



Universidade Federal
de Campina Grande

Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

BRUNO ALBUQUERQUE DIAS

GESTÃO TÉCNICA DE ISOLADORES POLIMÉRICOS
UTILIZANDO APRENDIZADO DE MÁQUINA

Campina Grande – Paraíba – Brasil

Junho de 2021

BRUNO ALBUQUERQUE DIAS

**GESTÃO TÉCNICA DE ISOLADORES POLIMÉRICOS
UTILIZANDO APRENDIZADO DE MÁQUINA**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande, como parte dos requisitos necessários para obtenção do Grau de Doutor em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento de Energia

Prof. Edson Guedes da Costa, D. Sc.

Orientador

Campina Grande – Paraíba – Brasil

Junho de 2021

D541g

Dias, Bruno Albuquerque.

Gestão técnica de isoladores poliméricos utilizando aprendizado de máquina / Bruno Albuquerque Dias. – Campina Grande, 2021.
100 f. : il. color.

Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2021.

"Orientação: Prof. Dr. Edson Guedes da Costa".

Referências.

1. Processamento de Energia. 2. Isoladores Poliméricos.
3. Aprendizado de Máquina. 4. Linhas de Transmissão. 5. Radiação Ultravioleta. 6. Radiação Infravermelha. 7. Ruído Ultrassônico. I. Costa, Edson Guedes da. II. Título.

CDU 621.315.6(043)



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
POS-GRADUACAO EM ENGENHARIA ELETRICA
Rua Aprigio Veloso, 882, - Bairro Universitario, Campina Grande/PB, CEP 58429-900

REGISTRO DE PRESENÇA E ASSINATURAS

1. ATA DA DEFESA PARA CONCESSÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS, NO DOMÍNIO DA ENGENHARIA ELÉTRICA, REALIZADA EM 23 DE ABRIL DE 2021
(Nº 327)

CANDIDATO(A): **BRUNO ALBUQUERQUE DIAS**. COMISSÃO EXAMINADORA: DAMÁSIO FERNANDES JÚNIOR, D.Sc., UFCG, Presidente da Comissão, EDSON GUEDES DA COSTA, D.Sc., UFCG, Orientador, TARSO VILELA FERREIRA, D.Sc., UFS, EDUARDO COELHO MARQUES DA COSTA, Dr., USP, FABIANO FRAGOSO COSTA, D.Sc., UFBA. TÍTULO DA TESE: GESTÃO TÉCNICA DE ISOLADORES POLIMÉRICOS UTILIZANDO APRENDIZADO DE MÁQUINA. ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: Processamento da Energia. HORA DE INÍCIO: **14h00** – LOCAL: **Sala Virtual, em virtude da suspensão de atividades na UFCG decorrente do coronavírus e e de conformidade com o Art. 8º da PORTARIA PRPG/GPR Nº 003, DE 18 DE MARÇO DE 2020)**.. Em sessão pública, após exposição de cerca de 45 minutos, o(a) candidato(a) foi arguido(a) oralmente pelos membros da Comissão Examinadora, tendo demonstrado suficiência de conhecimento e capacidade de sistematização, no tema de sua tese, obtendo conceito APROVADO. Face à aprovação, declara o(a) presidente da Comissão, achar-se o examinado, legalmente habilitado(a) a receber o Grau de Doutor em Ciências, no domínio da Engenharia Elétrica, cabendo a Universidade Federal de Campina Grande, como de direito, providenciar a expedição do Diploma, a que o(a) mesmo(a) faz jus. Na forma regulamentar, foi lavrada a presente ata, que é assinada por mim, ÂNGELA DE LOURDES RIBEIRO MATIAS, e os membros da Comissão Examinadora presentes. Campina Grande, 23 de Abril de 2021.

ÂNGELA DE LOURDES RIBEIRO MATIAS
Secretária

DAMÁSIO FERNANDES JÚNIOR, D.Sc., UFCG
Presidente da Comissão e Examinador Interno

EDSON GUEDES DA COSTA, D.Sc., UFCG
Orientador

TARSO VILELA FERREIRA, D.Sc., UFS
Examinador Interno

EDUARDO COELHO MARQUES DA COSTA, Dr., USP
Examinador Externo

FABIANO FRAGOSO COSTA, D.Sc., UFBA
Examinador Externo

BRUNO ALBUQUERQUE DIAS
Candidato

2 - APROVAÇÃO

2.1. Segue a presente Ata de Defesa de Tese de Doutorado do candidato **BRUNO ALBUQUERQUE DIAS**, assinada eletronicamente pela Comissão Examinadora acima identificada.

