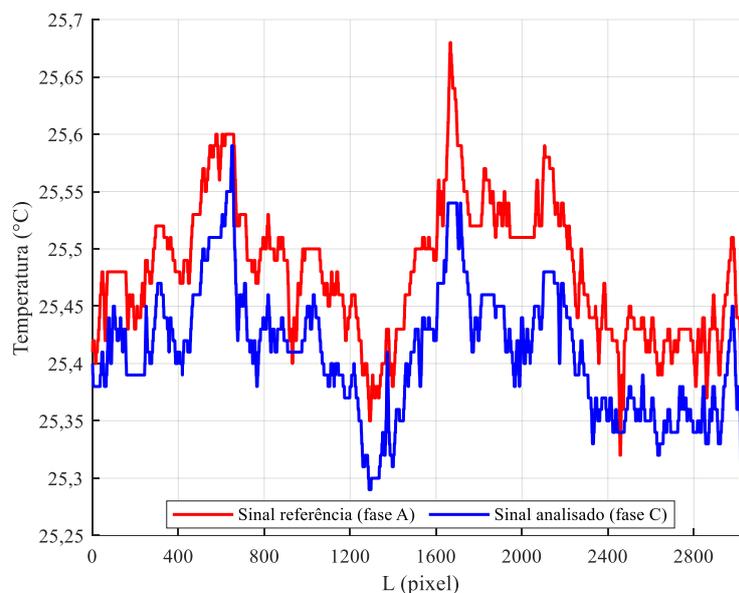
(a)

(b)

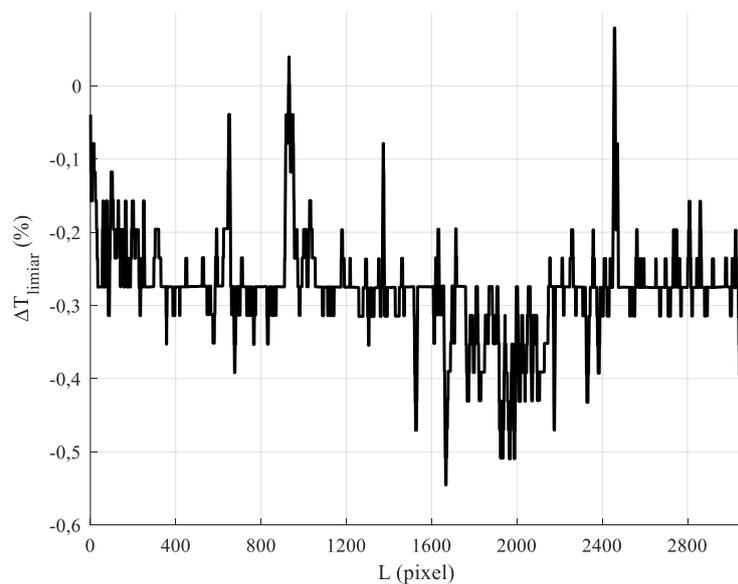
Fonte: Autoria própria.

Analisando as termografias, não são percebidas discrepâncias térmicas consideráveis devido à influência do meio ambiente nas temperaturas. Na Figura 36, estão ilustrados os perfis térmicos alinhados e  $\Delta T_{limiar}$  das termografias dos para-raios (fase A e C) às 19h.

Figura 36: (a) Perfis térmicos de termografias de para-raios (fase A e C) às 19h; (b)  $\Delta T_{limiar}$  de termografias de para-raios (fase A e C) às 19h.



(a)



