

CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA



Universidade Federal de Sergipe



JOHNNY HERBERT PAIXÃO DE OLIVEIRA

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO
**ANÁLISE E COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS
PARA ALINHAMENTO DE PERFIS TÉRMICOS
EM EQUIPAMENTOS DE ALTA TENSÃO**

São Cristóvão
2025

JOHNNY HERBERT PAIXÃO DE OLIVEIRA

ANÁLISE E COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS
PARA ALINHAMENTO DE PERFIS TÉRMICOS
EM EQUIPAMENTOS DE ALTA TENSÃO

*Trabalho de Conclusão de Curso submetido à
Coordenação de Graduação em Engenharia
Elétrica da Universidade Federal de Sergipe
como parte dos requisitos necessários para a
obtenção do grau de Bacharel em Ciências no
Domínio da Engenharia Elétrica.*

Orientador:

Professor Tarso Vilela Ferreira, D. Sc.

Coorientador:

Professor George Victor Rocha Xavier, D. Sc.

São Cristóvão
2025

JOHNNY HERBERT PAIXÃO DE OLIVEIRA

ANÁLISE E COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS
PARA ALINHAMENTO DE PERFIS TÉRMICOS
EM EQUIPAMENTOS DE ALTA TENSÃO

*Trabalho de Conclusão de Curso submetido à
Coordenação de Graduação em Engenharia
Elétrica da Universidade Federal de Sergipe
como parte dos requisitos necessários para a
obtenção do grau de Bacharel em Ciências no
Domínio da Engenharia Elétrica.*

Aprovado em / /

Professor Jugurta Rosa Montalvão Filho, D. Sc.
Universidade Federal de Sergipe
Avaliador

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

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

Dedico este trabalho aos meus pais, exemplos de amor, dedicação e força, que sempre estiveram ao meu lado nos momentos mais desafiadores. Como se tudo isso não bastasse, foram eles que me ensinaram o verdadeiro significado de persistência e conquista.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus, por me dar força, saúde e perseverança para enfrentar os desafios que surgiram ao longo deste percurso.

Aos meus pais, Joelma da Paixão e Sérgio Ricardo de Oliveira, pela base sólida que me proporcionaram, pelo apoio incondicional, pelo incentivo em todos os momentos e, acima de tudo, por acreditarem no meu potencial, mesmo quando eu duvidava de mim mesmo. Vocês são minha maior inspiração e este trabalho é também um reflexo do esforço e dedicação que sempre me ensinaram a ter, assim como minha irmã, Nicolay Rayanne Paixão de Oliveira, cuja presença, apoio e carinho foram fundamentais ao longo dessa caminhada.

A minha companheira, Rute Santos Porto Lima, pelo carinho, paciência e apoio inestimável ao longo desta jornada. Obrigado por estar ao meu lado nos momentos de estresse, pelas palavras de encorajamento e por compreender minhas ausências durante os períodos mais intensos de estudo. Seu suporte foi essencial para que eu chegasse até aqui com mais leveza e motivação.

Aos meus amigos e orientadores, o Prof. Dr. Tarso Vilela Ferreira e o Prof. Dr. George Victor Rocha Xavier, pela paciência, dedicação e ensinamentos fundamentais durante todo o desenvolvimento deste trabalho. Sua orientação não foi apenas acadêmica, mas também um incentivo para que eu buscasse sempre a excelência e o pensamento crítico.

Aos meus colegas e amigos do Laboratório de Automação Controle e Simulação (LACS), que estiveram ao meu lado nesta jornada universitária, compartilhando desafios, conquistas e muitas horas de estudo e dedicação. Em especial, agradeço a Bruno Vinicius Silveira Araujo, pelo apoio nos momentos difíceis, pelas trocas de conhecimento e pelas palavras de encorajamento. A parceria e amizade de vocês foram fundamentais para tornar essa caminhada mais leve e enriquecedora.

Por fim, agradeço a todos que, de alguma forma, fizeram parte desta conquista. Cada gesto de apoio, cada palavra de incentivo e cada momento compartilhado foram essenciais para que eu pudesse chegar até aqui.

*“Há uma força motriz mais poderosa que o vapor,
a eletricidade e a energia atômica: a vontade”*

Albert Einstein

RESUMO

Neste trabalho são realizadas análises de técnicas de alinhamento de sinais térmicos em perfis de isoladores de alta tensão, comparando variações do algoritmo Dynamic Time Warping tradicional, com restrição e estocástico, e o Modelo Oculto de Markov. O Dynamic Time Warping estocástico foi a abordagem mais eficiente, preservando características essenciais dos sinais e permitindo diagnósticos mais precisos, enquanto o Dynamic Time Warping tradicional apresentou distorções significativas que comprometeram a análise. O Dynamic Time Warping com restrição, especialmente com a janela proposta, mostrou resultados promissores, mas com limitações em situações críticas. Já o Modelo Oculto de Markov destacou-se pela robustez em cenários ruidosos, exigindo parametrização cuidadosa. Os resultados confirmam a relevância do alinhamento de sinais para a identificação de anomalias térmicas e destacam o potencial de métodos avançados no monitoramento e diagnóstico preditivo de equipamentos elétricos em sistemas de alta tensão.

Palavras-chave: Alinhamento de sinais, Dynamic Time Warping (DTW), Modelo Oculto de Markov (MOM), Termografia, Isoladores de alta tensão, Monitoramento preditivo.

ABSTRACT

This study analyzes thermal signal alignment techniques applied to high-voltage insulator profiles, comparing variations of the Dynamic Time Warping (DTW) algorithm—traditional, constrained, and stochastic—and the Hidden Markov Model (HMM). The stochastic DTW demonstrated the highest efficiency, preserving essential signal characteristics and enabling more accurate diagnostics, while the traditional DTW introduced significant distortions that hindered fault identification. The constrained DTW, especially with the proposed window, showed promising results but faced limitations under critical conditions. The HMM proved robust in noisy scenarios, albeit requiring careful parameterization. The findings emphasize the importance of signal alignment for identifying thermal anomalies and highlight the potential of advanced methods for predictive monitoring and diagnostics of electrical equipment in high-voltage systems.

Keywords: Signal alignment, Dynamic Time Warping (DTW), Hidden Markov Model (HMM), Thermography, High-voltage insulators, Predictive monitoring.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Isolador polimérico.	19
Figura 2: Estrutura construtiva do isolador polimérico.	19
Figura 3: Distância de escoamento em isolador polimérico.	20
Figura 4: Alinhamento com correspondência irreal.	26
Figura 5: Perfis térmicos defasados.	39
Figura 6: Alinhamento entre perfis térmicos.	39
Figura 7: Termovisor FLIR T840.	42
Figura 8: Arranjo experimental.	43
Figura 9: Metodologia para extração do perfil térmico proposta por (ARAUJO, 2023).	45
Figura 10: Perfis térmicos de um isolador limpo.	46
Figura 11: Parâmetros geométricos do isolador.	48
Figura 12: Termografias de isolador. (a) IS0; (b) IS1; (c) IS2; (d) IS3.	52
Figura 13: Perfis térmicos poluição natural.	53
Figura 14: Alinhamento utilizando o DTW tradicional. (a) IS0 e IS1; (b) IS0 e IS2; (c) IS0 e IS3.	54
Figura 15: Análise delta limiar para os alinhamentos por DTW tradicional.	56
Figura 16: Alinhamento utilizando o DTW com a restrição por geometria. (a) IS0 e IS1; (b) IS0 e IS2; (c) IS0 e IS3.	58
Figura 17: Análise delta limiar para os alinhamentos por DTW com a restrição por geometria.	60
Figura 18: Alinhamento utilizando o DTW com a restrição proposta por Araujo (2023). (a) IS0 e IS1; (b) IS0 e IS2; (c) IS0 e IS3.	61
Figura 19: Análise delta limiar para os alinhamentos por DTW com a restrição proposta por Araujo (2023).	63
Figura 20: Alinhamento DTW estocástico. (a) IS0 e IS1; (b) IS0 e IS2; (c) IS0 e IS3.	64
Figura 21: Análise delta limiar para os alinhamentos por DTW estocástico.	66
Figura 22: Curvas delta limiar para o isolador IS1.	68
Figura 23: Curvas delta limiar para o isolador IS2.	70
Figura 24: Curvas delta limiar para o isolador IS3.	72

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Influência dos fatores ambientais na termografia.....	22
Tabela 2: Emissividade de alguns materiais.....	23
Tabela 3: Informações de ESDD para os isoladores em situação de poluição natural... 44	
Tabela 4: Condições qualitativas de avaliação.....	50
Tabela 5: Análise quantitativa para o isolador IS1.....	73
Tabela 6: Análise quantitativa para o isolador IS2.....	73
Tabela 7: Análise quantitativa para o isolador IS3.....	73

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CE	Cycloaliphatic Epoxy
CNN	Convolution Neural Network
DH	Dissado-Hill Dielectric Response
DTW	Dynamic Time Warping
DTWE	Dynamic Time Warping Estocástico
DTWR	Dynamic Time Warping com Restrição
DTWRA	Dynamic Time Warping com Restrição proposta por Araujo
DTWRG	Dynamic Time Warping com Restrição por Geometria
EPDM	Etileno-Propileno-Dieno
EPM	Etileno-Propileno-Metileno
ESDD	Equivalent Salt Deposit Density
EVA	Ethylene Vinyl Acetate
LAT	Laboratório de Alta Tensão
MOM	Modelo Oculto de Markov
OLC	Otimização do Lobo Cinzento
OLTC	On-Load Tap Changer
PTFE	Politetrafluoretileno
SE	Subestação
SIR	Silicone Rubber
UTPSI	Usina Termoelétrica Porto de Sergipe I

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1.	MOTIVAÇÃO	15
1.2.	OBJETIVOS	16
1.3.	ESTRUTURA DO TEXTO	17
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	18
2.1.	ISOLADORES POLIMÉRICOS	18
2.1.1.	NÚCLEO DE FIBRA DE VIDRO	20
2.1.2.	CORPO POLIMÉRICO.....	20
2.1.3.	TERMINAIS.....	21
2.2.	TERMOGRAFIA.....	21
2.2.1.	INFLUÊNCIA DE FATORES AMBIENTAIS E DO EQUIPAMENTO.....	21
2.3.	DTW	23
2.3.1.	DTW COM RESTRIÇÃO	25
2.4.	DTW ESTOCÁSTICO	27
2.4.1.	MODELO OCULTO DE MARKOV	27
2.4.2.	APLICAÇÃO DO MOM NO DTW	34
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	37
4	METODOLOGIA	41
4.1.	COMPOSIÇÃO DA BASE DE DADOS	42
4.2.	EXTRAÇÃO DO PERFIL TÉRMICO.....	44
4.3.	DTW TRADICIONAL (DTWT).....	46
4.4.	DTW COM RESTRIÇÃO (DTWR).....	47
4.4.1.	DTW COM RESTRIÇÃO POR GEOMETRIA (DTWRG)	47
4.4.2.	DTW COM RESTRIÇÃO PROPOSTA POR ARAUJO (2023) (DTWRA)	49
4.5.	DTW ESTOCÁSTICO (DTWE)	49
4.6.	DELTA LIMIAR	50
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	52
5.1.	DTW TRADICIONAL (DTWT).....	54

5.2.	DTW COM RESTRIÇÃO (DTWR).....	57
5.2.1.	DTW COM RESTRIÇÃO POR GEOMETRIA (DTWRG)	57
5.2.2.	DTW COM RESTRIÇÃO PROPOSTA POR ARAUJO (2023) (DTWRA)	61
5.3.	DTW ESTOCÁSTICO (DTWE)	64
5.4.	ANÁLISE COMPARATIVA DAS CURVAS DELTA LIMIAR.....	67
6	CONCLUSÃO	75
	REFERÊNCIAS	76

1 INTRODUÇÃO

A crescente demanda por energia elétrica e a complexidade dos sistemas de potência exigem uma infraestrutura robusta e confiável para garantir a continuidade do fornecimento. Desde a geração até o consumo final, a eletricidade percorre um longo caminho, passando por diferentes etapas de conversão e controle para atender aos requisitos de segurança e eficiência. Nesse contexto, um sistema de potência é composto por três principais divisões: as centrais geradoras, as linhas de transmissão e os sistemas de distribuição. As linhas de transmissão funcionam como o elo entre as centrais geradoras e os centros de distribuição. Por sua vez, o sistema de distribuição conecta as cargas individuais às linhas de transmissão por meio das subestações, que são responsáveis pelas transformações de tensão e funções de chaveamento (WILLIAM D. STEVENSON, 1974).

Idealmente, uma subestação (SE) deve proporcionar: confiabilidade adequada, facilidades e segurança para manutenção, equipamentos no pátio de manobras com capacidade suficiente para atender à demanda do sistema e sistemas de comando e proteção que atuem corretamente de forma segura e eficaz (FRONTIN, 2013).

Os equipamentos de alta tensão da SE, como para-raios, transformadores de potência, transformadores para instrumentos (transformadores de corrente e tensão), disjuntores, chaves seccionadoras e isoladores, são essenciais para a operação e continuidade do fornecimento de energia elétrica (FRONTIN, 2013).

Entretanto, o mal funcionamento desses equipamentos pode gerar indisponibilidade nas linhas de transmissão, resultando em elevados prejuízos financeiros para as concessionárias, tanto pela perda de faturamento quanto pela imposição de multas (FLORENTINO, 2019). Nesse contexto, a integridade desses dispositivos é indispensável, e a implementação de sistemas de monitoramento tem se mostrado uma ferramenta estratégica para prognósticos e diagnósticos, assegurando a confiabilidade do sistema e reduzindo interrupções no fornecimento de energia elétrica (BINDI, PICCIRILLI, *et al.*, 2023).

Entre as principais falhas que afetam equipamentos elétricos, destacam-se: conexão instável, corrosão, curto-circuito, envelhecimento, influência harmônica, defeitos internos, desequilíbrio de carga e sobrecarga. Comumente, essas falhas se

manifestam por meio de um aumento anormal de temperatura, que acelera a deterioração do isolamento e pode comprometer a operação do sistema (GUO, LIU, *et al.*, 2022). Assim, técnicas como a inspeção térmica se mostram viáveis para manutenção preventiva e preditiva, pois permitem identificar e localizar pontos quentes, facilitando a avaliação da integridade do equipamento (SHI, ZHAO, *et al.*, 2021). Além disso, a termografia destaca-se como uma abordagem não invasiva e eficiente para detectar anomalias térmicas em equipamentos sem necessidade de contato físico (ZHANG, LIANG, *et al.*, 2023).

1.1. MOTIVAÇÃO

O diagnóstico de falhas em equipamentos elétricos por meio da termografia tornou-se uma das ferramentas mais indispensáveis na última década diante de suas vantagens, a saber: não-invasividade, robustez a interferências eletromagnéticas, segurança e, capacidade de oferecer ampla cobertura de inspeção (JADIN e TAIB, 2012).

Apesar das vantagens descritas, o monitoramento térmico é uma técnica com caráter subjetivo, visto que depende da análise do operador que a executa. Ademais, esse método consome tempo quando há necessidade de avaliar todos os equipamentos de uma subestação, além disso, há margens de erro devido a inexperiência ou fadiga da equipe. Dessa forma, surge a necessidade de utilizar métodos inteligentes de identificação e diagnóstico para inferir o estado operacional do equipamento elétrico monitorado (SHI, ZHAO, *et al.*, 2021).

Entre as técnicas de monitoramento inteligente baseadas em imageamento infravermelho, como análise de pontos quentes e métodos estatísticos, destaca-se a extração do perfil térmico, abordada no estudo de (ARAUJO, 2023), que, por meio de redes neurais convolucionais e processamento digital de imagem, obtêm-se um perfil térmico característico do equipamento a partir de uma termografia.

Uma comparação numérica entre dois perfis térmicos pode ser uma forma bastante direta de realizar um processo de diagnóstico de um equipamento elétrico (ou parte deste processo). Contudo, para tanto, é preciso que tais perfis estejam alinhados. O algoritmo *Dynamic Time Warping* (DTW) é uma das técnicas utilizadas para alinhar sinais, ou perfis térmicos, neste caso. Entretanto, o algoritmo DTW tradicional (DTWT) apresenta limitações em situações extremas, como sinais de tamanhos distintos ou variações

significativas no número de pontos. Além disso, parâmetros globais e locais, como a restrição de Sakoe-Chiba e a delimitação por pesos ao caminho de alinhamento, podem tornar o processo de alinhamento subjetivo, dificultando uma análise precisa (LI, LIU, *et al.*, 2020). Dessa forma, o uso do DTW para o monitoramento de equipamentos elétricos pode gerar falsos positivos, necessitando de uma análise técnica a respeito dos algoritmos de alinhamento.

Assim, neste trabalho, propõe-se analisar técnicas de alinhamento de sinais térmicos para auxiliar no diagnóstico de falhas em equipamentos elétricos, utilizando, para isso, termografias de isoladores de 13,8 kV como objetos de estudo. A abordagem inclui a utilização do Modelo Oculto de Markov (MOM) para alinhamento de sinais e a aplicação do algoritmo DTW adaptado, com e sem restrições. As termografias que compõem a base de estudo deste trabalho foram coletadas a partir de isoladores sujeitos a condições distintas de tensão, temperatura, umidade e nível de poluição salina, no Laboratório de Alta Tensão da Universidade Federal de Sergipe (LAT/UFS).

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.

1.2. OBJETIVOS

O objetivo geral desse trabalho é realizar um comparativo entre dois algoritmos de alinhamento de sinais, a saber, DTW e DTW estocástico (DTWE), a fim de verificar a eficiência deles no alinhamento de perfis térmicos de equipamentos de alta tensão.

Como objetivos específicos deste trabalho, pode-se citar:

- Criar bases de dados de imagens térmicas de equipamentos elétricos, com foco específico em isoladores;
- Extrair o perfil térmico central de cada termografia, presente na base de dados;
- Implementar o algoritmo DTW;
- Adaptar o algoritmo DTW para situação de restrição (janelamento);
- Implementar o algoritmo DTW com restrição por geometria;
- Implementar o algoritmo DTW com restrição proposta por Araujo (2023);

- Implementar o algoritmo DTW estocástico, utilizando o MOM;
- Realizar um comparativo entre as duas técnicas de alinhamento a partir de análise visual e a métrica delta limiar.

1.3. ESTRUTURA DO TEXTO

O presente trabalho está dividido em seis capítulos. No capítulo 2 é apresentada a fundamentação teórica a respeito de isoladores, o algoritmo DTW e o Modelo Oculto de Markov.

Em seguida, no capítulo 3, é apresentada a revisão bibliográfica realizada sobre a aplicação dos algoritmos supracitados na área de monitoramento de equipamentos elétricos de alta tensão.