2.2. No caso de examinadores externos que não possuam credenciamento de usuário externo ativo no SEI, para igual assinatura eletrônica, os examinadores internos signatários **certificam** que os examinadores externos acima identificados participaram da defesa da tese e tomaram conhecimento do teor deste documento.



Documento assinado eletronicamente por **ANGELA DE LOURDES RIBEIRO MATIAS, SECRETÁRIO (A)**, em 26/04/2021, às 11:52, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).



Documento assinado eletronicamente por **DAMASIO FERNANDES JUNIOR, PROFESSOR(A) DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 26/04/2021, às 14:40, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).



Documento assinado eletronicamente por **EDSON GUEDES DA COSTA, ASSESSOR**, em 26/04/2021, às 14:51, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).



Documento assinado eletronicamente por **Tarso Vilela Ferreira, Usuário Externo**, em 28/04/2021, às 15:40, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).



Documento assinado eletronicamente por **Bruno Albuquerque Dias, Usuário Externo**, em 21/06/2021, às 15:16, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site <https://sei.ufcg.edu.br/autenticidade>, informando o código verificador **1420618** e o código CRC **06CB0496**.



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
POS-GRADUACAO EM ENGENHARIA ELETRICA
Rua Aprigio Veloso, 882, - Bairro Universitario, Campina Grande/PB, CEP 58429-900

DECLARAÇÃO

Processo nº 23096.022161/2021-71

DECLARAMOS para fins de comprovação que, os Professores DAMÁSIO FERNANDES JÚNIOR, D.Sc., UFCG, Presidente da Comissão e Examinador Interno, EDSON GUEDES DA COSTA, D.Sc., UFCG, Orientador, TARSO VILELA FERREIRA, D.Sc., UFS, Examinador Interno, EDUARDO COELHO MARQUES DA COSTA, Dr., US, Examinador Externo, FABIANO FRAGOSO COSTA, D.Sc., UFBA, Examinador Externo, participaram da Banca de Defesa Final da Tese de Doutorado, do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFCG, intitulada “Gestão Técnica de Isoladores Poliméricos Utilizando Aprendizado de Máquina” de autoria do doutorando **BRUNO ALBUQUERQUE DIAS**, no dia 23 de abril de 2021, as **14h00** – LOCAL: **Sala Virtual, em virtude da suspensão de atividades na UFCG decorrente do coronavírus.**



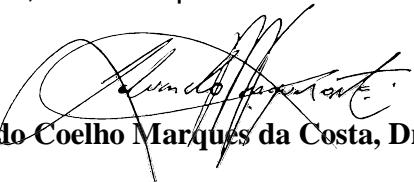
Documento assinado eletronicamente por **MAURICIO BELTRAO DE ROSSITER CORREA, COORDENADOR (A)**, em 18/06/2021, às 11:07, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018.



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site <https://sei.ufcg.edu.br/autenticidade>, informando o código verificador **1420633** e o código CRC **06A15656**.

Caro Professor
Maurício Beltrão de Rossiter Corrêa
Coordenador do PPgEE/UFCG

Eu, **Eduardo Coelho Marques da Costa, Dr., USP**, na qualidade de membro da comissão examinadora da defesa de tese intitulada Gestão Técnica de Isoladores Poliméricos Utilizando Aprendizado de Máquina, de **BRUNO ALBUQUERQUE DIAS**, da qual participei por videoconferência, no dia 23 de abril de 2021, declaro ter recebido cópia da ata, que consta nos autos do processo nº [23096.022161/2021-71](#) como documento nº (1420618), a qual li e, embora não tenha podido assinar, é para todos os efeitos como se eu tivesse, pois está em perfeita conformidade com o que foi deliberado pela comissão e, portanto, estou de pleno acordo com seus termos.