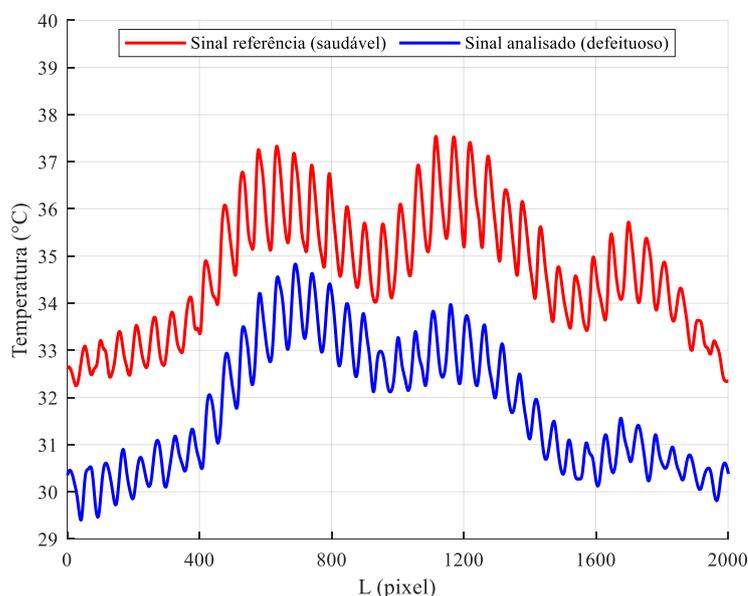
(b)

Fonte: Autoria própria.

Analisando-se os sinais alinhados, percebe-se, claramente, que são similares, não apresentando discrepâncias térmicas consideráveis. Este fato também pode ser observado nos valores da curva do  $\Delta T_{limiar}$ , os quais tiveram pequenas variações.

Por fim, objetivando validar a metodologia proposta e o método de classificação, utilizaram-se as termografias de para-raios saudáveis e de para-raios com inserção proposital de defeitos, oriundas da tese de doutorado de Wanderley Neto (2007). Na Figura 37, são apresentados os perfis térmicos extraídos de um para-raios saudável e após a perda de estanqueidade.

Figura 37: Perfis térmicos extraídos de um para-raios saudável (sinal referência) e após a perda de estanqueidade (sinal analisado).



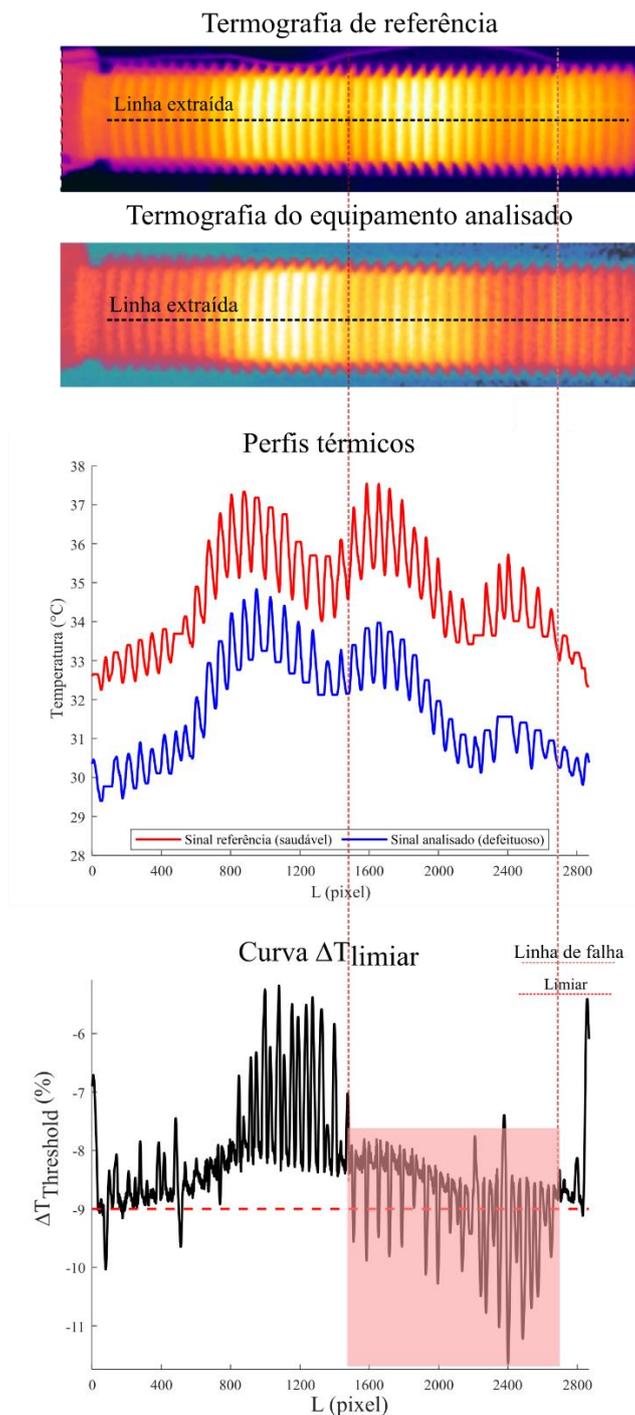
Fonte: autoria própria.