No capítulo 4, é apresentada a metodologia proposta, descrevendo os seguintes passos: criação da base de dados, algoritmo DTW (com e sem restrição), algoritmo DTW estocástico e descrição da métrica proposta para avaliar os alinhamentos.

Posteriormente, no capítulo 5, são apresentados os resultados obtidos, acompanhados das respectivas análises e discussões.

Por fim, no capítulo 6, são expostas as conclusões fundamentadas na análise dos resultados.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção são apresentados os conceitos fundamentais dos isoladores poliméricos, equipamento avaliado neste trabalho, constando informações construtivas, além das propriedades elétricas e mecânicas. Ademais, é apresentado o conceito de termografia, a influência dos fatores ambientais e do equipamento na inspeção termográfica, além da sua aplicação em isoladores.

Por fim, são apresentados os conceitos a respeito das técnicas de alinhamento supracitadas: DTW e o DTWE.

2.1. ISOLADORES POLIMÉRICOS

Em sistemas de transmissão de energia elétrica, os isoladores desempenham um papel crucial ao proporcionar o isolamento elétrico necessário entre as fases e a estrutura aterrada, prevenindo fugas de corrente, além de suportar os condutores das linhas de transmissão (SALEEM e AKBAR, 2022).

Historicamente, os isoladores cerâmicos têm sido amplamente empregados para o isolamento de alta tensão em instalações aéreas devido à sua robustez e confiabilidade comprovadas (SALEEM e AKBAR, 2022). Contudo, esses materiais enfrentam desafios significativos que comprometem sua eficiência e praticidade, especialmente em ambientes industriais e urbanos. Entre as principais limitações, estão a complexidade de instalação e manutenção, além de um desempenho insatisfatório em regiões com altos níveis de poluição (SALEEM e AKBAR, 2022).

Diante dessas limitações, os isoladores poliméricos têm se consolidado como uma alternativa promissora e tecnologicamente avançada. Com benefícios evidentes, como a redução significativa de peso, maior resistência mecânica e propriedades elétricas aprimoradas, esses materiais superam muitos dos desafios associados aos isoladores cerâmicos. Além disso, apresentam maior resiliência em ambientes contaminados devido à menor suscetibilidade ao acúmulo de sujeira e à sua capacidade de manter a eficiência isolante em condições adversas (GORUR, CHERNEY e BURNHAM, 1999).

Assim, os isoladores poliméricos oferecem uma solução moderna e eficaz para as crescentes demandas dos sistemas de transmissão, representando uma evolução no campo da engenharia elétrica e na gestão de infraestruturas críticas. Na Figura 1 é ilustrado um exemplar de isolador polimérico.

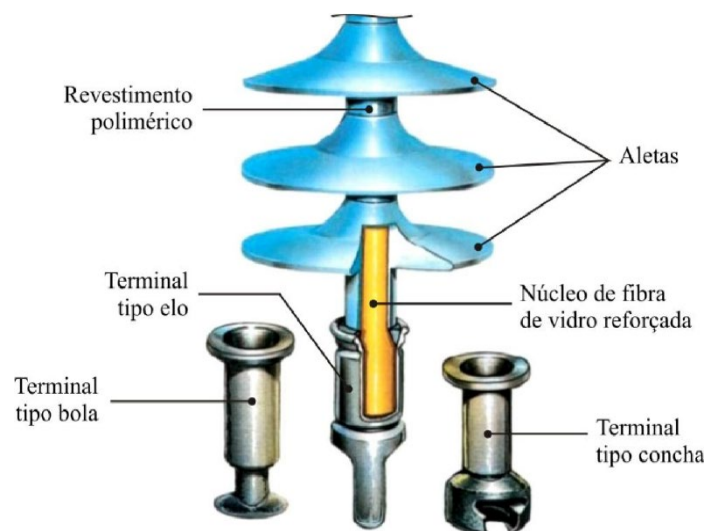
Figura 1: Isolador polimérico.



Fonte: (BALESTRO, 2024).

De modo geral, os componentes básicos de um isolador polimérico consistem em: núcleo de fibra de vidro, corpo polimérico e os terminais (ZHAO e BERNSTORF, 1998). Na Figura 2, é ilustrada a estrutura construtiva do isolador polimérico

Figura 2: Estrutura construtiva do isolador polimérico.



Fonte: (RODURFLEX, 2004 *apud* FERREIRA).

2.1.1. NÚCLEO DE FIBRA DE VIDRO

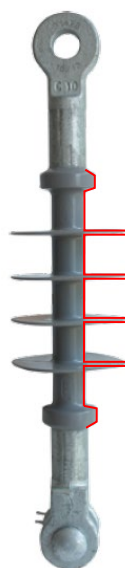
O núcleo de fibra de vidro consiste em um tubo de resina epóxi impregnada com fibra de vidro, poliéster ou aramida, que forma o membro de força do isolante. As fibras, sejam em forma de filamento ou tecido, são enroladas em vários ângulos na direção axial para desenvolver as propriedades mecânicas necessárias (GORUR, CHERNEY e BURNHAM, 1999).

2.1.2. CORPO POLIMÉRICO

O corpo polimérico consiste em um composto especial de borracha que é aplicado sobre o núcleo do isolador com o intuito de protegê-lo contra agentes externos (umidade, contaminadores químicos, radiação ultravioleta, etc.) (ZHAO e BERNSTORF, 1998). Além disso, normalmente se tem o corpo polimérico revestido por aletas, conforme destacado na Figura 2, as quais são responsáveis por ampliar a distância de escoamento necessária para um bom desempenho do equipamento em condições normais de operação, principalmente em ambiente úmido e poluído (FERREIRA, 2007).

Define-se distância de escoamento como a soma das menores distâncias superficiais isolantes presentes entre as partes condutoras do isolador (GORUR, CHERNEY e BURNHAM, 1999; FERREIRA, 2007). Na Figura 3 é ilustrado em linha preta a distância de escoamento em um isolador polimérico.

Figura 3: Distância de escoamento em isolador polimérico.



Fonte: Adaptado de (BALESTRO, 2024).

Outrossim, os polímeros de base comumente usados são borrachas de: silicone (silicone rubber - SIR), etileno-propileno-metileno (EPM), etileno-propileno-dieno (EPDM), epóxi cicloalifática (CE), acetato de vinil-etileno (EVA) e politetrafluoretileno (PTFE) (ZHAO e BERNSTORF, 1998)

2.1.3. TERMINAIS

Os encaixes finais de isoladores poliméricos são feitos de alumínio fundido, forjado ou usinado, ferro maleável ou aço forjado. Eles são fixados ao núcleo de várias maneiras a fim de transmitir a ele os esforços mecânicos, fazendo a conexão condutor/isolador e isolador/estrutura. Ademais, o formato da ferragem também é importante para equalização do campo elétrico. Dessa forma, há diferentes tipos de terminais, conforme ilustrado na Figura 2, a fim de garantir a melhor uniformização do campo elétrico (FERREIRA, 2007).

2.2. TERMOGRAFIA

A termografia é uma técnica de aquisição e análise de informações térmicas, na faixa de radiação infravermelha (1 η m – 1mm), a partir de imagens obtidas a distância, ou seja, sem contato (MUNIZ e MENDES, 2019).

O equipamento utilizado para realização das termografias é o termovisor, que representa, na forma de imagem, a radiação infravermelha emitida por objetos (FERREIRA, 2007). Além disso, em equipamentos elétricos de alta tensão, a maior parte da radiação térmica emitida é na faixa do infravermelho (SANTOS, 2012). Dessa forma, a termografia desempenha papel crucial na área de monitoramento de equipamentos elétricos devido a sua alta confiabilidade e por ser não invasiva.

2.2.1. INFLUÊNCIA DE FATORES AMBIENTAIS E DO EQUIPAMENTO

Para uma inspeção termográfica, em ambiente fechado ou aberto, o fator ambiental é uma questão crítica a ser analisada previamente (JADIN e TAIB, 2012). Na Tabela 1, são resumidos os principais fatores ambientais e os efeitos relativos à medição por temperatura.

Tabela 1: Influência dos fatores ambientais na termografia.

Fator ambiental	Efeito na medição por temperatura
Temperatura ambiente	Um aumento da temperatura ambiente, reflete em um aumento da temperatura medida no equipamento.
Precipitação/umidade	A temperatura pode ser drasticamente reduzida após precipitação ou elevação de umidade, levando a uma interpretação errônea dos dados. Os equipamentos que estão apenas levemente quentes podem ser resfriados abaixo do ponto anormal.
Velocidade do vento	Velocidades do vento tão baixas quanto 0,45–2,24 m/s podem ter um efeito de resfriamento significativo. Acima disso, pode reduzir a diferença de temperatura entre os equipamentos e o ambiente na ordem de graus.
Radiação solar	A absorção de calor por radiação, especialmente para equipamentos com alta absorção de energia solar (como condutores envelhecidos), irá mascarar pequenas diferenças térmicas.

Fonte: Adaptado de (JADIN e TAIB, 2012)

Além do conhecimento acerca dos fatores ambientais, a execução de um estudo preliminar detalhado sobre o equipamento é indispensável para garantir a eficácia da inspeção. Esse estudo deve incluir o histórico operacional do equipamento a ser monitorado, considerando aspectos como variações de carga, o tipo específico de equipamento e os materiais utilizados em sua construção. Ademais, essas características têm impacto direto sobre a emissividade, uma propriedade fundamental que determina a capacidade de um material em emitir radiação térmica em relação a um corpo negro ideal. Dessa forma, materiais com emissividades diferentes, como metais polidos ou superfícies não metálicas, podem alterar significativamente a quantidade de radiação infravermelha detectada, influenciando diretamente na medição da temperatura superficial (ARAUJO, 2023).

Ademais, os valores de emissividade variam de 0 a 1, representando, respectivamente, um refletor perfeito e um emissor perfeito. Dessa forma, superfícies altamente polidas apresentam baixa emissividade, enquanto superfícies oxidadas ou pintadas possuem emissividade elevada. A Tabela 2 apresenta os valores de emissividade de alguns materiais.

Tabela 2: Emissividade de alguns materiais.

Material	Emissividade (ϵ)
Pele	0,98
Asfalto	0,9-0,98
Neve	0,83
Óxido de cobre	0,78

Fonte: (IMPAC, 2024)

Outro aspecto crucial na análise termográfica é a temperatura refletida, que representa a radiação térmica ambiente refletida pela superfície do equipamento. Essa radiação pode ser influenciada por fontes externas, como o sol ou outros objetos quentes próximos, sendo especialmente relevante para materiais de baixa emissividade, que refletem maior quantidade de radiação. Ignorar esse fator pode levar a medições imprecisas, comprometendo a avaliação (ARAUJO, 2023).

Portanto, a análise termográfica eficaz exige um ajuste cuidadoso dos parâmetros de emissividade e temperatura refletida, juntamente com uma compreensão detalhada das condições ambientais e do equipamento. Esse processo garante uma avaliação precisa e confiável das condições operacionais, permitindo a identificação precoce de falhas e contribuindo para a manutenção preditiva e a segurança operacional.

2.3. DTW

O algoritmo *Dynamic Time Warping* (DTW) é uma técnica amplamente reconhecida para encontrar o alinhamento ótimo entre duas séries temporais a partir de um determinado critério especificado de acordo com o tipo de aplicação desejada, mesmo quando essas apresentam diferentes escalas ou distorções no tempo (MÜLLER, 2007). Introduzido inicialmente na década de 1960, o DTW permanece relevante e encontra aplicação em diversas áreas, como reconhecimento de fala, reconhecimento de gestos, mineração de dados, visão computacional, alinhamento de sequências de proteínas, entre outras (SENIN, 2008).

Sua popularidade deve-se à eficiência na medição de similaridade entre séries temporais, minimizando os efeitos de deslocamentos ou distorções temporais. Isso é alcançado por meio de sua característica de transformar "elasticamente" os sinais

dependentes do tempo, permitindo o alinhamento flexível de padrões que não estão perfeitamente sincronizados (SENIN, 2008). Dessa forma, dados dois sinais x e y :

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_N), N \in \mathbb{N}, \quad (1)$$

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_M), M \in \mathbb{N}, \quad (2)$$

conforme apresentado por Senin (2008), dado um espaço de características denotado por ϕ , tem-se que $x_n, y_m \in \phi$. Para a comparação dos sinais x e y é necessária uma medida de custo local (c), cuja função é definida da seguinte forma:

$$c: \phi \times \phi \rightarrow \mathbb{R}^+ + \{0\}; x, y \in \phi, \quad (3)$$

em que, c é responsável por receber pares ordenados de elementos de ϕ e retornar números reais não negativos, os quais representam o custo de comparar os elementos individuais da série. Por essa razão, essa função é essencial para a construção da matriz de custo e desempenha um papel central no processo.

Dessa forma, o alinhamento das sequências torna-se a tarefa de organizar todos os pontos de maneira a minimizar o valor dessa função, garantindo uma correspondência ideal entre as séries.

Sendo assim, o algoritmo inicia a partir da construção da matriz de custo $C \in \mathbb{R}^{N \times M}$, representando todas as distâncias pareadas entre (1) e (2). Essa matriz é chamada de matriz de custo local (C), cuja equação é dada por:

$$C \in \mathbb{R}^{N \times M}: c_{ij} = \|x_i - y_j\|, i \in [1, N], j \in [1, M], \quad (4)$$

em que, x_i e y_j representam, respectivamente, o i -ésimo elemento do sinal x e o j -ésimo elemento do sinal y .

A partir disso, Muller (2007) define o alinhamento da seguinte forma:

Definição: $A_n(N, M)$ – caminho de alinhamento (do inglês, *warping path*), é uma sequência de pontos $p = (p_1, \dots, p_l)$ com $p_l = (n_l, m_l) \in [1: N] \times [1: M]$ para $l \in [1: L]$, que satisfaça as seguintes condições:

- Condição de contorno: $p_1 = (1, 1)$ e $p_l = (N, M)$;
- Condição de monotonicidade: $n_1 \leq n_2 \dots \leq n_l$ e $m_1 \leq m_2 \dots \leq m_l$;
- Condição de tamanho de passo: $p_{l+1} - p_l \in \{(1, 0), (0, 1), (1, 1)\}$ para $l \in [1: L - 1]$.

Em suma, o ponto inicial e final do caminho de alinhamento devem ser, respectivamente, o primeiro e o último. Além disso, se um elemento em (1) precede um segundo, isso também deve ser válido para os elementos correspondentes em (2), e vice-versa. Por fim, nenhum elemento em (1) e (2) pode ser omitido e não há replicações no alinhamento (no sentido de que todos os pares de índices contidos em um caminho de distorção p são distintos em pares).

O custo total $c_p(x, y)$ de um caminho de alinhamento p , entre os sinais (1) e (2) em relação à medida de custo local d , é definido pela seguinte equação:

$$c_p(x, y) = \sum_{l=1}^L c(x_{nl}, y_{nl}). \quad (5)$$

Além disso, um caminho de distorção ótimo entre (1) e (2) é um caminho de distorção p^* , tendo custo total mínimo entre todos os caminhos possíveis. Portanto, o DTW pode ser definido da seguinte forma:

$$DTW(x, y) := c_{p^*}(x, y) = \min\{c_p(x, y), p \in P^{N \times M}\}, \quad (6)$$

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

Conforme exposto em Senin (2008), este conjunto estrutura a matriz de custo acumulada (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. Demais elementos: $D(i, j) = \min\{D(i-1, j-1), D(i-1, j), D(i, j-1)\} + c(x_i, y_j), i \in [1, N], j \in [1, M]$

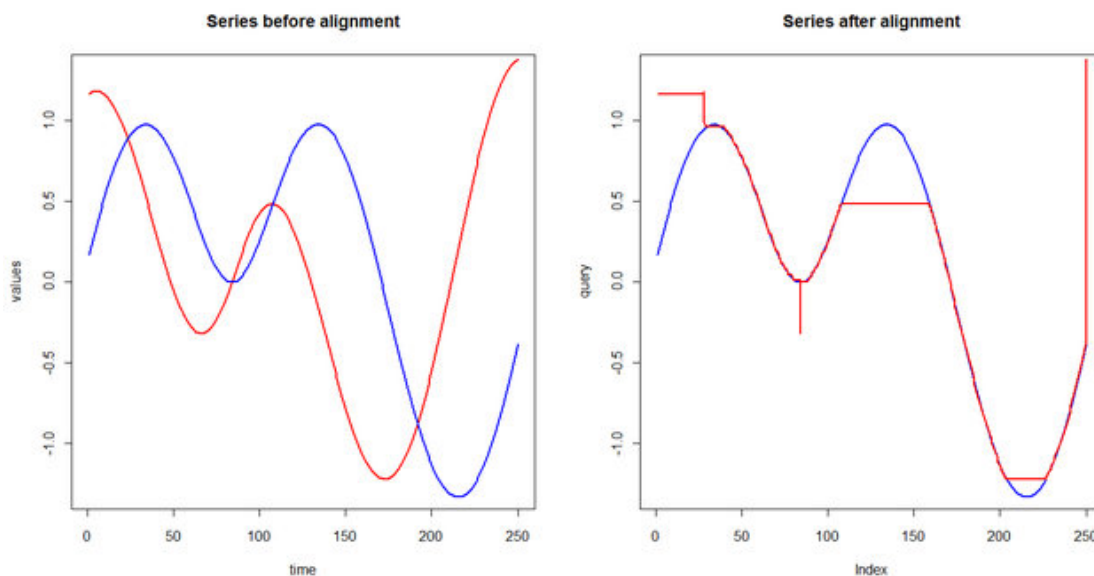
2.3.1. DTW COM RESTRIÇÃO

Para melhorar o desempenho e personalizar a sensibilidade do algoritmo, várias modificações foram propostas. Dentre essas modificações, destaca-se a escolha da métrica de distância utilizada, como a euclidiana, absoluta, quadrática. Além disso, a definição da largura da janela de ajuste, restrições globais dos caminhos e a função de passo (restrição de inclinação) (ARAUJO, 2023).

Ao alinhar elementos muito curtos de uma das sequências aos padrões extensos da outra sequência, em alguns casos, o DTW retorna resultados que criam uma

correspondência irreal em sua tentativa de alinhamento ideal (SENIN, 2008). Na Figura 4 é ilustrado um alinhamento com correspondência irreal.

Figura 4: Alinhamento com correspondência irreal.



Fonte: (SENIN, 2008).

Para evitar tais degenerações, pode-se modificar a condição de tamanho do passo para restringir a inclinação dos caminhos de distorção admissíveis (SENIN, 2008). Ademais, restrições funcionam bem em domínios nos quais os sinais têm apenas uma pequena variação em seu alinhamento temporal e, espera-se que um caminho de distorção ótimo esteja próximo de uma distorção linear e passe pela matriz de custos diagonalmente em uma linha relativamente reta. Dentre as técnicas de restrição, destaca-se a largura de banda de Sakoe-Chiba (SALVADOR e CHAN, 2004; GELER, KURBALIJA, *et al.*, 2019).