Eduardo Coelho Marques da Costa, Dr., USP

Caro Professor
Maurício Beltrão de Rossiter Corrêa
Coordenador do PPgEE/UFCEG

Eu, **Fabiano Fragoso Costa, D.Sc., UFBA**, na qualidade de membro da comissão examinadora da defesa de tese intitulada Gestão Técnica de Isoladores Poliméricos Utilizando Aprendizado de Máquina, de **BRUNO ALBUQUERQUE DIAS**, da qual participei por videoconferência, no dia 23 de abril de 2021, declaro ter recebido cópia da ata, que consta nos autos do processo nº [23096.022161/2021-71](#) como documento nº (1420618), a qual li e, embora não tenha podido assinar, é para todos os efeitos como se eu tivesse, pois está em perfeita conformidade com o que foi deliberado pela comissão e, portanto, estou de pleno acordo com seus termos.

Fabiano Fragoso Costa, D.Sc., UFBA



AGRADECIMENTOS

Agradeço à Deus, em primeiro lugar, pela minha vida, pela saúde da minha família e pelo suporte e força nos momentos de dificuldade.

Aos meus pais, José Dias e Maria de Fátima Albuquerque, por todo o esforço que tiveram para me proporcionar uma boa educação, que dentre todas as dificuldades sempre me proporcionaram o melhor estudo possível.

Agradeço a minha esposa, Maria Tereza, pelo convívio diário, apoio, carinho e compreensão ao longo de toda minha formação acadêmica.

Externo minha gratidão aos meus irmãos, Túlio e Gustavo, que sempre me proporcionaram um ambiente de suporte, conforto e amizade.

Ao professor Edson Guedes da Costa pela ajuda em todos os momentos, orientando-me pelo melhor caminho e mostrando sempre satisfação em fazer parte do crescimento de seus alunos.

Aos amigos Kal-El, Antonio Leite, João Pedro, Marcus Tullius, Marconni, George Xavier, Filipe Lucena, Arthur Francisco, Antonio Neto, Lidja, Larissa Diniz, Adriano, Herbet Felipe, Pedro, Raphael, Lenilson e Higor pelas conversas e discussões tangentes à pesquisa e pelo apoio essencial à concretização da parte experimental do trabalho.

Enfim, agradeço a todas as pessoas com as quais tive a oportunidade e o privilégio de conviver durante o doutorado, que de alguma forma, passaram pela minha vida e contribuíram para a construção do profissional que sou hoje.

O autor deseja externar agradecimento ao CNPq, Capes e Copele, pelo provimento das bolsas de estudos ao longo de toda a formação científica.

“Tenha sempre como meta muita força, muita determinação e sempre faça tudo com muito amor e com muita fé em Deus, que um dia você chega lá.”

Ayrton Senna

RESUMO

Este trabalho propõe uma metodologia de gestão técnica de isoladores poliméricos baseada na correlação entre atributos, obtidos pela detecção da radiação infravermelha, radiação luminosa ultravioleta e emissão acústica ultrassônica. Para tanto, 60 isoladores de classe 138 kV retirados de operação foram utilizados em ensaios em laboratório para inspeção e obtenção dos atributos. Os atributos foram analisados inicialmente por meio de gráficos de *boxplot* com o objetivo da identificação e retirada dos outliers. Na sequência o algoritmo *k-means* foi empregado na divisão do banco de dados com o objetivo de dividir os isoladores em três grupos com diferentes padrões de operação. Estes grupos foram utilizados como referência na criação de um modelo de classificação por redes neurais artificiais do estado operacional de isoladores que possibilitou a classificação de amostras em que não se conhece o estado operacional. A metodologia desenvolvida se apresentou efetiva na classificação do estado operacional de isoladores poliméricos de forma não invasiva, por meio da aplicação em conjunto de técnicas de inspeção associadas a algoritmos de aprendizado de máquina de forma não supervisionada. A metodologia se mostrou capaz de prover a gestão técnica de isoladores poliméricos proporcionando o maior aproveitamento possível da vida útil dos isoladores sem comprometer a segurança do sistema elétrico, elevando assim a confiabilidade, a continuidade e a disponibilidade das linhas de transmissão.

Palavras-chave: Isoladores poliméricos, aprendizado de máquina, linhas de transmissão, radiação ultravioleta, radiação infravermelha, ruído ultrassônico.