Ao analisar a Figura 37, observa-se que a perda de estanqueidade resultou em um resfriamento do equipamento, mas não causou grandes deformações no perfil térmico. Conforme descrito por Wanderley Neto (2007), a vedação propositalmente precária ocasionou uma troca de gases com o exterior e uma circulação de gases no interior do para-raios. Isso resultou em uma perda mais rápida de calor por parte dos varistores, principalmente na região inferior.

No entanto, a comparação ponto a ponto entre os perfis não é possível devido à falta de alinhamento dos sinais. A identificação visual de que o perfil analisado pertence a um para-raios defeituoso ocorre devido à imposição do defeito.

Na Figura 38, são apresentadas a termografia do para-raios em condição saudável e após a perda de estanqueidade, juntamente com os perfis térmicos alinhados após a aplicação do DTW, e a curva  $\Delta T_{limiar}$  que representa a diferença percentual de temperatura entre os sinais de referência (saudável) e o sinal analisado (com perda de estanqueidade).

Figura 38: Termografia do para-raios em condição saudável e após a perda de estanqueidade, juntamente com os perfis térmicos alinhados e a curva  $\Delta T_{limiar}$ .



Fonte: autoria própria

Ao analisar a Figura 38, evidencia-se que após a aplicação da técnica de alinhamento de perfis térmicos usando DTW, os picos e vales dos perfis foram corretamente alinhados, facilitando a comparação entre eles e o processo de diagnóstico. Além disso, nota-se que os valores de  $\Delta T_{limiar}$  são negativos, o que indica um resfriamento do equipamento devido ao defeito. A análise da curva  $\Delta T_{limiar}$  revela que vários pontos apresentam valores inferiores ao limiar de -9%, sendo o menor valor registrado de -11,65%. Portanto, o ponto mais crítico está localizado próximo ao ponto 2400 (parte inferior do equipamento), sendo esta região a mais afetada pelo defeito, conforme descrito em (WANDERLEY NETO, 2007).

É importante ressaltar que, embora o DTW ocasione deformações no sinal para alinhar os pontos correspondentes e minimizar a distância euclidiana, essas deformações, com o platô nos pontos próximos a 2400, não resultaram em análises equivocadas dos locais de falhas. Ou seja, apesar das alterações provocadas pelo DTW, a identificação dos locais afetados pelo defeito permaneceu precisa e confiável.

Portanto, o método permitiu a identificação do defeito e da anomalia térmica associada, nesse caso específico, um resfriamento, além de fornecer informações sobre a localização precisa do ponto defeito no equipamento. Na Tabela 5, são apresentados os valores de  $\Delta T_{limiar}$  correspondentes a cada tipo de defeito e caso analisado, bem como a distância, determinada pelo método euclidiano, entre os sinais.

Tabela 5:  $\Delta T_{limiar}$  dos perfis térmicos extraídos de cada defeito e casos analisados.

Defeito	Caso	$\Delta T_{limiar\ mínimo}$	$\Delta T_{limiar\ máximo}$	Distância
Curto-circuito interno sobre um único varistor	1	-22,47%	-11,38%	1250
Curto-circuito sobre um conjunto de varistores	2	-24,96%	-19,56%	514,88
Curto-circuito sobre varistores separados	3	-47,29%	-23,57%	6928,5
Curto-circuito sobre conjunto de varistores subsequentes	4	-14,82%	-6,59%	710,84
Varistor quebrado.	5	-28,46%	-11,91%	2552,7
Perda de estanqueidade	6	-47,13%	-22,23%	7208
	7	-11,64%	-5,18%	570,98
Umidade interna	8	2,53%	49,97%	4325
	9	-7,57%	27,83%	2739,4
Desalinhamento da coluna ativa	10	-47,77%	-19,99%	7345,2
Poluição superficial	11	-14,52%	24,38%	6292,2
	12	-15,04%	42,97%	8405,5

Fonte: Autoria própria.