Dessa forma, a largura da banda de restrição de Sakoe-Chiba (r) (SAKOE e CHIBA, 1978) é uma técnica de otimização para o reconhecimento de fala a partir do algoritmo DTW que, além de acelerar o processamento computacional, difere qualitativamente do DTW tradicional (GELER, KURBALIJA, *et al.*, 2019).

Por fim, (PALIWAL, AGARWAL e SINHA, 1982) propuseram uma modificação da restrição de Sakoe-Chiba, de modo a enquadrar a angulação da janela, otimizando o custo computacional e aprimorando a precisão do alinhamento.

Esse ajuste envolve a aplicação dos índices do sinal (i e j) com o coeficiente angular (s), que une o ponto inicial $(0,0)$ e o ponto final (I, J) . Nas equações a seguir são apresentadas, respectivamente, a restrição tradicional, modificada e o coeficiente angular.

$$|i - j| \leq r, \quad (7)$$

$$|i - (j / s)| \leq r, \quad (8)$$

$$s = J/I. \quad (9)$$

Dessa forma, acrescenta-se ao algoritmo original do DTW apenas uma condicional na criação da matriz de custo.

2.4. DTW ESTOCÁSTICO

Nesta seção, é apresentado o DTW estocástico (DTWE) proposto por Nakagawa e Nakanishi (1998). No entanto, torna-se necessário conceituar o Modelo Oculto de Markov (MOM), apresentado a seguir.

2.4.1. MODELO OCULTO DE MARKOV

Os processos do mundo real geram sinais que podem ser discretos, como caracteres de um alfabeto ou vetores quantizados, ou contínuos, como a fala, temperatura ou música. Esses sinais podem ser estacionários, com propriedades constantes ao longo do tempo, ou não estacionários, com variações temporais. Além disso, podem ser puros, originados de uma única fonte, ou misturados com ruído ou distorções de transmissão (RABINER, 1989).

Modelar sinais é essencial por diversas razões, como: fornecer bases teóricas para projetar sistemas que processam sinais de forma eficiente, como no caso de limpar ruídos e distorções em um sinal de fala. Além disso, permitem aprender sobre a origem do sinal sem acesso direto à fonte, o que é crucial quando coletar dados diretamente é complexo ou caro (RABINER, 1989).

Os modelos de sinal podem ser classificados em determinísticos e estatísticos.

Modelos determinísticos exploram propriedades específicas do sinal, como uma onda senoidal ou uma soma de exponenciais. Nesses casos, o modelo é definido por parâmetros, como amplitude, frequência e fase, que precisam ser estimados.

Modelos estatísticos, por outro lado, caracterizam o sinal por suas propriedades estatísticas, tratando-o como um processo aleatório. Exemplos incluem processos gaussianos, de Poisson, de Markov e ocultos de Markov (RABINER, 1989). Nesse contexto, presume-se que o sinal pode ser descrito por um processo estocástico paramétrico, cujos parâmetros são estimados de forma precisa.

Ambos os tipos de modelo têm sido bem-sucedidos em aplicações como o processamento de fala (RABINER, 1989, NAKAGAWA e NAKANISHI, 1998). Neste texto, é apresentado o Modelo Oculto de Markov, o qual, de acordo com a literatura retorna bons resultados no monitoramento de equipamentos elétricos (LI, ZHAO, *et al.*, 2012; LIAO, ZHOU, *et al.*, 2022; LI, WANG, *et al.*, 2024). Assim, neste trabalho, pretende-se avaliar seu desempenho no alinhamento de perfis térmicos a partir da aplicação dos conceitos apresentados a seguir.

2.4.1.1. MODELO DE MARKOV

Segundo Rabiner (1989), um sistema pode ser descrito como estando em 1 de N estados distintos (S_1, S_2, \dots, S_N) a cada instante de tempo. Em tempos discretos, o sistema pode mudar de estado, seguindo um conjunto de probabilidades associadas a essas transições. O estado do sistema no instante t é denotado por q_t .

Para uma descrição probabilística completa do sistema, seria necessário especificar o estado atual e todos os estados anteriores. No entanto, em uma cadeia de Markov discreta de primeira ordem, essa dependência ao passado é implicitamente capturada no estado atual. Assim, o estado futuro é condicionalmente independente dos estados passados, dado o estado presente, o que torna a modelagem mais eficiente e prática, isto é:

$$P[q_t = S_j | q_{t-1} = S_i, q_{t-2} = S_k \dots] = P[q_t = S_j | q_{t-1} = S_i]. \quad (10)$$

Além disso, são considerados apenas aqueles processos em que o lado direito de (10) é independente do tempo, ou seja, a transição entre estados é uma distribuição condicional entre o estado atual e o anterior, descrita da seguinte forma:

$$a_{ij} = P[q_t = S_j | q_{t-1} = S_i], 1 \leq i, j \leq N, \quad (11)$$

em que a_{ij} representa a probabilidade de transição do estado i para o j , com os coeficientes de transição de estados possuindo as seguintes propriedades:

$$a_{ij} \geq 0, \quad (12)$$

$$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1. \quad (13)$$

O processo descrito é conhecido como um modelo de Markov observável, pois a saída do sistema consiste no conjunto de estados a cada instante de tempo. Nesse caso, cada estado está diretamente associado a um evento físico que pode ser observado, tornando o comportamento do sistema totalmente acessível por meio de suas transições de estado.

2.4.1.2. MODELO OCULTO DE MARKOV

Modelos de Markov tradicionais associam diretamente cada estado a um evento observável. No entanto, esses modelos apresentam limitações significativas quando aplicados a problemas mais complexos.

Uma alternativa mais robusta são os Modelos Ocultos de Markov, nos quais as observações são geradas de forma probabilística a partir de estados subjacentes. Esses modelos consistem em dois processos estocásticos: o primeiro, oculto, descreve a transição entre os estados internos, enquanto o segundo é responsável pela geração das observações visíveis com base nesses estados.

Essa abordagem permite modelar sistemas em que os estados não são diretamente acessíveis, mas podem ser inferidos a partir das observações disponíveis. Devido a essa flexibilidade, os MOMs são amplamente utilizados em áreas como reconhecimento de fala, processamento de linguagem natural, análise de séries temporais, entre outras, proporcionando uma ferramenta eficiente para representar e analisar sistemas dinâmicos complexos (RABINER, 1989).

2.4.1.3. ELEMENTO DE UM MODELO OCULTO DE MARKOV

Segundo Rabiner (1989), um modelo oculto de Markov é caracterizado por:

- i. Número de estados do modelo (N): embora os estados sejam ocultos, para muitas aplicações práticas, há frequentemente um significado físico que possibilita a inferência desse número. Os estados são denotados individualmente por $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$

- ii. Número de símbolos de observação distinto por estado (M): Os símbolos de observação correspondem a saída física do sistema modelado. Os símbolos são denotados individualmente por $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$
- iii. Distribuição de probabilidade de transição de estado $A = \{a_{ij}\}$, descrito na equação (11).
- iv. Distribuição de probabilidade do símbolo de observação em estado j , $B = \{b_j(k)\}$, em que:

$$b_j(k) = P[O_t = v_k | q_t = S_j], 1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M, \quad (14)$$

em que, O_t é a observação em um dado instante t .

- v. A distribuição inicial do estado $\omega = \{\omega_i\}$, em que:

$$\omega_i = P[q_1 = S_i], 1 \leq i \leq N. \quad (15)$$

A partir dos parâmetros elencados, o MOM pode ser utilizado como um gerador para fornecer uma sequência de observação dada por:

$$O = O_1, O_2, \dots, O_T, \quad (16)$$

em que, cada observação O_t é um dos símbolos de V , e T é o número de observação na sequência.

O procedimento descrito pode ser usado tanto para gerar observações quanto para modelar como uma sequência específica de observações foi produzida por um MOM. Para isso, é necessário especificar o número de estados (N) e de símbolos distintos de observação (M), o conjunto de símbolos observáveis e as medidas de probabilidade: matriz de transição de estados (A), matriz de probabilidade de emissão (B) e o vetor de probabilidades iniciais (ω). Para simplificar, é comum representar um MOM com a notação compacta, descrita da seguinte forma:

$$\lambda = (A, B, \omega). \quad (17)$$

2.4.1.4. OS TRÊS PROBLEMAS BÁSICOS PARA O MODELO OCULTO DE MARKOV

No contexto deste trabalho, são apresentados três problemas fundamentais associados ao MOM, conforme descrito na literatura (RABINER, 1989). Os problemas considerados são:

- Problema 1: Dada uma sequência de observação (16), e um modelo (17), como se calcula eficientemente a probabilidade da sequência pertencer ao modelo ($P(O|\lambda)$)?
- Problema 2: Dada uma sequência de observação (16), e um modelo (17), como escolher uma sequência de estado que melhor “explica” as observações?
- Problema 3: Como ajustar os parâmetros do modelo (17) para maximizar $P(O|\lambda)$?

Para o escopo deste estudo, o Problema 3 não é relevante, pois sua solução envolve o ajuste de parâmetros do modelo utilizando técnicas de treinamento. Em contrapartida, os Problemas 1 e 2 são mais pertinentes, pois suas abordagens conceitualmente se relacionam com o método DTW.

Este trabalho concentra-se, portanto, na análise e resolução dos Problemas 1 e 2, detalhando as estratégias computacionais empregadas para cada um.

A partir dos problemas citados, Rabiner (1989) definiu o algoritmo *Forward* para a solução do primeiro problema (BAUM e PETRIE, 1966; BAUM e EAGON, 1967 *apud* RABINER, 1989). Esse algoritmo pode ser utilizado para quantificar a verossimilhança de uma sequência de observação, dado o Modelo Oculto de Markov, a partir da variável a seguir:

$$\alpha_t(i) = P(O_1, O_2, \dots, O_t, q_t = S_i | \lambda), \quad (18)$$

ou seja, a probabilidade de uma sequência de observação parcial até o tempo t e estado S_i até o tempo t , dado o modelo λ , pode ser resolvida, intuitivamente, a partir dos seguintes passos:

i. Inicialização:

$$\alpha_1(i) = \omega_i b_i(O_1), 1 \leq i \leq N, \quad (19)$$

ii. Recursão:

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(O_{t+1}), 1 \leq t \leq T - 1, 1 \leq j \leq N, \quad (20)$$

iii. Terminação:

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i). \quad (21)$$

Em resumo, o algoritmo inicia com o cálculo das probabilidades associadas a cada estado inicial, considerando as probabilidades de transição entre estados e a probabilidade de observar o primeiro símbolo. Em seguida, realiza o processo de recursão, iterando sobre as observações subsequentes. Durante essa etapa, acumula-se a probabilidade de transitar entre os estados, multiplicando-a pela probabilidade de observar o símbolo correspondente em cada estado. Por fim, após processar toda a sequência de observações, somam-se as probabilidades dos estados finais, permitindo calcular a probabilidade da sequência como um todo.

Esse método evita a necessidade de explorar todas as combinações possíveis de estados, tornando o processo computacionalmente mais eficiente. No entanto, devido à multiplicação sucessiva de probabilidades, os valores resultantes tendem a se aproximar de zero, especialmente em sequências longas, levando a problemas de subestimação numérica. Para contornar essa limitação, utiliza-se o logaritmo e suas propriedades, o que permite calcular o logaritmo da verossimilhança, mantendo a estabilidade numérica e facilitando a interpretação dos resultados.

Para a solução do segundo problema, pode-se aplicar o algoritmo de *Viterbi* (VITERBI, 1967; FORNEY, 1973 *apud* RABINER, 1989). De acordo com este algoritmo, para encontrar a melhor sequência de estados dada uma sequência de observações, é necessário definir a seguinte variável quantitativa:

$$\delta_t(i) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_t} P[q_1, q_2, \dots, q_t = i, O_1, O_2, \dots, O_t | \lambda], \quad (22)$$

ou seja, $\delta_t(i)$ é a maior probabilidade ao longo de um caminho, no tempo t , que corresponde às primeiras t observações e termina no estado S_i . Dessa forma, tem-se a seguinte equação:

$$\delta_{t+1}(j) = [\max \delta_t(i) a_{ij}] \cdot b_j(O_{t+1}). \quad (23)$$

Para recuperar a sequência de estados, é necessário o controle do argumento que maximizou (23) para cada t e j . Dessa forma, o procedimento completo para encontrar a melhor sequência tem auxílio do vetor $\psi_t(j)$ a partir do descrito nos seguintes passos:

i. Inicialização:

$$\delta_1(i) = \omega_i b_i O_1, 1 \leq i \leq N, \quad (24)$$

$$\psi_1(i) = 0, \quad (25)$$

ii. Recursão:

$$\delta_t(i) = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] b_j O_t, 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq N, \quad (26)$$

$$\psi_t(j) = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}], 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq N, \quad (27)$$

iii. Terminação:

$$P^* = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)], \quad (28)$$

$$q_T^* = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)], \quad (29)$$

iv. Sequência de estados:

$$q_T^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*)_{t = T-1, T-2, \dots, 1}. \quad (30)$$

Deve-se observar que o algoritmo de Viterbi é semelhante (exceto pela etapa de retrocesso) à implementação do algoritmo *Forward* descrito nas equações (19)-(21). A principal diferença reside na maximização presente em (28), que utiliza estados anteriores em vez do procedimento de soma descrito em (20). Dessa forma, o logaritmo também deve ser usado para evitar números próximos de zero.

Por fim, observa-se uma relação conceitual entre o MOM e o algoritmo DTW, pois ambos são capazes de mensurar a distância entre sequências e identificar um caminho ótimo que alinha as séries temporais, embora com abordagens matemáticas distintas.

2.4.2. APLICAÇÃO DO MOM NO DTW

Neste tópico, é abordado o algoritmo DTW em sua formulação estocástica, que combina elementos da tradicional técnica DTW com princípios de modelos probabilísticos. Essa abordagem permite uma maior robustez em aplicações onde os sinais contêm ruídos, variações estocásticas ou apresentam comportamento não-determinístico.

O DTW convencional busca o alinhamento ótimo, sob determinada condição previamente definida, entre duas sequências temporais de modo a minimizar uma métrica de custo (normalmente a soma das distâncias ponto a ponto ao longo de um caminho de alinhamento). No entanto, ele assume que as discrepâncias entre as séries podem ser corrigidas por deformações não-lineares no tempo, sem considerar variações estatísticas nos dados. Para superar essa limitação, a formulação estocástica do DTW (DTWE) integra a modelagem probabilística, inspirada nos princípios de Modelos Ocultos de Markov.

De acordo com (FANG, 2009), o DTWE associa probabilidades a transições entre estados, de forma que o alinhamento das sequências é interpretado como um problema de maximização da probabilidade de caminhos em uma rede de estados. Assim, o método considera o custo agregado em termos de densidades probabilísticas ao longo de múltiplos caminhos potenciais. A seguir, são descritas as abordagens utilizadas para a determinação do Modelo Oculto de Markov visando a aplicação da técnica DTW.

2.4.2.1. MATRIZ DE TRANSIÇÃO DE ESTADOS

Seja x , um sinal de referência, dado pelo vetor de N observações, pode-se assumir que essas N observações são estados do MOM.

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_N]. \quad (31)$$

Em seguida, uma matriz de transição de ordem $N \times N$ é assumida da seguinte forma:

$$A = \begin{bmatrix} p & \frac{1-p}{2} & \frac{1-p}{2} & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & p & \frac{1-p}{2} & \frac{1-p}{2} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & p & \frac{1-p}{2} & \frac{1-p}{2} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}, \quad (32)$$

em que p é a probabilidade de permanência no mesmo estado e $\frac{1-p}{2}$ é associado a transição para os próximos dois estados. Avaliando a fonte do sinal que será avaliado neste trabalho (perfil térmico), a chance de permanência em um mesmo estado é muito baixa devido a mudanças sutis de temperatura, ângulo para a qual a termografia foi obtida ou até mesmo o erro do termovisor. Dessa forma o valor de p , foi assumido da seguinte forma:

$$p = \frac{1}{N}. \quad (33)$$

2.4.2.2. MATRIZ DE EMISSÃO DE ESTADOS

Seja y um sinal a ser monitorado, dado pelo vetor de M observações, descrito da seguinte forma:

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_M]. \quad (34)$$

Além disso, o perfil térmico é um sinal contínuo no tempo. Dessa forma, segundo (NAKAGAWA e NAKANISHI, 1998), cada estado pode ser representado por uma distribuição gaussiana, sendo a média o valor do estado oculto e o desvio padrão definido de forma arbitrária.

$$P(x_i|y_j) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - y_j}{\sigma}\right)^2}. \quad (35)$$

Por fim, uma matriz de emissão B de ordem $N \times M$ é criada contendo a probabilidade de cada emissão ter sido gerada por aquele estado.

2.4.2.3. VETOR DE PROBABILIDADE INICIAL

De maneira arbitrária, define-se com probabilidade 1 para o início no primeiro estado. Dessa forma, o vetor de ordem $1 \times N$ é definido da seguinte forma:

$$\omega = [1, 0, 0, \dots, 0]. \quad (36)$$

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo, são abordados os estudos do estado da arte, com foco no *Dynamic Time Warping* e nos Modelos Ocultos de Markov, bem como suas aplicações específicas no monitoramento de equipamentos elétricos, destacando avanços recentes e desafios encontrados na literatura.

Li *et al.* (2012) propuseram uma técnica para o monitoramento em tempo real de comutadores de derivação em carga (do inglês, *on-load tap changers* - OLTC), utilizando espectrogramas e o Modelo Oculto de Markov (MOM). A metodologia empregou sinais de vibração captados por sensores instalados no transformador, dos quais foi extraída a densidade espectral de potência, subdividida em 12 bandas de frequência entre 0 e 5 kHz. Essas bandas foram normalizadas pelo valor máximo e quantizadas pelo algoritmo de Lloyd, gerando um vetor de 12 pontos utilizado no treinamento do modelo com o algoritmo de Baum-Welch. No estudo, 60 grupos de séries temporais foram coletados, sendo 20 usados para treinamento e 40 para classificação. O modelo foi testado em cenários de danos, como falhas nos contatos, perda da base e defeitos nas molas, alcançando 95% de acurácia. Além disso, a técnica permitiu o monitoramento online de OLTCs em uma subestação com os dados adquiridos sendo automaticamente incorporados em novas rodadas de treinamento, o que aumentou a robustez do modelo para análises futuras.