ABSTRACT

This work proposes a methodology for the technical management of polymeric insulators based on the correlation between attributes, obtained by the detection of infrared radiation, ultraviolet light radiation and ultrasonic acoustic emission. Therefore, 60 insulators of class 138 kV removed from operation were used in laboratory tests for inspection and obtaining the attributes. The attributes were initially analyzed using boxplot graphics with the aim of identifying and removing outliers. Next, the k-means algorithm was used to divide the database in order to divide the insulators into three groups with different operating patterns. These groups were used as a reference in the creation of a classification model by artificial neural networks of the operational state of insulators that enabled the classification of samples in which the operational state is unknown. The developed methodology was effective in classifying the operational state of polymeric insulators in a non-invasive way, through the joint application of inspection techniques associated with machine learning algorithms in a non-supervised way. The methodology proved capable of providing the technical management of polymeric insulators, providing the greatest possible use of the insulators' useful life without compromising the safety of the electrical system, thus increasing the reliability, continuity and availability of the transmission lines.

Key words: Polymeric Insulators, machine learning, transmission lines, ultraviolet imaging, infrared imaging, ultrasonic noise.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Partes constituintes de um isolador polimérico.	21
Figura 2: Degradações em isoladores poliméricos.	22
Figura 3: Inspeção visual (a) terrestre e (b) aérea.	23
Figura 4: (a) Fotografia do Daycor II e (b) imagem capturada por detector UV.	25
Figura 5: (a) Fotografia do kit do Ultraprobe 2000 (b) Inspeção em campo de linha de 230 kV.	26
Figura 6: (a) Câmera termográfica T620 FLIR e (b) imagem termográfica de um isolador polimérico de 138 kV.	27
Figura 7: Janela inicial do Weka.	28
Figura 8: Aba de pré-processamento do Weka.	29
Figura 9: Representação típica de um gráfico de <i>boxplot</i> vertical.	31
Figura 10: Inicialização do algoritmo <i>K-means</i>	32
Figura 11: Atribuição das classes para cada amostra.	33
Figura 12: Reposicionamento dos centróides.	33
Figura 13: Nova atribuição das classes para cada amostra.	34
Figura 14: Neurônio artificial não-linear.	36
Figura 15: Arquitetura de uma RNA com múltiplas camadas.	37
Figura 16: Níveis de degradação de isoladores.	41
Figura 17: Fotografia dos isoladores poliméricos fornecidos pela Chesf.	49
Figura 18: Fluxograma da metodologia da pesquisa.	50
Figura 19: Metodologia de inspeção visual.	51
Figura 20: Arranjo experimental.	52
Figura 21: Ilustração do arranjo experimental.	53
Figura 22: Capturas realizadas para cada isolador.	55
Figura 23: Quadros obtidos de um vídeo de ensaio de isolador polimérico de 230 kV.	56
Figura 24: Diagrama do algoritmo de extração de atributos UV.	57
Figura 25: Exemplo de posicionamento da linha de aquisição da temperatura.	58
Figura 26: Atributos resultantes da aplicação das técnicas de extração.	59
Figura 27: Arquivo arff para inserção no WEKA.	60
Figura 28: Aplicação do filtro de identificação dos <i>outliers</i>	61
Figura 29: Exemplo da aplicação do algoritmo <i>K-means</i>	62
Figura 30: Exemplo da aplicação do <i>undersampling</i> para balanceamento do banco de dados	63

Figura 31: Exemplo da aplicação de RNA.	64
Figura 32: Fluxograma da metodologia da pesquisa.	65
Figura 33: Exemplos de isoladores classificados por inspeção visual.	67
Figura 34: Exemplo de gravação de áudio durante ensaio.	68
Figura 35: Imagens UV dos isoladores ensaiados.	69
Figura 36: Imagens termográficas dos isoladores ensaiados.	70
Figura 37: Frenquência central dos VECSE para cada classe de isoladores.	71
Figura 38: Distribuição de dados obtidos de área, perímetro e persistência.	72
Figura 39: Gráfico de correlação das variáveis extraídas da termografia infravermelha.	73
Figura 40: Distribuição de dados obtidos da amplitude, curtose e mediana.	74
Figura 41: Área das descargas, valor médio da temperatura no isolador e valor médio da frequência dos VECSE dos 60 isoladores.	75
Figura 42: Área das descargas, valor médio da temperatura no isolador e valor médio da frequência dos VECSE de 54 isoladores.	76
Figura 43: Clusters obtidos após aplicação do algoritmo <i>k-means</i>	78
Figura 44: Matriz de confusão para três atributos de entrada.	79
Figura 45: Matriz de confusão com 13 atributos de entrada.	81
Figura 46: Matriz de confusão para 13 atributos de entrada após <i>undersampling</i>	81
Figura 47: Isolador utilizado para teste de classificação.	82
Figura 48: Inserção de isolador para classificação.	84
Figura 49: Classificação de isolador não utilizado no banco de dados inicial.	85
Figura 50: Matriz de confusão que correlaciona inspeção visual com gestão técnica.	86