Ao analisar a Tabela 5, pode-se observar que o método proposto conseguiu classificar a integridade do equipamento corretamente em 12 dos 12 casos analisados, resultando em uma taxa de assertividade de 100%. Os casos em que o  $\Delta T_{limiar}$  apresentou valores negativos abaixo de -9% indicaram que o defeito causou um ponto resfriamento no equipamento, enquanto os valores positivos acima de 9% indicaram que o defeito causou pontos de aquecimento no equipamento.

Na Figura 38, no caso 2 de perda de estanqueidade, foi possível observar que os sinais de referência e o sinal analisado (defeituoso) possuem curvas com tendências semelhantes, sendo apenas no terço final da curva onde ocorre uma discrepância entre as elas.

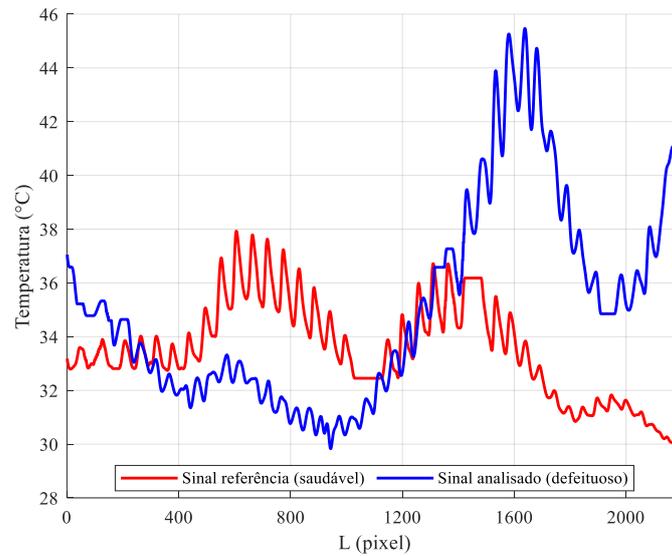
Além disso, ao analisar a distância entre os sinais, percebe-se que a maioria dos casos analisados, com defeito imposto, apresentam uma distância entre sinais na ordem do milhar. Por outro lado, os casos de curto-circuito em um conjunto de varistores; curto-circuito em um conjunto subsequente de varistores e; o segundo caso de perda de estanqueidade, exibem distâncias entre os sinais na ordem das centenas, com magnitude semelhante à distância entre sinais saudáveis, conforme apresentado na Tabela 4 e na Tabela 5.

Portanto, reforça-se o potencial do método proposto e sugere-se que a distância entre os sinais, como uma medida de similaridade, pode ser um indicador inicial de defeito. Contudo, em casos em que os sinais estão próximos, isto é, com alta similaridade, mas existe um defeito, a curva  $\Delta T_{limiar}$  mostrou-se crucial para um diagnóstico preciso do equipamento.

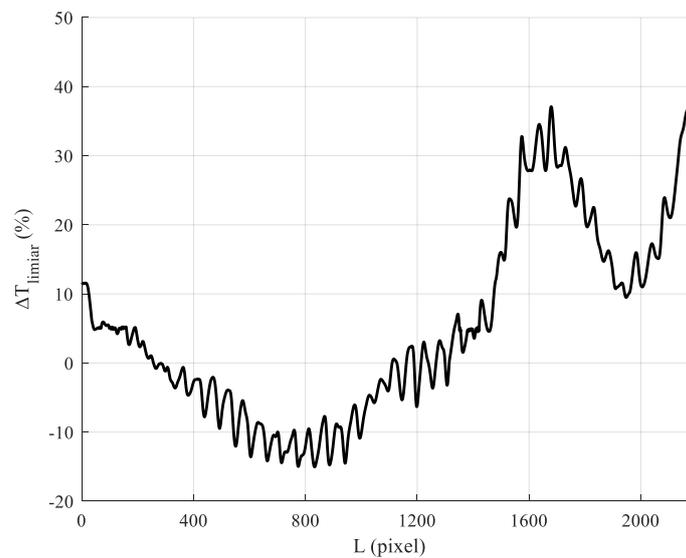
Por fim, ressalta-se que sinais com distância elevada, isto é, com baixa similaridade, são mais difíceis de alinhar usando-se o DTW. Na Figura 39, são ilustrados os sinais alinhados e a curva  $\Delta T_{limiar}$  para o caso 2 de poluição.