Yang *et al.* (2019) desenvolveram uma técnica para classificar a integridade de comutadores de derivação em carga (*on-load tap changers* - OLTC) utilizando espectrogramas e distorção dinâmica no tempo (DTW). A metodologia trabalhou com sinais de vibração dos comutadores e incluiu seis tipos de defeitos na base de dados, como cortes ou degradação nos contatos e nas molas. O tratamento dos sinais envolveu sincronização, normalização e filtragem de componentes harmônicas, permitindo a extração precisa de atributos, como a energia do sinal em diferentes faixas de frequência. Para cada condição operacional, foram gerados três vetores de energia (0-8 kHz, 8-16 kHz e 16-25 kHz), formando uma matriz de parâmetros. A técnica DTW foi aplicada para minimizar as diferenças entre esses vetores em relação a uma condição de referência (OLTC em bom estado). A distância entre os vetores revelou-se um fator crítico para

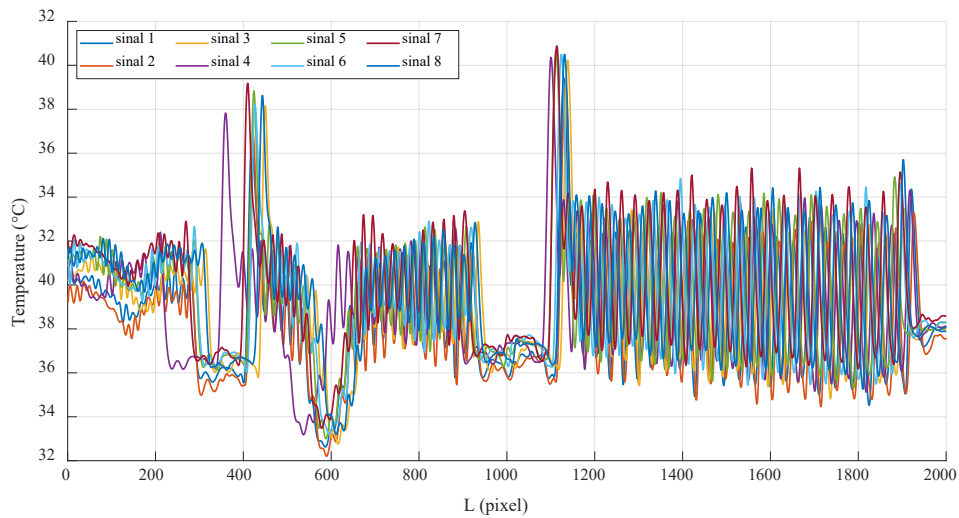
determinar a gravidade do estado operacional, resultando em uma acurácia de 100% na classificação da integridade dos comutadores.

Liao *et al.* (2022) propuseram um método para classificar o estado de umidade em papel impregnado com óleo em buchas de equipamentos elétricos, combinando a Otimização do Lobo Cinzento (OLC) e o Modelo Oculto de Markov (MOM). A metodologia utilizou características extraídas de sinais espectrográficos em diferentes condições de umidade, obtidas pela resolução do modelo DH (Dissado–Hill Dielectric Response) com otimização pela OLC. Os parâmetros extraídos serviram como entradas para o MOM, treinado pelo algoritmo de Baum-Welch. Sinais sintéticos gerados por modelos de elementos finitos foram usados no treinamento, e a validação ocorreu em laboratório com situações reais. Apesar dos resultados, com seis estados ocultos definidos, o modelo mostrou limitações de generalização, exigindo adaptações para outros cenários. Além disso, o número de símbolos de observação foi definido empiricamente, o que pode comprometer sua aplicabilidade em diferentes contextos.

Araujo (2023) desenvolveu um método inovador voltado para o monitoramento térmico de para-raios de ZnO (óxido de zinco). Utilizando-se a CNN YOLOv5, foi possível detectar a região de interesse (coluna isolante) nas imagens termográficas. A partir dessa detecção, técnicas de visão computacional foram aplicadas para permitirem a extração do perfil térmico central da região de interesse. Ao expandir a técnica para os para-raios da subestação Usina Termoelétrica Porto de Sergipe I (UTPSI), no mesmo dia e horário, verificou-se que, devido a fatores como variação no ângulo de captura, os sinais apresentavam defasagens horizontais. Para corrigir essas defasagens e garantir uma comparação precisa entre os perfis, foi utilizada a técnica DTW. Além disso, para o diagnóstico dos equipamentos, o autor utilizou limites de referência de diferenças térmicas (delta limiar) presentes na literatura, fazendo, graças ao alinhamento térmico fornecido pelo DTW, uma análise dessas diferenças de forma pontual ao longo de todo o perfil térmico extraído para o para-raios. Por fim, para validar a técnica, Araujo (2023) empregou uma base de dados que incluía termografias de para-raios já classificados como saudáveis e defeituosos, obtendo 100% de acurácia na classificação da integridade dos equipamentos.

Ademais, de modo a demonstrar o potencial da técnica de alinhamento, no escopo de monitoramento por termografia. Na Figura 5, são ilustrados perfis térmicos com sutis defasagens inerentes ao processo de captura, conforme observado por Araujo (2023).

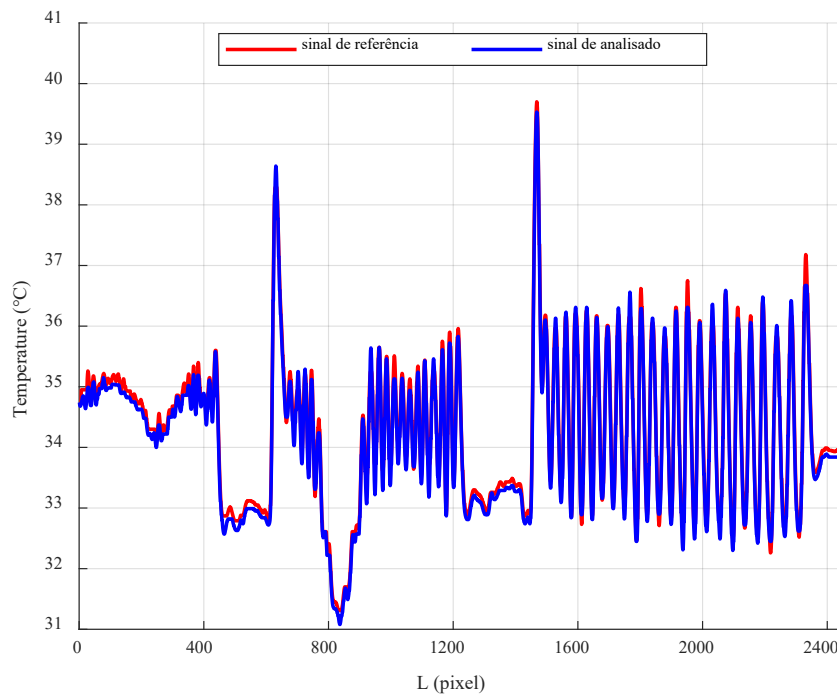
Figura 5: Perfis térmicos defasados.



Fonte: (ARAUJO, 2023).

Conforme discutido por Araujo (2023), a restrição de Sakoe-Chiba foi aplicada para alcançar o alinhamento ideal, uma vez que a técnica tradicional apresentou resultados inconsistentes. A Figura 6 ilustra o alinhamento ideal entre os perfis térmicos.

Figura 6: Alinhamento entre perfis térmicos.



Fonte: (ARAUJO, 2023).

Li *et al.* (2024) propuseram uma técnica não invasiva para monitoramento de isoladores de alta tensão utilizando técnicas de descargas parciais e Modelo Oculto de

Markov (MOM). Os sinais foram obtidos a partir de sensores capacitivos acoplados no isolador a ser monitorado, e a capacitância foi alterada conforme as cargas liberadas no processo, possibilitando uma inferência indireta desse sinal. Em seguida, foi realizado o mapeamento característico de campo elétrico com base no sinal de descargas parciais. Ademais, utiliza-se uma base de dados de distribuição de campo elétrico em isoladores novos e treina-se um MOM. Dessa forma, o modelo deve retornar uma alta probabilidade para isoladores em bom estado, permitindo uma classificação da integridade do equipamento.

A partir dos estudos realizados, pode-se verificar que as duas técnicas referidas (DTW e MOM), têm sido amplamente exploradas em diversas aplicações relacionadas ao diagnóstico, previsão e análise de sistemas dinâmicos, sendo essenciais para lidar com problemas complexos de análise de sinais e dados temporais.

O DTW destaca-se como uma técnica robusta para medir a similaridade entre sequências temporais, mesmo quando estas possuem variações de velocidade ou frequência. Sua flexibilidade torna-o ideal para alinhamento de padrões em sinais coletados de sistemas elétricos sujeitos a condições variáveis.

Por outro lado, os Modelos Ocultos de Markov oferecem uma abordagem probabilística poderosa para representar sistemas dinâmicos, permitindo modelar estados ocultos associados ao comportamento de equipamentos elétricos. Esses modelos têm sido utilizados para identificar padrões, prever falhas e monitorar o desempenho de equipamentos sob diferentes condições operacionais.

Diante das diferentes vantagens e aplicações de cada uma das técnicas supracitadas, neste trabalho, decidiu-se realizar um comparativo entre a aplicação de ambas no alinhamento de perfis térmicos de equipamentos de alta tensão.

4 METODOLOGIA

Neste capítulo, são apresentados o método para o desenvolvimento dos algoritmos de alinhamento e as métricas aplicadas para a seleção da melhor técnica no contexto do monitoramento de equipamentos elétricos, tendo como objeto de estudo o isolador.

Conforme Araujo (2023), para a avaliação de falhas a partir de perfis térmicos, é fundamental trabalhar com um sinal de referência (relativo a um equipamento saudável) e um sinal de teste (proveniente do equipamento monitorado). Assim, o método adotado segue a mesma abordagem de avaliação proposta por Araujo (2023), utilizando essa comparação entre os sinais, após alinhamento utilizando as técnicas propostas, para identificar possíveis anomalias ou falhas no equipamento monitorado.

Desta forma, a metodologia desenvolvida compreende as seguintes etapas:

- i. Composição da base de dados com termografias de referência e dos equipamentos monitorados defeituosos (poluídos);
- ii. Extração dos perfis térmicos;
- iii. Alinhamento dos sinais a partir de diferentes técnicas:
 - a. DTW tradicional (DTWT);
 - b. DTW com restrição (DTWR);
 - c. DTW estocástico (DTWE).
- iv. Análise de falhas a partir do comparativo entre os perfis térmicos alinhados de referência e os defeituosos, utilizando, como parâmetro indicativo de falha, os valores de delta limiar propostos por Araujo (2023).
- v. Utilização do delta limiar como métrica avaliativa para verificar o impacto das técnicas de alinhamento no processo de diagnóstico térmico do equipamento.

Portanto, busca-se avaliar o impacto das técnicas de alinhamento no sinal, ou seja, verificar qual técnica de alinhamento realiza a tarefa com maior eficácia. Isso inclui garantir que a localização do defeito original permaneça inalterada e que nenhum defeito seja erroneamente introduzido no processo. Para atingir esse propósito, a análise do alinhamento é conduzida utilizando sinais originados de uma mesma fonte que, neste trabalho, trata-se do perfil térmico de um isolador.

Todos os algoritmos empregados neste estudo foram desenvolvidos utilizando a linguagem *Python*. A seguir, são descritas com maiores detalhes as etapas que compõem a metodologia proposta.

4.1. COMPOSIÇÃO DA BASE DE DADOS

Inicialmente, foi elaborada uma base de dados composta por termografias de um isolador saudável modelo Balestro, classe de tensão de 15 kV, conforme ilustrado na Figura 1. Para a coleta das imagens térmicas, utilizou-se o termovisor FLIR T840 com precisão de ± 2 °C ou $\pm 2\%$ da leitura, e uma lente com campo de visão de $14^\circ \times 10^\circ$. A temperatura refletida foi determinada conforme orientações do manual técnico da FLIR (2019), e a emissividade adotada foi de 0,92, valor aproximado para o material constitutivo da coluna isolante de equipamentos elétricos de alta tensão. Na Figura 7, é ilustrado o termovisor.

Figura 7: Termovisor FLIR T840.

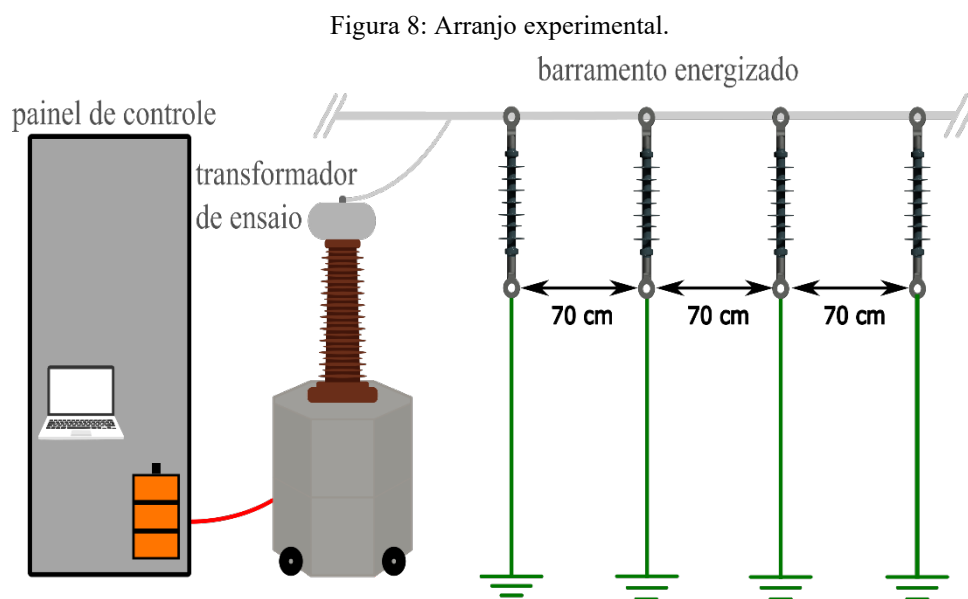


Fonte:(FLIR, 2019).

As termografias foram obtidas no Laboratório de Alta Tensão da Universidade Federal de Sergipe (LAT/UFS), um ambiente controlado e adequado para a realização das medições. Para monitorar as condições ambientais durante as aquisições, como temperatura ambiente e umidade relativa do ar, utilizou-se um termo-higrômetro calibrado, modelo EXBOM FEPRO-MUT50, garantindo maior confiabilidade aos dados coletados.

Dessa forma, os isoladores foram dispostos de forma uniforme, com espaçamento de 70 cm entre eles, e submetidos a níveis de tensão que variaram de 9 a 16 kV, com tempo de estabilização em torno de 30 minutos. Esses valores foram determinados

utilizando o divisor resistivo conectado ao barramento, presente no laboratório. Na Figura 8 é ilustrado o arranjo experimental.



Fonte: autoria própria.

Ademais, as termografias foram aquisitadas utilizando o mesmo ângulo de captura a uma distância de 3 metros do isolador.

Outrossim, utilizando a mesma estrutura, equipamentos e metodologia descrita, foi desenvolvida uma segunda base de dados composta por termografias de isoladores contaminados por poluição natural. Dessa forma, os isoladores foram posicionados na Usina Termoelétrica Porto de Sergipe I (UTPSI), que está situada a 1500 m da costa. A localização estratégica da usina, próxima ao mar, oferece um ambiente propenso à ação de poluentes naturais, como salinidade, umidade e partículas provenientes do mar. Esses fatores contribuem para um cenário de poluição que é frequentemente observado em subestações situadas em regiões costeiras. A exposição a esses elementos é crucial para entender o comportamento dos equipamentos em condições climáticas e ambientais adversas, refletindo a realidade enfrentada por isoladores em subestações localizadas em áreas com alta concentração de salinidade e outros contaminantes típicos de regiões litorâneas.

Ademais, para identificar os isoladores utilizados no estudo, foram atribuídas nomenclaturas específicas: IS1, IS2 e IS3, correspondendo às diferentes amostras analisadas. Já os isoladores em condição limpa são designados por uma nomenclatura

padrão e única, ISO. Essa padronização é fundamental para assegurar clareza na identificação e organizar os dados de forma eficiente ao longo do estudo.

Por fim, conforme os métodos abordados na norma (IEC 60815-1), obteve-se a densidade equivalente de depósito de sal (ESDD, do inglês: *Equivalent Salt Deposit Density*) para cada isolador. Na Tabela 3 é descrito o tempo de exposição, o valor e nível do ESDD.

Tabela 3: Informações de ESDD para os isoladores em situação de poluição natural.

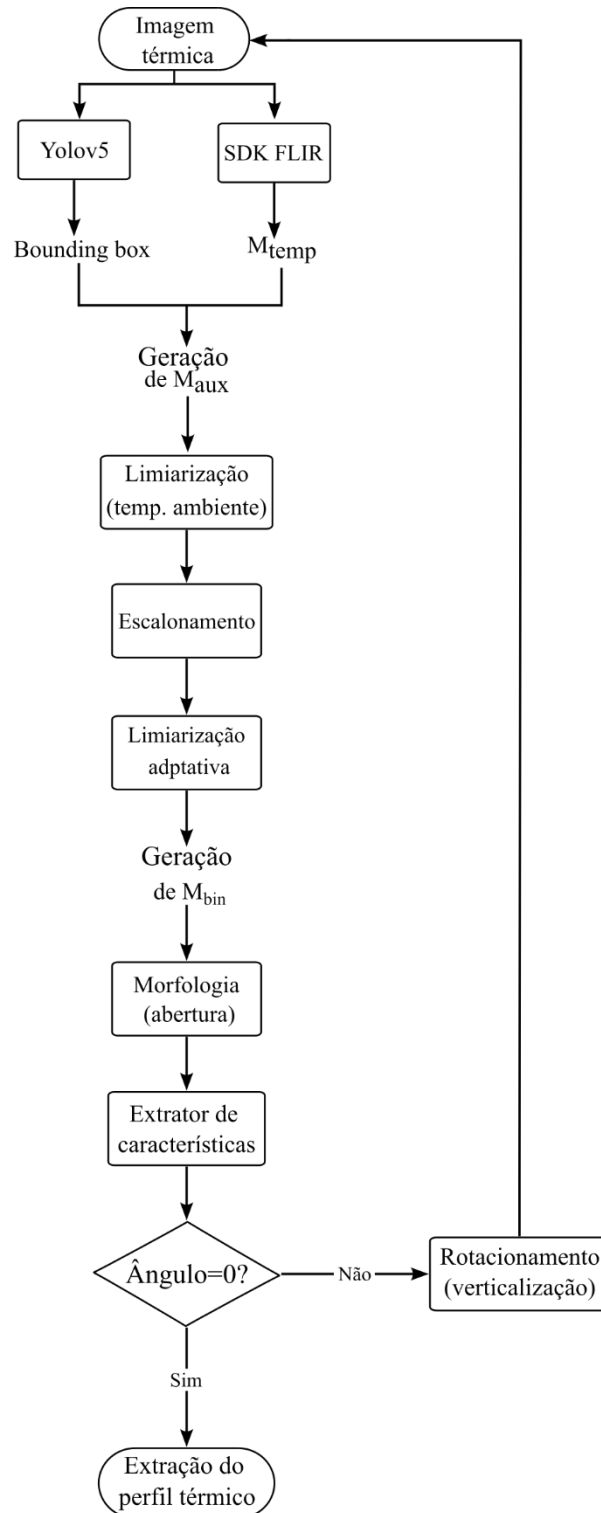
Isoladores	Exposição (dias)	ESDD (mg/cm ²)	Nível de ESDD
0	---		Atmosfera Limpa
1	117	0,41	Contaminação Muito Pesada
2	Indeterminado	0,45	Contaminação Muito Pesada
3	117	0,43	Contaminação Muito Pesada

Fonte: autoria própria.