Este caso, ilustrado na Figura 39 e conforme Tabela 5, apresentou um valor de distância de 8405,5. Este valor foi muito superior aos valores de distância de para-raios saudáveis, indicando alerta e, possivelmente, um potencial defeito. Além disso, o alinhamento entre os sinais foi mais custoso, pois quando a distância entre os sinais é grande, as deformações necessárias para alinhar as sequências podem ser muito extensas e complexas.

Figura 39: (a) Perfis térmicos de termografias de para-raios saudáveis e defeituosos (poluição);  $\Delta T_{limiar}$  de termografias para-raios saudáveis e defeituosos (poluição)



(a)



(b)

Fonte: autoria própria.

Uma grande dissimilaridade entre os sinais pode resultar em alinhamento menos precisos e exigir mais recursos computacionais. Entretanto, apesar disso, a curva  $\Delta T_{limiar}$  indicou, numericamente, que há um defeito. Sendo assim, em casos em que o alinhamento entre os sinais não é tão preciso devido à grande dissimilaridade entre os sinais de referência e o analisado, o parâmetro "distância" corrobora essa dissimilaridade e pode indicar um potencial defeito. Portanto, a combinação do  $\Delta T_{limiar}$  e do grau de similaridade entre os sinais, medido pelo valor de distância, revelam-se como parâmetros importantes na análise térmica de equipamentos elétricos, especialmente para-raios.

## 6 CONCLUSÕES

Nesse estudo, foi apresentado um método para diagnosticar anomalias térmicas em para-raios de ZnO. O método de processamento da imagem térmica e da matriz de temperatura utilizado neste estudo proporcionou uma detecção e segmentação uniforme, resultando em perfis térmicos consistentes, assegurando a identificação precisa das anomalias térmicas em para-raios, sem interferências indesejadas de outros componentes.

É importante destacar que, apesar das inevitáveis variações devido ao erro de medição do termovisor, flutuações na distância e angulação e influências ambientais, o diagnóstico não foi prejudicado. Observou-se, nesse caso analisado, que os valores máximos de  $\Delta T_{limiar}$  variaram de -1.60% a 4.16%. No entanto, essas variações não comprometeram o alinhamento adequado e a avaliação correta dos resultados.

Além disso, em outra análise verificou-se que temperaturas originadas de objetos diferentes da coluna isolante, como o pedestal de sustentação do para-raios e suas conexões, foram incluídas em todos os perfis sem afetar negativamente o diagnóstico (Tabela 4), com valores de  $\Delta T_{limiar}$  variando entre -5,95% a 6,11%.

Na análise final, o método proposto foi aplicado em para-raios tanto saudáveis quanto com defeitos inseridos. Nesse caso, obteve-se uma assertividade de 100% e foi possível identificar se o defeito resultou em um resfriamento ou aquecimento do equipamento. Além disso, caso algum dos defeitos tendesse a evoluir, a técnica teria o potencial de detectá-lo, acionando o alerta para os operadores destes equipamentos. Isso demonstra a eficácia do método em identificar anomalias térmicas, bem como sua localização, e fornecer informações valiosas sobre a condição dos para-raios.

Outrossim, verificou-se que a distância entre os sinais (de referência e analisado) pode ser um indicador inicial de um potencial defeito, pois em casos em que o alinhamento entre os sinais não for tão preciso devido à grande dissimilaridade, o parâmetro "distância" corrobora essa dissimilaridade e indica um potencial defeito.

O método proposto oferece uma abordagem confiável para o diagnóstico de falhas em para-raios, e seu potencial de aplicação pode se estender a qualquer outro tipo de equipamento de alta tensão cujas falhas se manifestem por meio de anomalias térmicas. Isso contribui para aprimorar a manutenção preventiva e aumentar a segurança operacional desses equipamentos. Além disso, o método permite a identificação,

localização e análise precisa de anomalias térmicas, mesmo em condições reais de operação, considerando as variações e interferências presentes.

## 6.1 TRABALHOS FUTUROS

A expansão da análise e diagnóstico para outros tipos de colunas isolantes, como os polos de disjuntores, transformadores de potencial, cadeia de isoladores e buchas de transformadores, seria uma inserção valiosa ao método proposto. Cada tipo de equipamento pode apresentar características térmicas específicas e, ao incluí-los na análise, seria possível identificar anomalias térmicas em uma gama maior de componentes elétricos. Para tanto, seguindo a metodologia proposta nessa dissertação, seria necessária a inclusão de outros modelos de equipamentos elétricos na base de dados para treinamento da CNN, permitindo a detecção de uma variedade mais ampla de equipamentos, aumentando a confiabilidade, precisão e generalização do método.

Essa expansão para diferentes equipamentos elétricos e suas respectivas conexões e demais componentes permitiria uma abordagem mais completa e abrangente no diagnóstico de problemas e na manutenção preventiva. Isso contribuiria para aprimorar a eficiência e a segurança operacional desses equipamentos, oferecendo uma solução mais completa para o monitoramento e detecção de anomalias térmicas.

Ademais, é possível explorar outros métodos de detecção que permitam uma delimitação mais precisa da área de interesse nos equipamentos. Isso poderia ser alcançado por meio da utilização de algoritmos avançados de segmentação ou técnicas de processamento de imagem mais sofisticadas, como a *Mask-R CNN* e a *U-Net*.

Quanto ao aprimoramento do diagnóstico, uma abordagem interessante seria extrair e analisar as temperaturas presentes em toda a matriz resultante em vez de se concentrar apenas no perfil térmico unidimensional. Isso permitiria uma análise bidimensional da distribuição de temperatura, proporcionando uma visão mais abrangente das condições térmicas do equipamento. Além disso, pode-se converter os perfis térmicos em imagens e, posteriormente realizar a sua classificação.

Outrossim, aprimorar o método de alinhamento proporcionaria uma determinação mais precisa do  $\Delta T_{limiar}$  do local da anomalia térmica no equipamento, bem como da distância entre os sinais.

Essas melhorias sugeridas podem contribuir para aumentar a precisão e confiabilidade do diagnóstico, permitindo uma análise mais abrangente e detalhada das anomalias térmicas em equipamentos elétricos de alta tensão.

## REFERÊNCIAS

- ABDUL-MALEK, et al. A review of modeling ageing behavior and condition monitoring of zinc Oxide Surge Arrester. **2015 IEEE Student Conference on Research and Development (SCORED)**, 2015. 733-738.
- ÁLVARES, R. C. Diagnóstico de Falhas em Pára-raios Utilizando Termografia. **Dissertação**, 2008.
- BAGAVATHIAPPAN, et al. Infrared thermography for condition monitoring – A review. **Infrared Physics & Technology**, 60, 2013. 35-55.
- C. GONZALEZ, ; E. WOODS,. **Digital Image Processing**. [S.l.]: Pearson Education, v. IV, 2018.
- CAO, Y.; GU, X.; JIN, Q. Infrared technology in the fault diagnosis of substation equipment. **2008 China International Conference on Electricity Distribution**, 2008.
- CARLSON, W. G.; GUPTA, T. K.; SWEETANA, A. A Procedure for Estimating the Lifetime of Gapless Metal Oxide Surge Arresters for AC Application. **IEEE Transactions on Power Delivery**, 1986. 67-74.
- CHOU, Y. -C.; YAO, L. Automatic Diagnostic System of Electrical Equipment Using Infrared Thermography. **2009 International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition**, 2009.
- FLIR. **User's manual FLIRT8xxseries**. FLIR Systems. [S.l.]. 2019.
- FRONTIN, S. O. **Equipamentos de alta tensão: prospecção e hierarquização de inovações tecnológicas**. Brasília: Teixeira, 2013.
- GANESH, K. S. A Review of Zinc Oxide Varistors for Surge Arrester. **2018 4th International Conference on Electrical Energy Systems (ICEES)**, 2018. 470-474.
- GAO, S. et al. Infrared Thermal Image Fault Detection based on YOLOV3-L. **2022 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications (ICAICA)**, 2022. 175-178.
- GELER, Z. et al. Dynamic Time Warping: Itakura vs Sakoe-Chiba. **IEEE International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA)**, 2019. 1-6.
- GUPTA, T. K. Application of Zinc Oxide Varistors. **Journal of the American Ceramic Society**, 1990.
- HAN, S. et al. A Smart Thermography Camera and Application in the Diagnosis of Electrical Equipment. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2021. 1-8.
- HE, H. et al. Insulator Infrared Image Denoising Method Based on Wavelet Generic Gaussian Distribution and MAP Estimation. **IEEE Transactions on Industry Applications**, 2017. 3279 - 3284.
- HINRICHSEN, V. **Metal-Oxide Surge Arresters in High-Voltage Power Systems: fundamentals**. 3°. ed. Erlangen: Siemens AG, 2012.
- JIANG, et al. Object detection from UAV thermal infrared images and videos using YOLO models. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, 2022.