4.2. EXTRAÇÃO DO PERFIL TÉRMICO

O método proposto não utiliza diretamente a termografia em sua forma original, mas sim a extração de um sinal específico para aplicação na técnica que, neste caso, é o perfil térmico central do equipamento. Para realizar essa extração, é adotado o método descrito por Araujo (2023), que utiliza uma rede neural convolutiva combinada com técnicas de visão computacional. Esse processo permite obter o perfil térmico central a partir da matriz de temperatura gerada pela termografia do equipamento, garantindo precisão e eficiência na identificação do sinal de interesse. Na Figura 9 é ilustrada a metodologia proposta por Araujo (2023) para extração do perfil térmico.

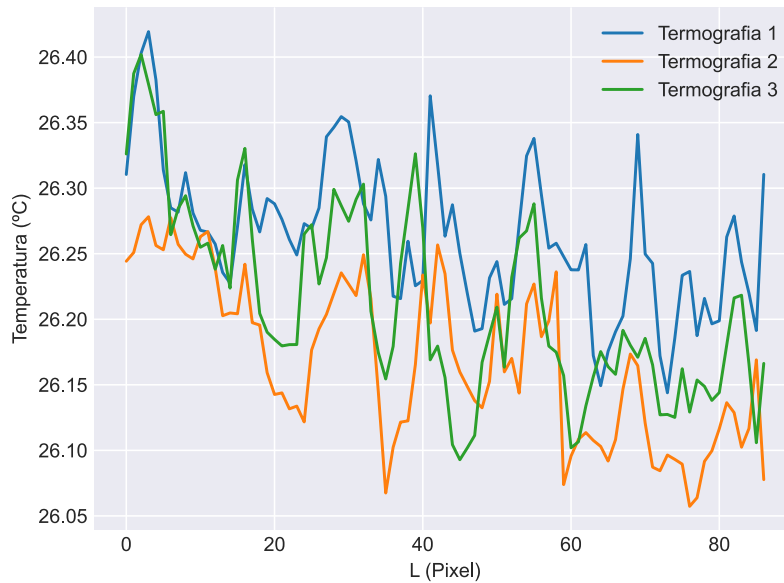
Figura 9: Metodologia para extração do perfil térmico proposta por (ARAUJO, 2023).



Fonte: (ARAUJO, 2023).

A partir disso, na Figura 10, são apresentados perfis térmicos de isoladores limpo de um mesmo dia.

Figura 10: Perfis térmicos de um isolador limpo.



Fonte: autoria própria.

Como ilustrado na Figura 10, mesmo ao realizar a termografia de um equipamento no mesmo horário e ângulo, surgem diferenças sutis que podem impactar a análise, como defasagens nos sinais ou variações na amplitude devido a erros intrínsecos do termovisor. Assim, a aplicação de técnicas de alinhamento ao perfil térmico é essencial, já que ele é uma fonte de sinal suscetível a ruídos inerentes ao processo de captura das termografias.

4.3. DTW TRADICIONAL (DTWT)

Devido às sutis diferenças nos perfis térmicos, como comprimento, defasagem e amplitude, torna-se necessária a aplicação de técnicas de alinhamento de sinais. Nesse contexto, é apresentado o algoritmo DTW em sua forma tradicional.

Além disso, devido às variações de amplitude entre os sinais, é realizada uma etapa de normalização, uma vez que o método permite apenas distorções relacionadas ao tempo no processo de alinhamento. Para este trabalho, foi utilizada a normalização *Z-Score* (YANG, ZHANG, *et al.*, 2019), cuja equação é definida como:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}, \quad (37)$$

em que, x representa o sinal a ser normalizado, μ a média do sinal e σ o seu desvio padrão.

Para aplicação neste trabalho, é utilizado o algoritmo descrito por Müller (2007) e Senin (2008), cujas equações fundamentais são apresentadas em (3) a (6).

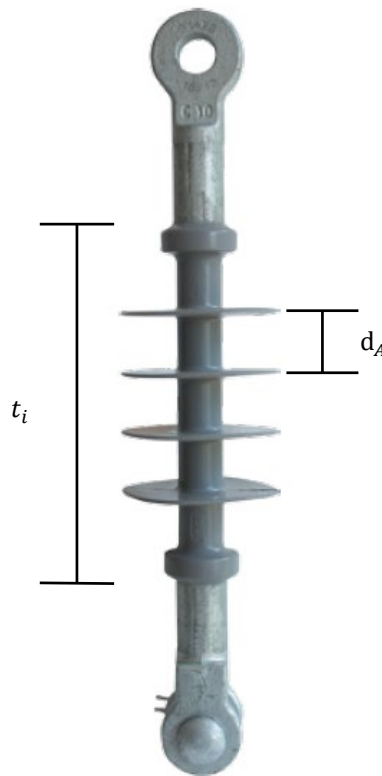
4.4. DTW COM RESTRIÇÃO (DTWR)

Para aprimorar o custo computacional e otimizar o alinhamento sob o critério da métrica delta limiar proposta por Araujo (2023), são aplicadas restrições e modificações ao algoritmo. Neste trabalho, é utilizada a largura de banda de Sakoe-Chiba modificada (PALIWAL, AGARWAL e SINHA, 1982). Essa modificação introduz uma diferença sutil em relação à restrição original: enquanto a janela de Sakoe-Chiba tradicional se baseia na diferença absoluta entre os índices da matriz de custo, a versão modificada ajusta dinamicamente um dos índices para uma melhor adaptação ao alinhamento desejado. As equações que descrevem essa modificação estão apresentadas em (7) e (8).

4.4.1. DTW COM RESTRIÇÃO POR GEOMETRIA (DTWRG)

Neste trabalho, a definição da janela (r) é baseada na geometria do isolador, que constitui o objeto de estudo. Isso significa que a relação entre o tamanho do sinal (t_s) e as características construtivas do isolador serão consideradas, levando em conta a distância entre as aletas (d_A) e o comprimento total do material isolante (t_i). Essas distâncias estão ilustradas na Figura 11, destacando os parâmetros geométricos essenciais para o método.

Figura 11: Parâmetros geométricos do isolador.



Fonte: Adaptado de (BALESTRO, 2024).

A escolha dessa abordagem se justifica pelo fato de o sinal térmico refletir diretamente a forma construtiva do isolador, em que os picos de temperatura são localizados nas aletas. Assim, para garantir uma análise eficaz, a janela deve atender a seguinte equação:

$$r = \frac{t_s \times d_A}{t_i} \quad (38)$$

Além disso, conforme (38), as características geométricas do isolador são essenciais para a definição da janela de restrição. Para isso, foram realizadas medições do isolador, resultando nas seguintes dimensões:

$d_A = 45,3$ mm (distância entre as aletas),
 $t_i = 137$ mm (comprimento total do isolador).

Essas medidas são fundamentais para estabelecer as restrições geométricas no processo de alinhamento, garantindo que a janela seja configurada de maneira a respeitar a estrutura física do isolador e otimizar o alinhamento dos sinais térmicos.

4.4.2. DTW COM RESTRIÇÃO PROPOSTA POR ARAUJO (2023) (DTWRA)

Ademais, é abordada também a janela de restrição proposta por Araujo (2023), que define o tamanho da janela com base nas características do sinal. Nesse caso, a janela é determinada pelo dobro da maior distância entre picos do sinal, permitindo uma adaptação dinâmica da restrição às variações do perfil térmico. Esse método contribui para um alinhamento mais preciso em comparação ao DTWT, ao considerar as propriedades específicas de cada sinal térmico analisado. Além disso, é particularmente útil em situações nas quais não se dispõe das características físicas do equipamento monitorado, tornando-se uma abordagem flexível e eficaz.

4.5. DTW ESTOCÁSTICO (DTWE)

Uma vez obtido o Modelo Oculto de Markov, representado pela matriz de transição, a matriz de emissão de estados e o vetor de probabilidade inicial, é possível calcular a verossimilhança associada à emissão de um sinal y , dado um sinal x , utilizando o algoritmo *Forward*, descrito nas equações (19)-(21). Essa verossimilhança serve como uma medida de similaridade entre os sinais analisados. Contudo, como o algoritmo opera no domínio logarítmico, o valor resultante será interpretado como uma medida de dissimilaridade entre os sinais.

Posteriormente, o algoritmo de *Viterbi*, descrito nas equações (24)-(30) é aplicado para encontrar a sequência ótima de estados correspondente a uma sequência de observações. Essa sequência, frequentemente chamada de caminho ótimo, representa a melhor correspondência entre os dois sinais analisados.

Além disso, conforme (34), o valor do desvio padrão (σ) é uma escolha arbitrária no algoritmo, mas exerce um impacto direto na distorção do sinal durante o alinhamento. Assim, com base em análises empíricas, foi adotado o valor de 0,6 para o desvio padrão, buscando um equilíbrio entre precisão e preservação das características dos sinais.

4.6. DELTA LIMIAR

Neste estudo, a avaliação das técnicas de alinhamento é fundamentada na metodologia de delta limiar, conforme descrita por Araujo (2023). Essa metodologia avalia a localização do defeito com base na variação percentual entre os sinais alinhados (referência e monitorado). Ademais, foi realizada uma análise prévia das termografias para a inferência inicial da localização do defeito, utilizando informações visuais.

Assim, uma análise cruzada é conduzida entre o diagnóstico visual obtido pelas termografias e os resultados da metodologia delta limiar. Esse procedimento permite verificar se o alinhamento introduziu distorções capazes de alterar a localização do defeito ou, ainda, identificar a ocorrência de falsos positivos, caracterizados pelo diagnóstico de um defeito inexistente. Essa abordagem busca assegurar a confiabilidade das técnicas de alinhamento utilizadas no estudo. A análise por delta limiar pode ser sintetizada a partir das equações (39) e (40) (ARAÚJO, 2023):

$$\Delta T_{limiar} = \frac{\Delta T_{sinais}(i)}{sinal_{refer\hat{e}ncia}(i)} \cdot 100\% \quad (39)$$

$$\Delta T_{sinais}(i) = sinal_{analisado}(i) - sinal_{refer\hat{e}ncia}(i) \quad (40)$$

Ademais, conforme descrito por Araujo (2023), é fundamental aplicar regras qualitativas para a análise da integridade de equipamentos elétricos utilizando o parâmetro delta limiar. Assim, a Tabela 4 apresenta as condições do equipamento com base nos valores do delta limiar.

Tabela 4: Condições qualitativas de avaliação.

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

Fonte: (ARAÚJO, 2023)

Por fim, para avaliar a criticidade do alinhamento com base na técnica delta limiar, torna-se necessário quantificar a distorção e inserção de valores que são inconsistentes para a realidade do fenômeno.

Logo, para a fixação de valores (platô), a quantificação é simples, ou seja, determinar quantos *pixels* foram inseridos que não fazem parte do sinal original.

No entanto, para a distorção é necessário a definição de uma métrica sintetizada nas equações:

$$x = \frac{d_x}{L_x}, \quad (41)$$

$$y = \frac{d_y}{L_y}, \quad (42)$$

$$\text{distorção} = \left| \frac{y - x}{x} \right| * 100, \quad (43)$$

em que, x representa a proporção distância e comprimento para o sinal original, e y a proporção distância e comprimento para o sinal após o alinhamento.

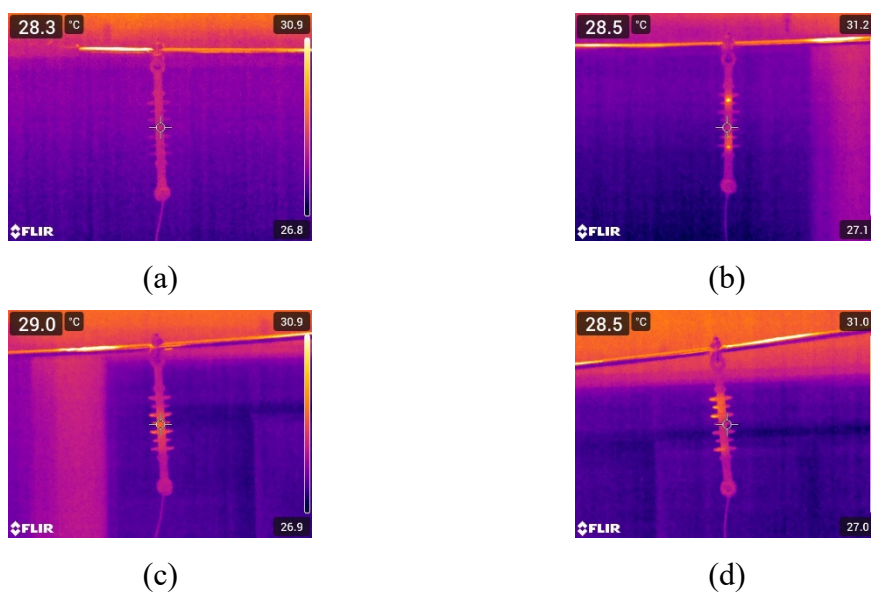
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, são apresentados e discutidos os resultados obtidos com as técnicas de alinhamento aplicadas aos perfis térmicos de isoladores. Além disso, é realizada uma comparação abrangente entre as abordagens empregadas, incluindo o DTWT, o DTW estocástico (DTWE) e o DTW com restrição (DTWR), utilizando tanto a janela por geometria (DTWRG) quanto a descrita por Araujo (2023) (DTWRA). Ademais, são analisados os resultados de delta limiar, que foi aplicada para avaliar a eficácia das técnicas de alinhamento.

Inicialmente, criou-se a base de dados com termografias de isoladores em condições distintas de tensão, poluição, temperatura e umidade.

Na Figura 12, são apresentadas as termografias dos isoladores em situação de poluição natural.

Figura 12: Termografias de isolador. (a) IS0; (b) IS1; (c) IS2; (d) IS3.

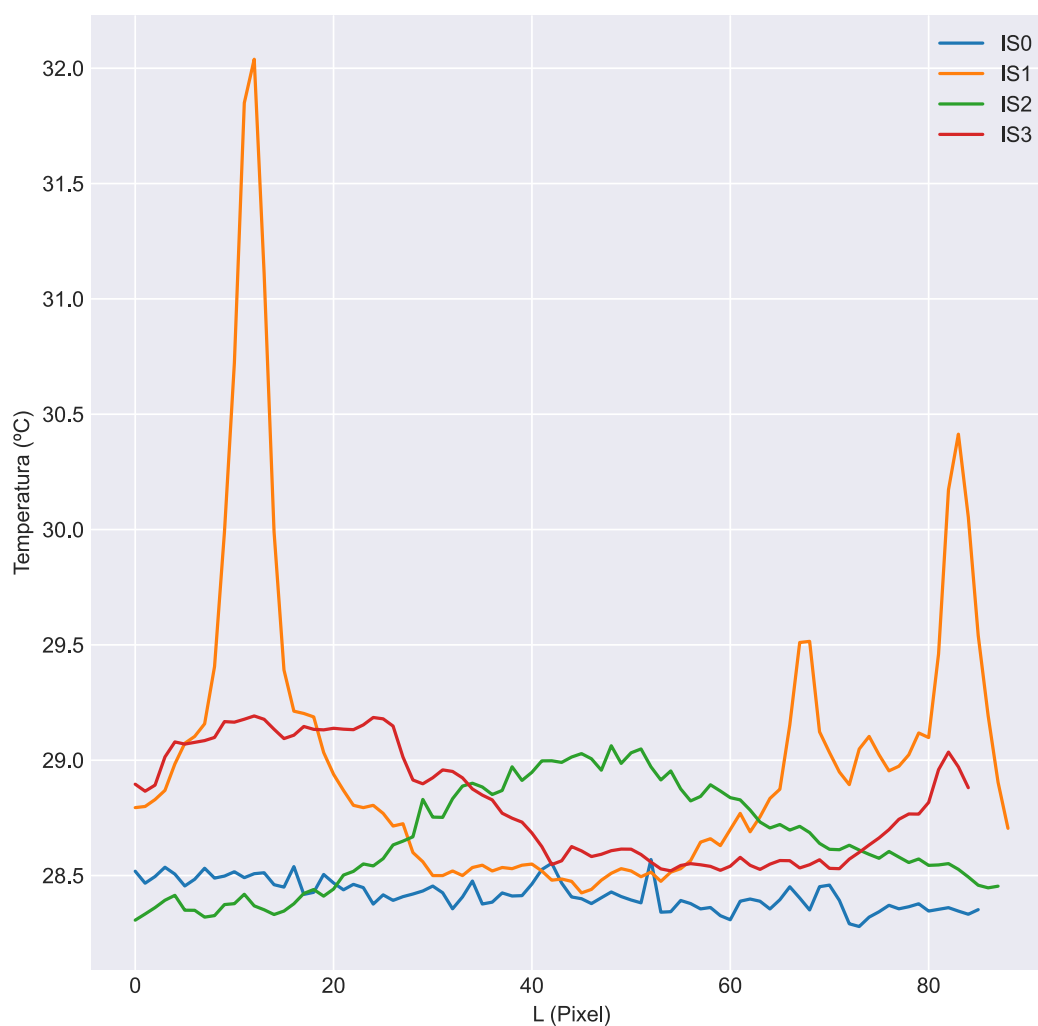


Fonte: autoria própria.

Dessa forma, a partir de uma análise visual das termografias, são evidenciadas as características térmicas observadas em cada condição, ou seja, as regiões do isolador com maior depósito de poluição apresentam maiores temperaturas. Em seguida, os perfis térmicos são extraídos das termografias a partir da metodologia descrita por Araujo (2023).