JUNIOR, S. C. G. Sistema autônomo para inspeções visuais e termográficas em subestações de energia elétrica. **Dissertação de Mestrado**, 2017. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/1843/BUOS-AU3HXC>>.

KUMAR, T.; VERMA, K. A Theory Based on Conversion of RGB image to Gray image. **International Journal of Computer Applications**, 2010.

LI, B. S. et al. Infrared Image Denoising Based on Peer Groups with Median Filtering and Wiener Filtering. **Applied Mechanics and Materials**, 2013.

LI, et al. Adaptively constrained dynamic time warping for time series classification and clustering. **Information Sciences**, 2020. 97-116.

LI, J. et al. PEDNet: A Lightweight Detection Network of Power Equipment in Infrared Image Based on YOLOv4-Tiny. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2023.

LI, T. et al. Temperature distribution characteristics and heat defect judgment method based on temperature gradient of suspended composite insulator in operation. **IET Generation, Transmission & Distribution**, 2021.

LI, X. Design of Infrared Anomaly Detection for Power Equipment Based on YOLOv3. **2019 IEEE 3rd Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)**, 2019. 2291-2294.

LIN, Y. et al. Automatic Display Temperature Range Adjustment for Electrical Equipment Infrared Thermal Images. **Energy Procedia**, 2017. 454-459.

LIU, T.; LI, G.; GAO, Y. Fault diagnosis method of substation equipment based on You Only Look Once algorithm and infrared imaging. **Energy Reports**, 2022.

LU, M.; LIU, H.; YUAN, X. Thermal Fault Diagnosis of Electrical Equipment in Substations Based on Image Fusion. **Traitement du Signal**, 2021.

MARQUES FILHO, O.; VIEIRA NETO, H. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999.

MÜLLER, M. **Information Retrieval for Music and Motion**. [S.l.]: Heidelberg: Springer, 2007.

MUNIZ, P. R.; MENDES, M. A. **Termografia infravermelha: dos fundamentos ao diagnóstico**. [S.l.]: Edifes, 2019.

PADMAVATHI, K.; THANGADURAI, K. Implementation of RGB and Grayscale Images in Plant Leaves Disease Detection – Comparative Study. **Indian Journal of Science and Technology**, 2016.

PRATT, W. K. **DIGITAL IMAGE PROCESSING**. 2ª. ed. [S.l.]: [s.n.], 2001.

RAJU, P. D. R.; G.NEELIMA. Image segmentation by using histogram thresholding. **International Journal of Computer Science Engineering and Technology**, 2012. 776-779.

REDMON, J. Darknet. **Darknet: Open Source Neural Networks in C**, 2013-2016. Disponível em: <<http://pjreddie.com/darknet/>>. Acesso em: 01 Julho 2023.

- REDMON, J. et al. You only look once: Unified, real-time object detection. **Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition.**, 2016. 779-788.
- REZATOFIGHI, et al. Generalized Intersection Over Union: A Metric and a Loss for Bounding Box Regression. **Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition**, Junho 2019. 658-666.
- ROY, P. et al. Adaptive Thresholding using the Integral Image. **International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT)**, 2014. 1182-1186.
- SAKSHAUG, E. C. A brief history of AC surge arresters. **IEEE Power Engineering Review**, Agosto 1991. 11-13.
- SALVADOR, S.; CHAN, P. Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. **Intelligent Data Analysis**, 2007. 561 – 580.
- SANTOS, L. D. **Termografia infravermelha em subestações de alta tensão desabrigadas**. Universidade Federal de Itajubá. [S.l.], p. 129. 2006.
- SANTOS, L. D. Classificação e modelagem de fatores de influência sobre inspeções termográficas em ambientes desabrigados. **Tese de doutorado**, 2012. 1-161.
- SANTOS, M. A. C. D. Diagnóstico de para-raios de óxido de zinco de alta tensão mediante emprego de lógica paraconsistente anotada. **Dissertação**, 2017.
- SENIN, P. Dynamic time warping algorithm review. **Information and Computer Science Department University of Hawaii at Manoa Honolulu**, 2008. 1-23.
- SHANMUGAM, C.; SEKARAN, E. C. IRT image segmentation and enhancement using FCM-MALO approach. **Infrared Physics & Technology**, 2019. 187-196.
- STEVENSON, W. D. **Elementos de análise de sistemas de potência**. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1974.
- SU, L. et al. Infrared-Visual Image Fusion and CNN Model in Electrical Faults Diagnosis. **Journal of Physics: Conference Series**, 2021.
- SZELISKI, R. **Computer Vision: Algorithms and Applications**. [S.l.]: Springer, 2010.
- TAKEUCHI, R. D. O. A. et al. Comparison of Traditional Image Segmentation Methods Applied to Thermograms of Power Substation Equipment. **Energies**, 2022.
- ULLAH, I. et al. Deep Learning Image-Based Defect Detection in High Voltage Electrical Equipment. **Energies**, 2020.
- URSINE, W. A. M. Monitoramento Autônomo de Para-Raios de ZnO. **Dissertação**, 2013.
- WANDERLEY NETO, E. T. Monitoramento e Diagnóstico de Pára-Raios a ZnO através de Redes Neurais Artificiais. **Tese de doutorado**, Agosto 2007.

WANG, B. et al. Automatic Fault Diagnosis of Infrared Insulator Images Based on Image Instance Segmentation and Temperature Analysis. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2020.

WANG, J. et al. Online Monitoring of Electrical Equipment Condition Based on Infrared Image Temperature Data Visualization. **IEEJ Trans Elec Electron Eng**, 2022.

WANG, K. et al. Thermal Defect Detection for Substation Equipment Based on Infrared Image Using Convolutional Neural Network. **Electronics**, 2021.

WANG, Y.; YIN, Y.; REN, J. Research on thermal state diagnosis of substation equipment based on infrared image. **Advances in Mechanical Engineering**, 22 April 2019.

XIA, et al. Infrared thermography-based diagnostics on power equipment: State-of-the-art. **High Voltage**, 2021. 387-407.

XIAO, et al. A review of object detection based on deep learning. **Multimedia Tools and Applications**, 12 Junho 2020. 23729–23791.

XU, X. et al. Characteristic analysis of Otsu threshold and its applications. **Pattern Recognition Letters**, 2011. 956-961.

ZHANG, D. et al. Error Analysis of Relative Temperature Difference Discrimination Method for Infrared Temperature Measurement of Low Temperature Electrical Equipment. **2021 IEEE 3rd Eurasia Conference on IOT, Communication and Engineering (ECICE)**, 2021.

ZHAO, Z. et al. Aggregating Deep Convolutional Feature Maps for Insulator Detection in Infrared Images. **IEEE Access**, 2017.

ZHAO, Z.-Q. et al. Object Detection With Deep Learning: A Review. **IEEE transactions on neural networks and learning systems**, 27 Janeiro 2019. 3212-3232.

ZHENG, H. et al. Intelligent Diagnosis Method of Power Equipment Faults Based on Single-Stage Infrared Image Target Detection. **IEEJ Trans Elec Electron Eng**, 2022. 1706-1716.

ZOU, H.; HUANG, F. A novel intelligent fault diagnosis method for electrical equipment using infrared thermography. **Infrared Physics & Technology**, 2015. 29-35.