Na Figura 13, são ilustrados os perfis térmicos associados às condições de poluição natural para cada isolador analisado. Esses perfis representam as variações de temperatura ao longo da superfície dos isoladores, permitindo identificar regiões específicas de aquecimento. Além disso, verifica-se que os perfis térmicos estão alinhados com os resultados da análise visual da termografia, evidenciando a precisão da técnica utilizada. Os pontos quentes, que indicam possíveis áreas de maior concentração de poluição ou desgaste, são representados de maneira clara e consistente no gráfico, facilitando a interpretação e a análise das condições dos isoladores.

Figura 13: Perfis térmicos poluição natural.



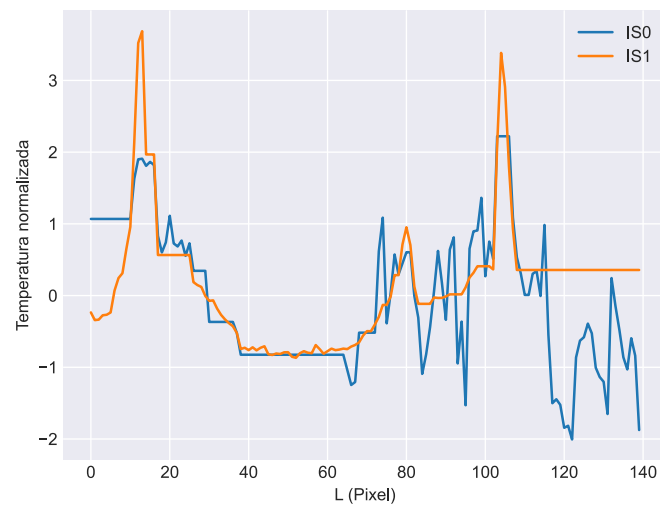
Fonte: autoria própria.

5.1. DTW TRADICIONAL (DTWT)

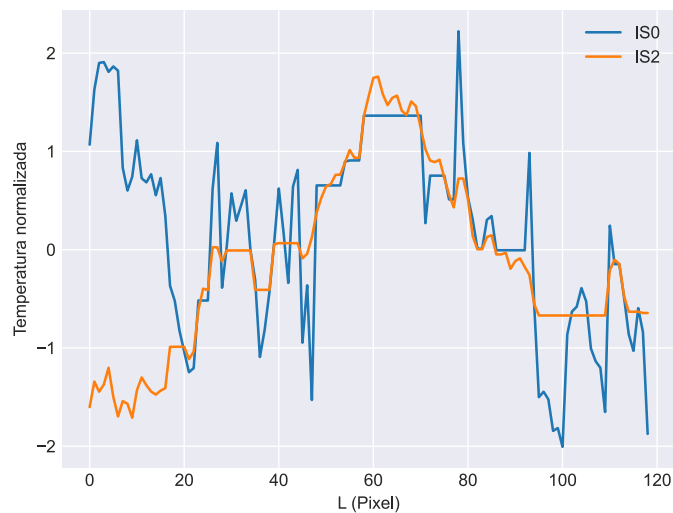
Nesta seção, são apresentados os resultados do processamento do alinhamento dos perfis térmicos utilizando o método DTWT.

Na Figura 14, são ilustrados os alinhamentos dos sinais IS0, IS1, IS2 e IS3, respectivamente, os quais foram previamente normalizados conforme a equação (37), garantindo a comparabilidade entre os perfis térmicos analisados.

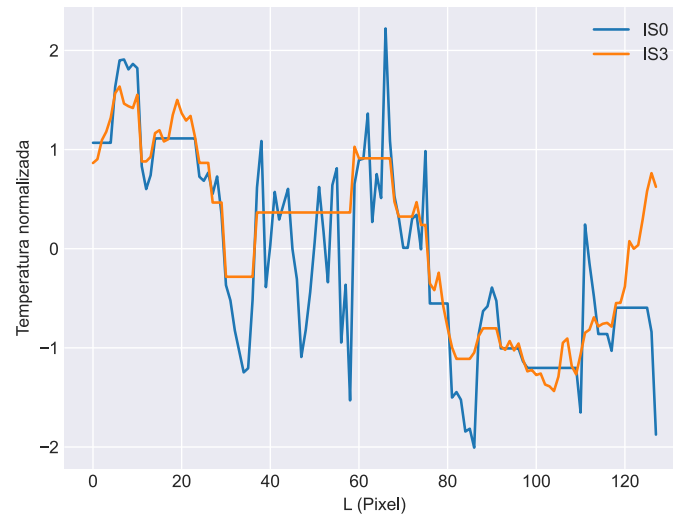
Figura 14: Alinhamento utilizando o DTW tradicional.
(a) IS0 e IS1; (b) IS0 e IS2; (c) IS0 e IS3.



(a)



(b)



(c)

Fonte: autoria própria.

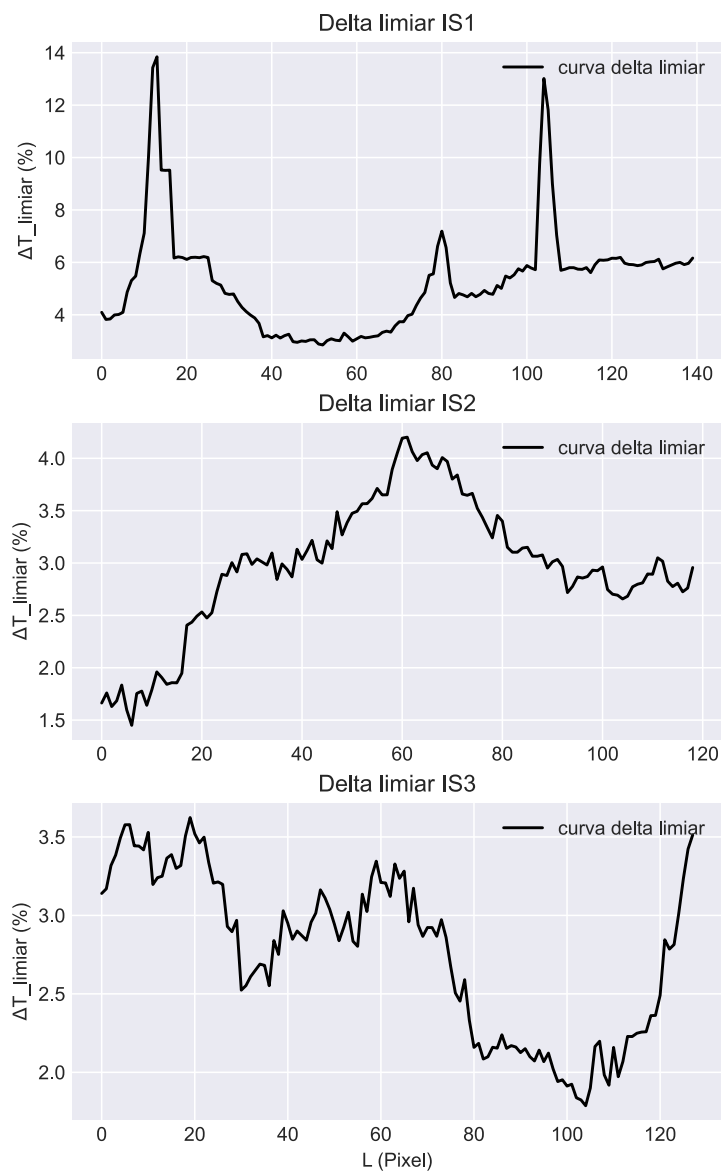
A partir da Figura 14, observa-se que são introduzidas distorções significativas nos sinais alinhados em comparação com os sinais originais apresentados na Figura 13. Por exemplo, na Figura 14 (a) entre os *pixels* 110 e 140, ocorreram correspondências irregulares que fixaram o sinal em um nível incompatível com o estado real do equipamento. Além disso, os picos de temperatura originalmente localizados no final do sinal foram deslocados para próximo ao meio.

De forma análoga, na Figura 14 (b), são introduzidas distorções nos sinais alinhados, com correspondências incoerentes que fixaram o sinal em níveis inadequados. Além disso, a elevação de temperatura, que originalmente era suave, tornou-se abrupta e passou a ocorrer muito próximo à região inicial do isolador.

De maneira similar, na Figura 14 (c), são inseridas distorções com correspondências incoerentes. Ademais, a redução de temperatura que originalmente ocorria no meio do isolador foi deslocada levemente para direita.

Por fim, é avaliado o alinhamento utilizando a métrica delta limiar para localização de defeitos. Na Figura 15 são ilustradas as curvas delta limiar para cada situação de alinhamento apresentadas anteriormente.

Figura 15: Análise delta limiar para os alinhamentos por DTW tradicional.



Fonte: autoria própria.

Conforme ilustrado na Figura 15, a análise para o isolador IS1 sofreu distorções significativas, resultando em interpretações equivocadas para o monitoramento. Observando a curva delta limiar, é evidente que o defeito foi identificado no início e próximo ao meio do isolador, levando a um diagnóstico incoerente, já que o defeito real está localizado no início e no final do isolamento. Além disso, conforme destacado na Tabela 4, trata-se de uma situação de emergência, o que torna ainda mais crítica uma análise incorreta em um cenário tão delicado.

No caso de IS2 e IS3, embora não apresentem alta criticidade de acordo com a Tabela 4, é importante ressaltar que as distorções comprometem a análise térmica. Em

IS2, por exemplo, ocorre uma elevação abrupta de temperatura no início, enquanto em IS3 há um resfriamento abrupto em uma região inconsistente. Esses erros podem prejudicar na identificação precisa das anomalias térmicas e impactar na avaliação de criticidade do estado operacional do equipamento, interferindo nos processos de tomada de decisão, o que pode resultar, inclusive, na falha do equipamento diante da ausência de manutenção ou intervenção tardia.

5.2. DTW COM RESTRIÇÃO (DTWR)

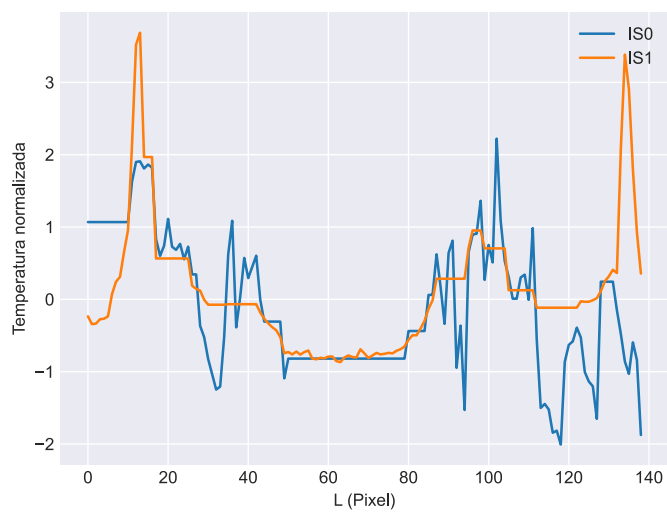
Nesta seção, são apresentados os resultados obtidos com a aplicação do DTW considerando duas abordagens restritivas distintas. A primeira utiliza a restrição proposta neste trabalho (DTWRG), enquanto a segunda emprega a restrição proposta por Araujo (2023) (DTWRA). Ambas as metodologias são avaliadas quanto à sua eficácia em promover o alinhamento ótimo sob a condição da técnica delta limiar, descrita na equação (39). Os resultados destacam as diferenças no desempenho e a adequação de cada abordagem aos cenários analisados.

5.2.1. DTW COM RESTRIÇÃO POR GEOMETRIA (DTWRG)

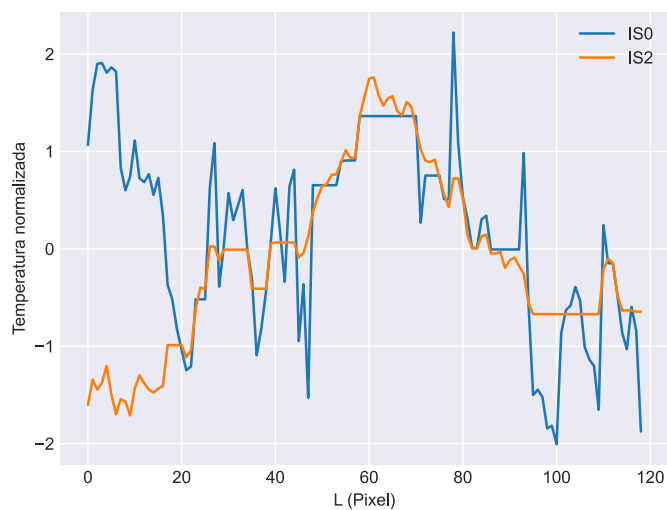
Neste tópico, são apresentados os resultados do alinhamento aplicando o método DTW com a restrição proposta na equação (38).

Na Figura 16 são apresentados os alinhamentos dos sinais IS0, IS1, IS2 e IS3, respectivamente, utilizando a janela de restrição proposta neste trabalho, com todos os sinais previamente normalizados conforme a equação (37).

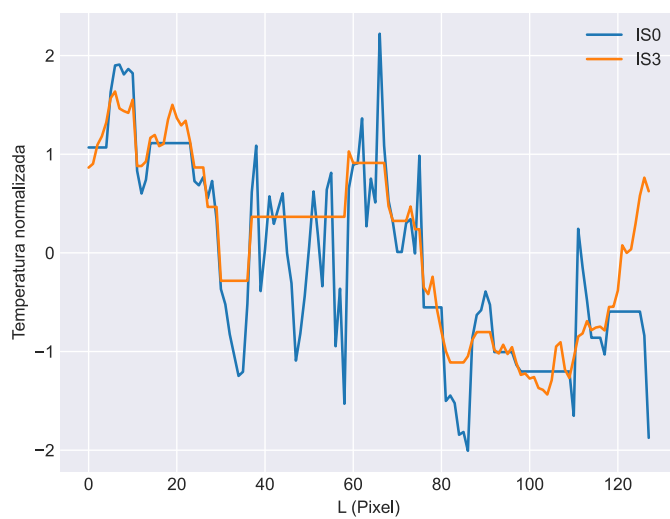
Figura 16: Alinhamento utilizando o DTW com a restrição por geometria.
(a) IS0 e IS1; (b) IS0 e IS2; (c) IS0 e IS3.



(a)



(b)



(c)

Fonte: autoria própria.

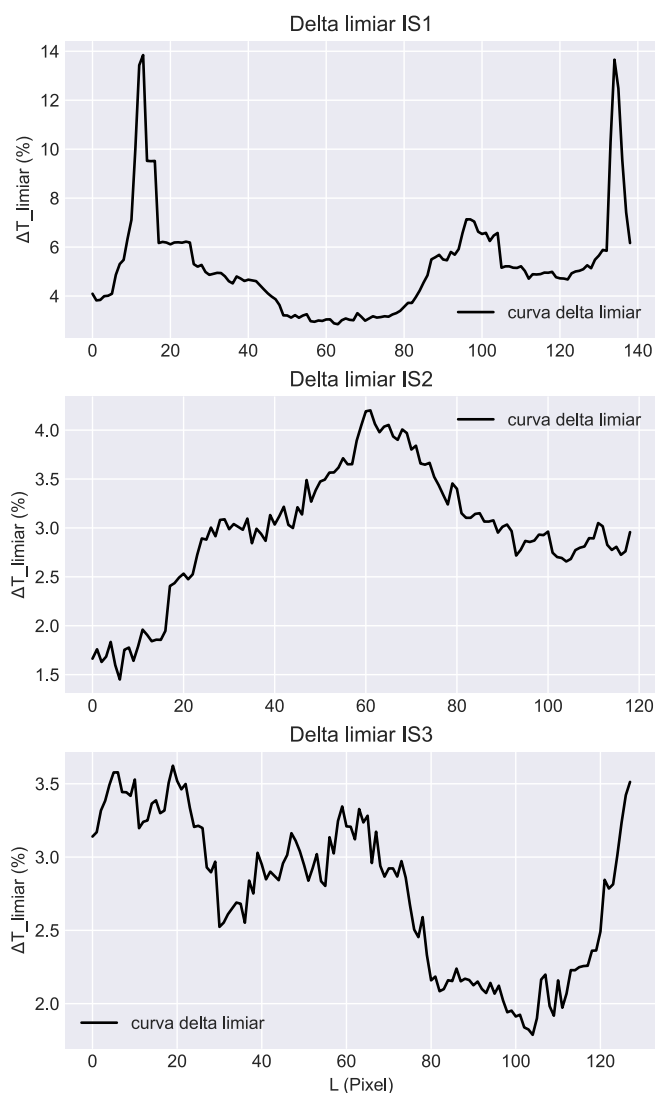
A partir da Figura 16, observa-se que o alinhamento proporcionado pelo DTWRG é mais consistente em comparação ao DTWT. No entanto, foi verificado na Figura 16 (a) a existência de distorções sutis que ocasionam o deslocamento do pico de temperatura, em torno do *pixel* 100, para a esquerda. De modo geral, esse deslocamento não é crítico, demonstrando que o algoritmo cumpre adequadamente seu papel para essa situação.

De maneira análoga, na Figura 16 (b), são introduzidas distorções, no entanto, estas não são significativas a ponto de alterar o comportamento do fenômeno relacionado ao defeito original. Observa-se, assim, a fixação de valores horizontais concentrados aproximadamente entre os *pixels* 20 a 40 e 100 a 110. Essa distorção, contudo, pode eventualmente levar à inserção de novos defeitos inexistentes no equipamento, o que demanda atenção durante a análise.

Conforme ilustrado na Figura 16 (c), apresenta-se um comportamento similar ao DTWT, distorcendo o sinal e deslocando a incidência do defeito. Dessa forma, o declive de temperatura, que originalmente ocorre antes da região central do equipamento, foi deslocado para a direita devido à distorção gerada pelo alinhamento, impactando negativamente na análise da criticidade do defeito conforme descrito para o DTWT.

Por fim, é avaliado o alinhamento utilizando a métrica delta limiar para localização de defeitos. Na Figura 17 são ilustradas as curvas delta limiar para o DTW com a restrição proposta (DTWRG)

Figura 17: Análise delta limiar para os alinhamentos por DTW com a restrição por geometria.



Fonte: autoria própria.

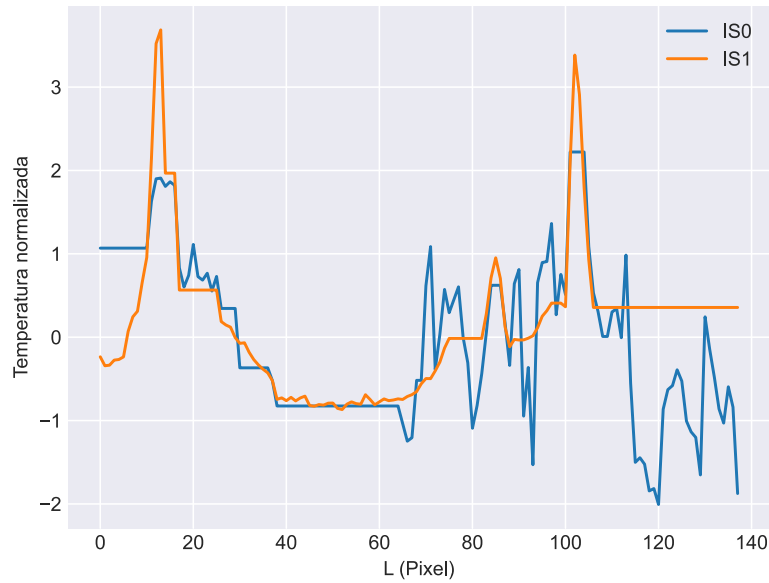
Conforme ilustrado na Figura 17, há leves distorções que ocasionam a translação do defeito no equipamento. Por exemplo, para o isolador IS1, o pico de temperatura em torno do pixel 100 foi levemente deslocado para a esquerda, levando à inferência errônea de um defeito próximo à região central. Ademais, para o IS2, não houve distorções significativas, exceto pela inserção de um degrau localizado entre os pixels 20 e 40.

Por fim, para o isolador IS3, o declive de temperatura foi deslocado para a direita, aumentando a extensão da intensidade do defeito, o que não reflete a realidade operacional do equipamento, conforme a termografia ilustrada na Figura 12 (d).

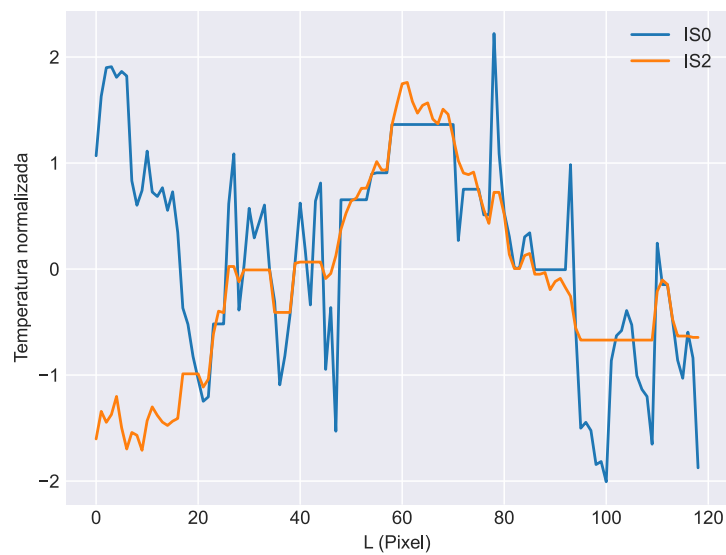
5.2.2. DTW COM RESTRIÇÃO PROPOSTA POR ARAUJO (2023) (DTWRA)

Na Figura 18, são apresentados os alinhamentos dos sinais IS0, IS1, IS2 e IS3, respectivamente, utilizando a janela de restrição proposta por Araujo (2023), com todos os sinais previamente normalizados conforme a equação (37).

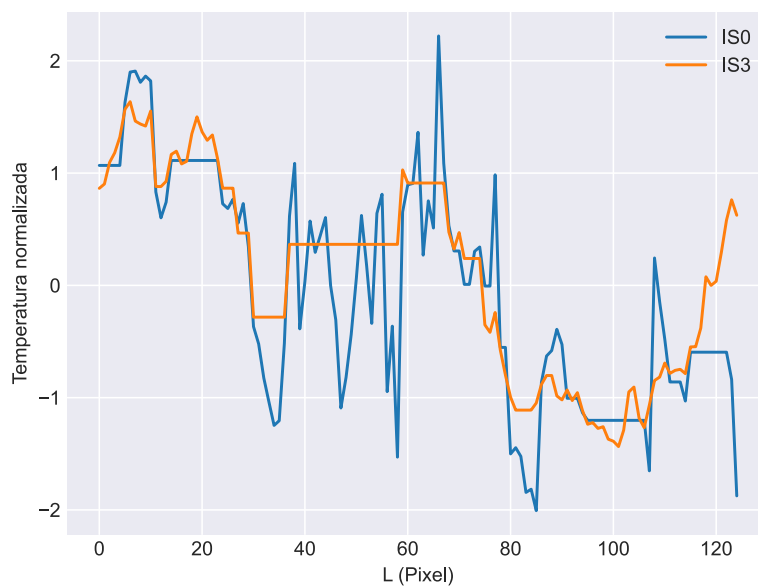
Figura 18: Alinhamento utilizando o DTW com a restrição proposta por Araujo (2023).
(a) IS0 e IS1; (b) IS0 e IS2; (c) IS0 e IS3.



(a)



(b)



(c)

Fonte: autoria própria.

Conforme ilustrado na Figura 18, observa-se que o algoritmo DTWRA apresenta um comportamento similar ao DTWT. Para a Figura 18.(a), por exemplo, as distorções deslocam os defeitos originalmente localizados no início para a região central do equipamento. Além disso, a fixação horizontal no final pode resultar na inserção de um defeito inexistente.

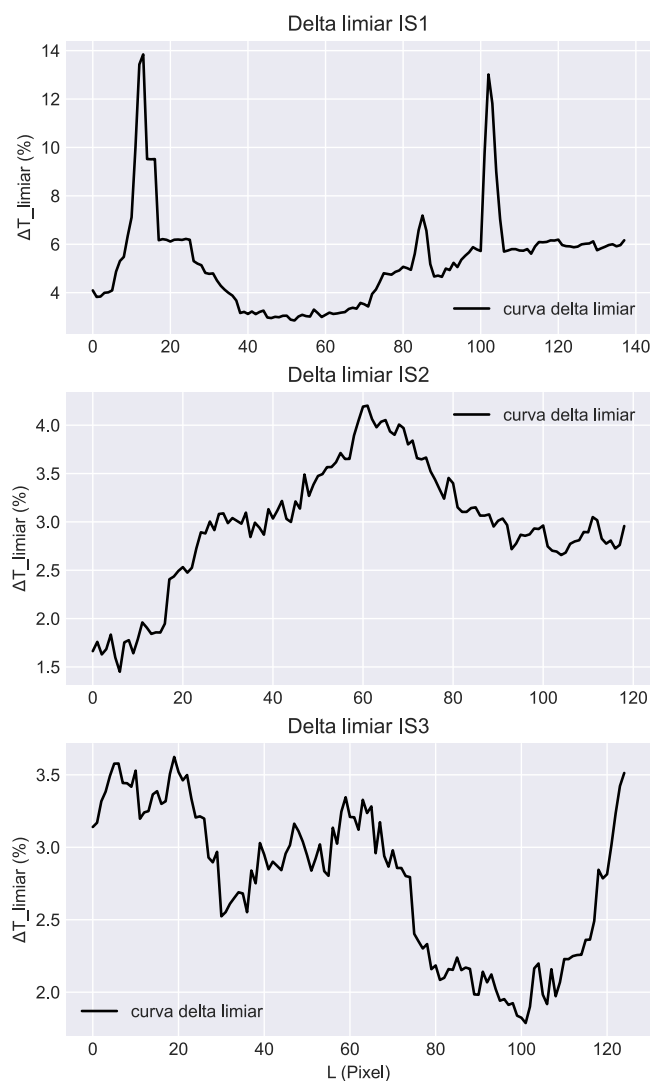
Além disso, na Figura 18 (b), são inseridas distorções que não são significativas para a classificação da integridade do equipamento. Contudo, as fixações horizontais no sinal podem ocasionar a inserção de potenciais defeitos incoerentes.

Ademais, na Figura 18 (c), são introduzidas distorções significativas que impactam na classificação da criticidade do equipamento. Como resultado, o declive de temperatura foi deslocado para a direita, alterando a localização do defeito. Além disso, a fixação de valores horizontais pode gerar a inserção de defeitos inconsistentes para a análise.

Ressalta-se que a janela proposta por Araujo (2023) foi empregada para sinais interpolados, apresentando resultados satisfatórios nas análises. No entanto, em situações práticas, o ideal é processar o sinal sem modificações preliminares, uma vez que o processamento de sinais interpolados pode se tornar computacionalmente custoso. Nesse contexto, em uma subestação com inúmeros equipamentos a serem monitorados, surge a

necessidade de um *software* otimizado, capaz de realizar o processamento de forma rápida e fornecer resultados com precisão e fidelidade.

Figura 19: Análise delta limiar para os alinhamentos por DTW com a restrição proposta por Araujo (2023).



Fonte autoria própria.

A partir da Figura 19, observa-se que a janela de restrição proposta por Araujo (2023) demonstrou não ser eficiente nessa situação, pois distorceu o sinal de maneira significativa, de forma similar ao DTWT. Por exemplo, para o IS1, o defeito localizado no final do equipamento foi deslocado para a região central, resultando em uma análise errônea. Ademais, para o IS2, não houve grandes distorções, proporcionando uma análise coerente.

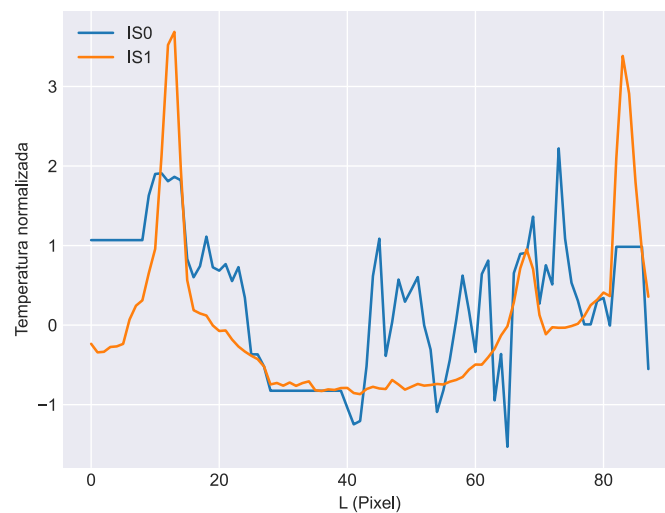
Por fim, para o isolador IS3, ocorreu uma extensão do defeito devido ao deslocamento do declive de temperatura para a direita, fixando os valores anteriores em um nível elevado de temperatura, gerando um falso positivo na região inicial.

5.3. DTW ESTOCÁSTICO (DTWE)

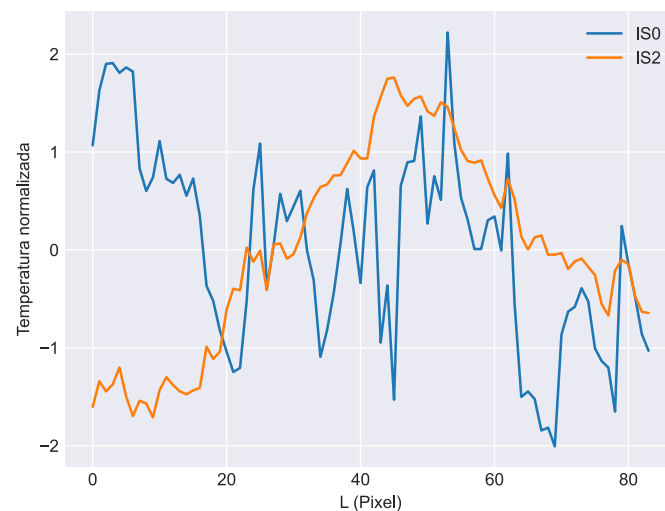
Neste tópico, são apresentados os resultados do processo de alinhamento aplicando o método DTWE.

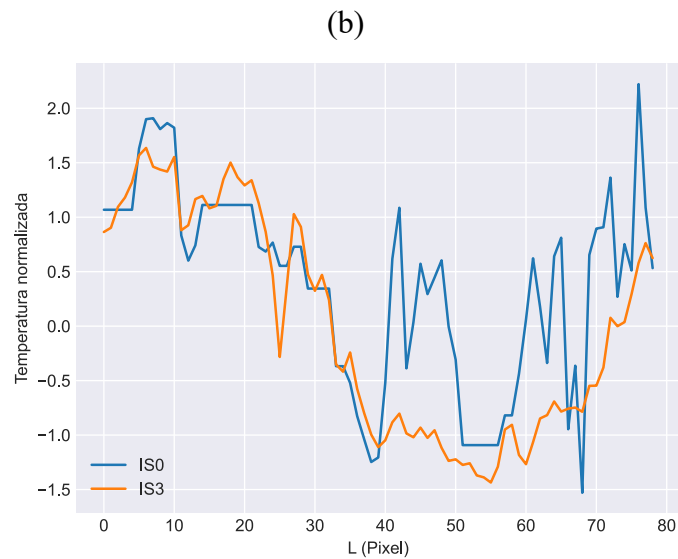
Na Figura 20, são ilustrados os alinhamentos dos sinais IS0, IS1, IS2 e IS3, respectivamente, os quais foram previamente normalizados conforme a equação (37), garantindo a comparabilidade entre os perfis térmicos analisados.

Figura 20: Alinhamento DTW estocástico.
(a) IS0 e IS1; (b) IS0 e IS2; (c) IS0 e IS3.



(a)





Fonte: autoria própria.

Na Figura 20, observa-se que o algoritmo DTWE produziu um alinhamento mais coerente em comparação ao DTWT. Por exemplo, foram introduzidas poucas distorções no processo de alinhamento, permitindo a preservação da localização e da intensidade das anomalias térmicas. Para a Figura 20 (a), por exemplo, os picos de temperatura permanecem no início e no final do equipamento após o alinhamento, embora sejam observadas leves defasagens, como no pico de temperatura inicial.

De maneira análoga, na Figura 20 (b), não são introduzidas distorções significativas, preservando as características do defeito. Por exemplo, a elevação suave da temperatura após o *pixel* 20 foi mantida, assim como a fidelidade na localização do pico de temperatura após o *pixel* 40.

De maneira similar, na Figura 20 (c), é proporcionado um alinhamento coerente, com poucas distorções, preservando as características do fenômeno. Por exemplo, o declive de temperatura pouco antes da metade do equipamento e o aumento de temperatura na região final foram mantidos.

Portanto, embora existam distorções nos sinais alinhados, estas são menos impactantes quando comparadas às geradas pelo algoritmo DTWT. Esse resultado sugere que o DTWE oferece uma melhoria na preservação das características essenciais dos perfis térmicos durante o alinhamento.

Essa constatação pode ser verificada ao avaliar o alinhamento utilizando a métrica delta limiar para localização de defeitos. Na Figura 21 são ilustradas as curvas delta limiar para cada situação de alinhamento apresentadas anteriormente.

Figura 21: Análise delta limiar para os alinhamentos por DTW estocástico.



Fonte: autoria própria.

Conforme ilustrado na Figura 21, embora existam leves distorções e defasagens, o alinhamento não altera a criticidade e a localização dos defeitos, como ocorre no DTW tradicional. Dessa forma, para o IS1, os pontos críticos permanecem no início e no final do equipamento, o que está em conformidade com a termografia apresentada na Figura 12. Ademais, para o IS2 e o IS3, embora não representem situações críticas em termos operacionais, o bom alinhamento indica as localizações ideais de possíveis inícios de defeitos: próximo ao meio do equipamento, no caso do IS2, e no início e no final, no caso do IS3, o que pode auxiliar no processo de tomada de decisão no caso de intervenções para inspeção das potenciais zonas de defeito.

5.4. ANÁLISE COMPARATIVA DAS CURVAS DELTA

LIMIAR

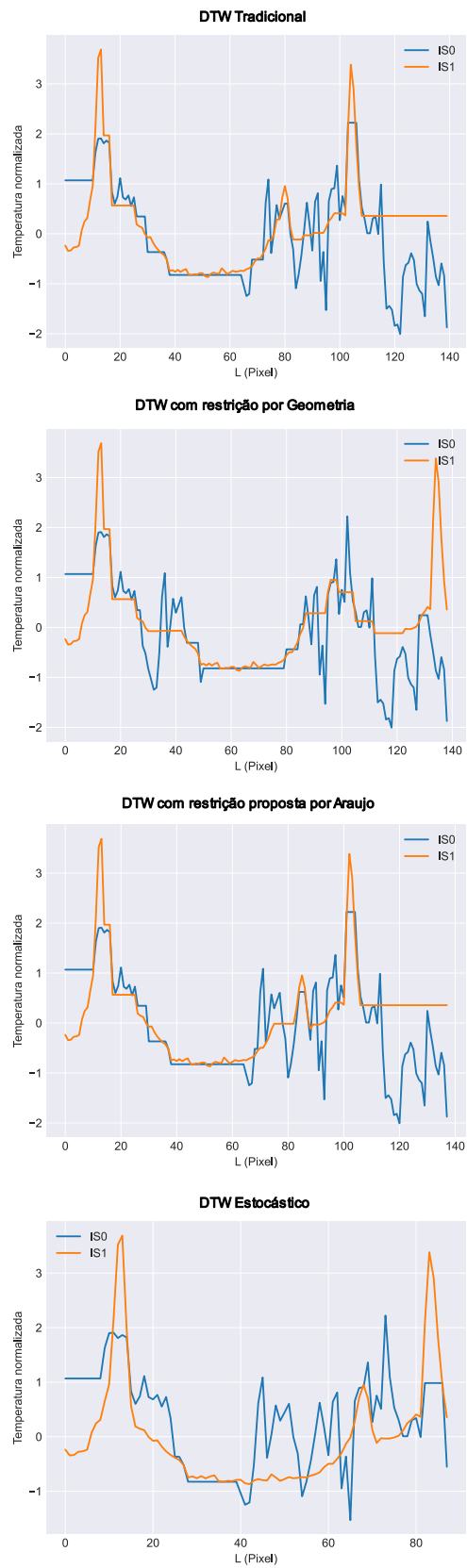
Nesta seção, é apresentada uma análise quantitativa das curvas de delta limiar de cada isolador, considerando os algoritmos de alinhamento discutidos neste trabalho.

Destaca-se que, do ponto de vista da amplitude, não ocorrem variações significativas devido ao fato de o sinal de referência representar um perfil térmico de um isolador limpo, ou seja, um valor essencialmente fixo. Conforme ilustrado na Figura 13, observa-se que a temperatura do isolador de referência permanece em torno de 28,5 °C ao longo de todo o sinal. Dessa forma, para a análise do delta limiar, todo o sinal monitorado é subtraído de um mesmo valor, com pequenas variações.

Portanto, a avaliação da criticidade do alinhamento concentra-se na distorção introduzida após o alinhamento, ou seja, na quantificação do deslocamento e da adição de valores fixados.

A partir da Figura 13, podem-se obter as características do sinal original, que refletem a fidelidade em relação à termografia. Assim, para o isolador IS1, observa-se que a distância entre os dois últimos picos de temperatura é de aproximadamente 10 *pixels*, considerando um sinal com comprimento total de 87 *pixels*. Na Figura 22, são apresentadas as curvas de delta limiar do isolador IS1 para cada técnica de alinhamento abordada neste trabalho.

Figura 22: Curvas delta limiar para o isolador IS1.



Fonte: autoria própria.

Conforme ilustrado na Figura 22, para o algoritmo DTWT, a distância entre os dois últimos picos de temperatura é de 25 *pixels* em um sinal com tamanho de 140 *pixels*. Ademais, ocorre a fixação de valores a partir do *pixel* 105 até o final do sinal. Dessa forma, são introduzidos 35 valores que não correspondem ao fenômeno, além de uma separação ampliada entre os últimos picos. Ou seja, a distância entre os pontos quentes foi alongada, distorcendo a localização do defeito e introduzindo indícios de anomalias térmicas incoerentes devido aos valores fixados.

Por outro lado, para o DTWRG, a distância entre os picos é de 41 *pixels* em um sinal com o mesmo tamanho. Neste caso, não ocorre a fixação de valores; contudo, a distância entre os picos foi significativamente distorcida, afastando os pontos de defeitos e comprometendo a localização precisa do problema.

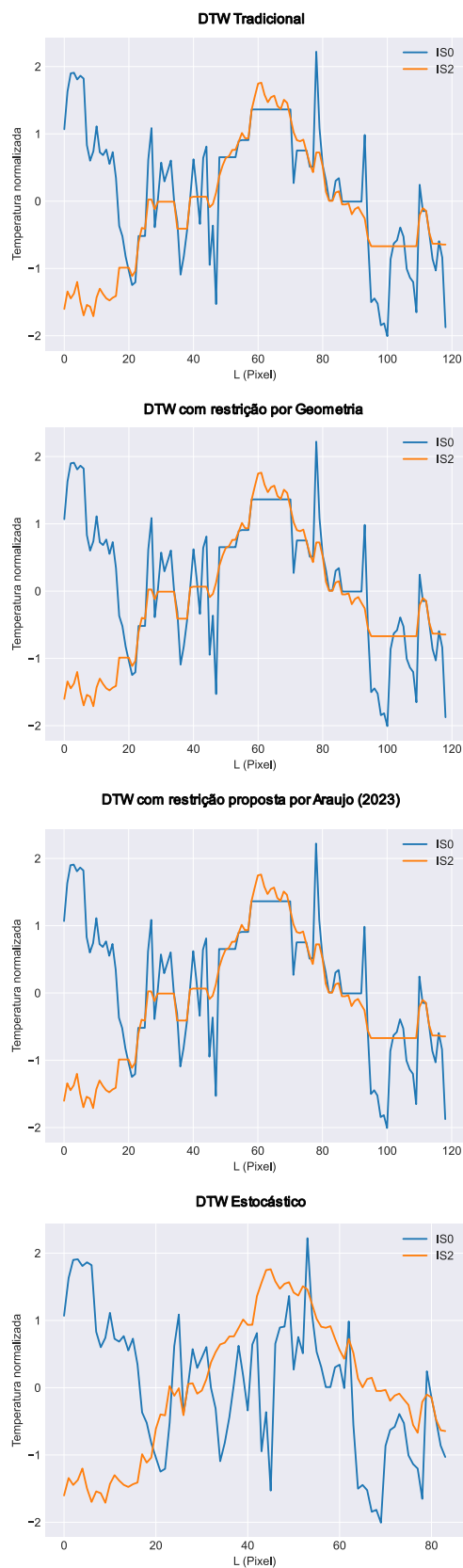
Já no DTWRA, a distância entre os picos é de 18 *pixels* para o mesmo sinal. Contudo, de maneira análoga ao DTWT, ocorre a fixação de valores a partir do *pixel* 105 até o final do sinal. Assim, embora a distância entre os picos de temperatura não tenha sido criticamente distorcida, a introdução de valores inconsistentes compromete parcialmente a análise térmica.

Por fim, para o DTWE, não houve distorção na distância entre os pontos quentes nem fixação de valores. Isso ocorre porque o sinal de referência é adaptado para o alinhamento, enquanto o sinal monitorado permanece intacto, evitando distorções bruscas. Essa abordagem possibilita uma análise mais fiel e coerente do fenômeno.

Adicionalmente, conforme ilustrado na Figura 13, é possível observar as características do sinal original. Para o isolador IS2, o sinal apresenta uma elevação suave até alcançar seu ponto máximo, seguido de um decréscimo igualmente suave. Há também a presença de um pequeno platô, com cerca de 5 *pixels*, em torno do *pixel* 30, considerando um sinal com tamanho de 85 *pixels*.

Na Figura 23, são apresentadas as curvas de delta limiar do isolador IS2 para cada técnica de alinhamento discutida neste trabalho.

Figura 23: Curvas delta limiar para o isolador IS2.



Fonte: autoria própria.

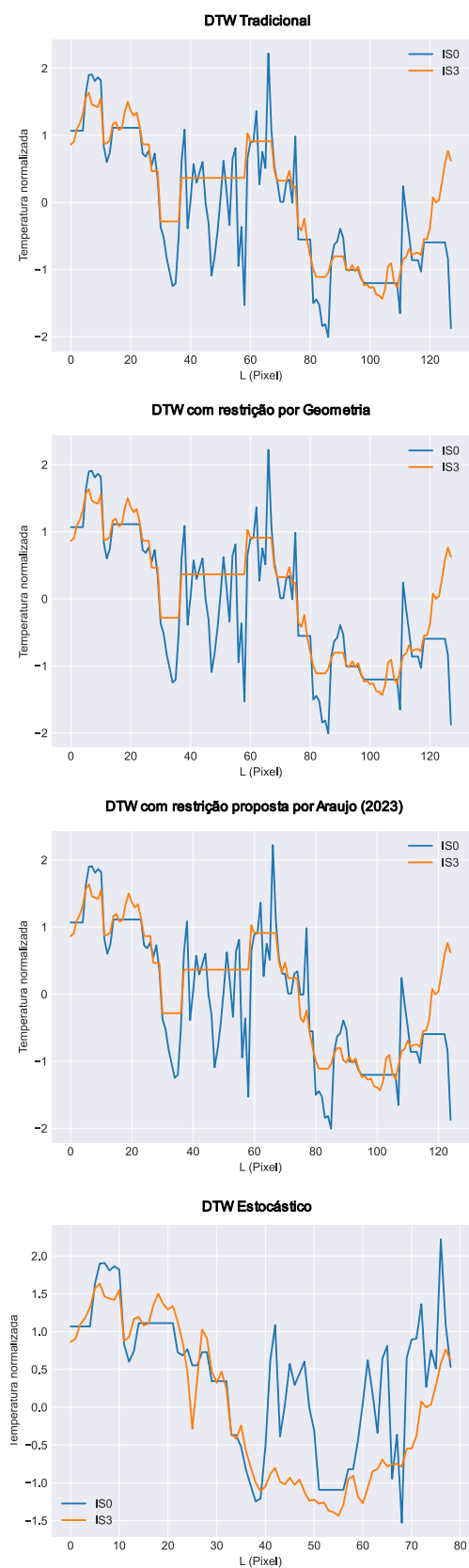
Conforme ilustrado na Figura 23, para o caso do DTWT, DTWRG e DTWRA, ambos resultam no mesmo alinhamento, no qual ocorre a formação de um platô de aproximadamente 20 *pixels* em um sinal com tamanho de 118 *pixels*. Essa situação gera uma região de inconsistência, uma vez que o sinal deveria apresentar uma elevação gradual, sem a presença de um degrau ao longo do trajeto. Dependendo da amplitude dessa zona de inconsistência, pode-se interpretar erroneamente a existência de um novo defeito que, na realidade, não está presente.

Por outro lado, no caso do DTWE, não há distorção nem fixação de valores. Isso ocorre porque o sinal de referência é definido como estados ocultos do MOM. Dessa forma, ao realizar o alinhamento, por meio do algoritmo de *Viterbi*, o sinal deformado é o sinal de referência, enquanto o sinal monitorado permanece intacto, garantindo maior fidelidade ao fenômeno associado ao defeito.

Por fim, a partir da Figura 13, para o isolador IS3, tem-se um ponto quente logo no início, seguindo de um decréscimo de temperatura alcançando seu valor mínimo antes da sua região central, do *pixel* 25 a o 41, resultando numa distância de 16 *pixels*, para um sinal com tamanho original de 82 *pixels*.

Na Figura 23, são apresentadas as curvas de delta limiar do isolador IS2 para cada técnica de alinhamento discutida neste trabalho.

Figura 24: Curvas delta limiar para o isolador IS3.



Fonte: autoria própria.

Conforme ilustrado na Figura 24, de maneira análoga ao isolador IS2, tanto o DTW tradicional quanto o DTW com restrição resultam no mesmo alinhamento. Nesse caso, o declive de temperatura inicia no *pixel* 60 e se estende até o *pixel* 85, totalizando uma distância de 25 *pixels* em um sinal com tamanho de 125 *pixels*. Além disso, o decréscimo ocorre após a região central do equipamento, o que é incoerente, já que no sinal original o declive ocorre antes. Como consequência, há a inserção de 40 *pixels* inconsistentes entre o pico de temperatura inicial e o início do declive.

Essa alteração modifica completamente o fenômeno, uma vez que o ponto quente inicial passa a abranger uma área maior devido ao atraso no início do declive.

Por fim, a partir das equações (41), (42) e (43), uma análise quantitativa é elaborada para cada isolador para todas os algoritmos de alinhamento. Na Tabela 5, Tabela 6 e Tabela 7 é detalhada a análise quantitativa, respectivamente, para os isoladores IS1, IS2 e IS3.

Tabela 5: Análise quantitativa para o isolador IS1.

DTW tradicional		DTW com restrição por geometria		DTW com restrição proposta por Araujo (2023)		DTW estocástico	
Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)	Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)	Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)	Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)
55,36	35	154,79	0	11,86	35	0	0

Fonte: autoria própria.

Tabela 6: Análise quantitativa para o isolador IS2.

DTW tradicional		DTW com restrição por geometria		DTW com restrição proposta por Araujo (2023)		DTW estocástico	
Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)	Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)	Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)	Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)
188,14	0	188,14	0	188,14	0	0	0

Fonte: autoria própria.

Tabela 7: Análise quantitativa para o isolador IS3.

DTW tradicional		DTW com restrição por geometria		DTW com restrição proposta por Araujo (2023)		DTW estocástico	
Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)	Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)	Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)	Distorção (%)	Inserção de valores (pixels)

2,5	40	2,5	40	2,5	40	0	0
-----	----	-----	----	-----	----	---	---

Fonte: autoria própria.

6 CONCLUSÃO

Conclui-se que os métodos avaliados para o alinhamento de sinais térmicos apresentaram diferenças significativas em termos de exatidão e adequação ao monitoramento de equipamentos elétricos. O DTW estocástico destacou-se como a solução mais eficiente, ao preservar tanto a localização quanto a intensidade dos defeitos térmicos, garantindo mínimas distorções e promovendo diagnósticos com menor incidência de erros. Essa técnica mostrou-se altamente coerente para aplicações que demandam altos níveis de confiabilidade, contribuindo diretamente para a análise preditiva em sistemas de alta tensão.

Por outro lado, o DTW tradicional apresentou limitações consideráveis, introduzindo distorções significativas que prejudicam a interpretação dos sinais alinhados. Essas falhas, como deslocamentos incoerentes e fixações inadequadas, elevam o risco de diagnósticos equivocados e comprometem sua aplicabilidade em cenários críticos.

O DTW com restrição demonstrou um desempenho intermediário, sendo eficaz em cenários específicos nos quais a janela de alinhamento foi ajustada com base na geometria do equipamento. Apesar disso, distorções significativas foram observadas indicando a necessidade de aprimoramentos para garantir maior robustez em aplicações práticas. A janela proposta por Araujo (2023) mostrou limitações semelhantes as do DTW tradicional, reforçando a importância de uma maior adaptação aos sinais originais.

Dessa forma, a aplicação do Modelo Oculto de Markov (MOM) apresentou-se como uma alternativa promissora, oferecendo alinhamentos consistentes e uma abordagem probabilística robusta. No entanto, sua eficácia está diretamente relacionada à escolha cuidadosa dos parâmetros, necessária para evitar falsos positivos e maximizar a precisão diagnóstica.

De forma geral, este estudo reforça que técnicas avançadas, como o DTW estocástico, representam ferramentas mais confiáveis para o monitoramento térmico de equipamentos elétricos. Além de minimizarem erros de alinhamento, essas abordagens potencializam a identificação de falhas, promovendo um diagnóstico preciso e contribuindo para a eficiência da manutenção preditiva em sistemas de alta tensão.

REFERÊNCIAS

- ARAÚJO, B. V. S. Monitoramento de para-raios de ZnO com uso de Redes Neurais Convolutivas e Processamento de Imagem. **Dissertação de mestrado**, 2023.
- BALESTRO. **Isoladores Poliméricos para Ancoragem ou Suspensão**. [S.l.]: [s.n.], 2024.
- BAUM, L. E.; EAGON, J. A. An inequality with applications to statistical estimation for probabilistic functions of Markov processes and to a model for ecology. **Bulletin of the American Mathematical Society**, 1967.
- BAUM, L. E.; PETRIE, T. Statistical Inference for Probabilistic Functions of Finite State Markov Chains. **The Annals of Mathematical Statistics**, 1966.
- BINDI, M. et al. A Comprehensive Review of Fault Diagnosis and Prognosis Techniques in High Voltage and Medium Voltage Electrical Power Lines. **Energies**, v. 16, 2023.
- FANG, C. From Dynamic Time Warping (DTW) to Hidden Markov Model (HMM). **Final project report for ECE 742 Stochastic Decision**, 2009.
- FERREIRA, T. V. Estudo do Trilhamento de Núcleo em. **Dissertação de mestrado**, 2007.
- FLIR. **User's manual FLIRT8xxseries**. [S.l.]: FLIR Systems, 2019.
- FLORENTINO, M. T. B. Caracterização das condições operacionais de isoladores poliméricos usando atributos das descargas corona. **Tese de doutorado**, 2019.
- FORNEY, G. D. The viterbi algorithm. **Proceedings of the IEEE**, v. 61, p. 268-278, 1973.
- FRONTIN, S. O. **Equipamentos de Alta Tensão: Prospecção e Hierarquização de Inovações Tecnológicas**. [S.l.]: [s.n.], 2013.
- GELER, Z. et al. **Dynamic Time Warping: Itakura vs Sakoe-Chiba**. 2019 IEEE International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA). [S.l.]: [s.n.]. 2019. p. 1-6.
- GORUR, R. S.; CHERNEY, E. A.; BURNHAM, J. T. **Outdoor Insulators**. Arizona: [s.n.], 1999.
- GUO, C. et al. Nondestructive Evaluation of Composite Bonding Structure Used in Electrical Insulation Based on Active Infrared Thermography. **Polymers**, 2022.
- IMPAC. IMPAC Instrumentos de medição. **IMPAC**, 2024. Disponível em: <<https://impac.com.br/pirometro-optico/pirometro-optico-infravermelho.html>>. Acesso em: 30 Janeiro 2025.

INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. **IEC 60815-1:2008: Seleção e dimensionamento de isoladores para alta-tensão para uso sob condições de poluição - Parte 1: Definições, informações e princípios gerais.** IEC. Genebra. 2008.

JADIN, J. S.; TAIB, S. Recent progress in diagnosing the reliability of electrical equipment. **Infrared Physics & Technology**, v. 55, p. 236-245, July 2012.

LI, H. et al. Adaptively constrained dynamic time warping for time series classification and clustering. **Information Sciences**, v. 534, p. 97-116, 2020.

LI, Q. et al. Mechanical Fault Diagnostics of Onload Tap Changer Within Power Transformers Based on Hidden Markov Model. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 27, p. 596-601, 2012.

LI, Y. et al. A method for identifying the operating state of deteriorated insulators based on partial discharge signal reconstruction algorithm and spatial electric field distribution law. **Journal of Physics: Conference Serie**, v. 2728, 2024.

LIAO, W. et al. A Method for Discriminating the Moisture Status of OIP Bushing Based on Dissado-Hill and GWO-HMM Model. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 58, p. 1512-1520, 2022.

MÜLLER, M. Dynamic Time Warping. In: _____ **Information Retrieval for Music and Motion.** Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2007. p. 69-84.

MUNIZ, P. R.; MENDES, M. A. **Termografia infravermelha aplicada à manutenção elétrica.** [S.l.]: Edifes, 2019.

NAKAGAWA, S.; NAKANISHI, H. Speaker-Independent English Consonant and Japanese Word Recognition by a Stochastic Dynamic Time Warping Method. **IETE Journal of Research**, v. 34, p. 87-95, 1998.

PALIWAL, K.; AGARWAL, A.; SINHA, S. A modification over Sakoe and Chiba's dynamic time warping algorithm for isolated word recognition. **Signal Processing**, v. 4, p. 329-333, 1982.

RABINER, L. R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. **Proceedings of the IEEE**, v. 77, p. 257-286, 1989.

SAKOE, H.; CHIBA, S. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition," in IEEE Transactions on Acoustics. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, 1978.

SALEEM, M. Z.; AKBAR, M. Review of the Performance of High-Voltage Composite Insulators. **Polymers**, 2022.

SALVADOR, S.; CHAN, P. Toward Accurate Dynamic Time Warping in Linear Time and Space. **Intelligent Data Analysis**, v. 11, p. 70-80, 2004.

SANTOS, L. D. Classificação e Modelagem de Fatores de Influência sobre Inspeções Termográficas em Ambientes Desabrigados. **Tese de doutorado**, 2012.

SENIN, P. Dynamic Time Warping Algorithm Review, 2008.

SHI, Z. et al. Diagnosis and Classification Decision Analysis of Overheating Defects of Substation Equipment Based on Infrared Detection Technology. **Scientific Programming**, 2021.

VITERBI, A. Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm. **IEEE Transactions on Information Theory**, v. 13, p. 260-269, 1967.

WILLIAM D. STEVENSON, J. **Elements of power system analysis**. [S.l.]: McGraw-Hill, Ltda, 1974.

YANG, R. et al. Mechanical Fault Diagnostics of Power Transformer On-Load Tap Changers Using Dynamic Time Warping. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 68, p. 3119-3127, 2019.

ZHANG, Z. et al. Review of the Theory and Application of Infrared Thermography in Transmission Line Monitoring and Equipment Monitoring. **2023 Panda Forum on Power and Energy (PandaFPE)**, p. 824-831, 2023.

ZHAO, T.; BERNSTORF, R. A. Ageing tests of polymeric housing materials for non-ceramic insulators. **IEEE Electrical Insulation Magazine**, v. 14, p. 26-33, 1998.