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Comparativo entre as principais contribuições relatadas na revisão bibliográfica e no presente trabalho.....	47
Tabela 2: Parâmetros característicos da RNA.....	63
Tabela 3: Valores médios dos atributos de cada cluster para três atributos.....	77
Tabela 4: Valores médios dos atributos de cada cluster para 13 atributos.....	80
Tabela 5: Atributos do isolador utilizado para teste de classificação.....	83

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AM – Aprendizado de Máquina.

Chesf – Companhia Hidroelétrica do São Francisco.

EPRI – *Electric Power Research Institute*.

IA – Inteligência Artificial.

LAT – Laboratório de Alta Tensão.

LT – Linha de Transmissão

MVS – Máquina de Vetor de Suporte.

PDI – Processamento Digital de Imagem.

RNA – Redes Neurais Artificiais.

RU – Ruído Ultrassônico.

SEP – Sistema Elétrico de Potência.

STRI – *Swedish Transmission Research Institute*.

UFCG – Universidade Federal de Campina Grande.

UV – Ultravioleta.

VECSE – Vetores de Energia dos Centróides das Sub-Bandas Espectrais.

Weka – *Waikato Environment for Knowledge Analysis*.

SUMÁRIO

Introdução.....	13
1.1. Motivação	14
1.2. Objetivos	18
1.2.1. Objetivo Geral	18
1.2.2. Objetivos Específicos	18
1.3. Contribuições	19
1.4. Organização do Trabalho	19
Fundamentação Teórica	20
2.1. Isoladores Poliméricos	20
2.1.1. Degradação em Isoladores Poliméricos	21
2.2. Técnicas de Monitoramento e Diagnóstico	23
2.2.1. Inspeção Visual	23
2.2.2. Detecção de Radiação UV	24
2.2.3. Ruído Ultrassônico	25
2.2.4. Termovisão	26
2.3. Aprendizado de Máquina.....	27
2.3.1. Análise <i>Boxplot</i>	29
2.3.2. <i>K-Means</i>	31
2.3.3. <i>Undersampling</i>	34
2.3.4. Redes Neurais Artificiais	35
2.4. Síntese do Capítulo	38
Revisão Bibliográfica	39
3.1. Classificação Automática de Isoladores.....	39
3.1.1 Medição da Corrente de Fuga	39
3.1.2 Inspeção Visual	40
3.1.3 Detecção de Ruídos Ultrassônicos	41
3.1.4 Detecção de Descargas UV	43

3.1.4 Termografia Infravermelha	44
3.2. Síntese do Capítulo	46
Material e Métodos	49
4.1 Material.....	49
4.2 Métodos.....	50
4.2.1 Inspeção Visual	50
4.2.2 Ensaios em Laboratório.....	51
4.2.3 Extração de Atributos.....	55
4.2.4 Pré-Processamento e Classificação de Isoladores	60
4.3 Síntese do Capítulo	65
Resultados	66
5.1 Inspeção Visual	66
5.2 Ensaios em Laboratório	67
5.3 Extração de Atributos	70
5.4 Pré-Processamento e Classificação de Isoladores	75
5.5 Síntese do Capítulo	87
Conclusões e Trabalhos futuros	88
6.1 Conclusões	88
6.2 Trabalhos Futuros	90
Publicações	91
Referências	94

INTRODUÇÃO

A gestão de ativos consiste no gerenciamento de um grupo de ativos ao longo de todo o ciclo de vida útil, garantindo tanto o retorno financeiro quanto padrões definidos de serviço, segurança e confiabilidade. Um ativo se caracteriza por todo objeto ou bem, tangível ou intangível, que uma empresa pode controlar, por exemplo: um parafuso, um transformador, uma usina, um contrato, uma marca, uma patente ou o corpo técnico da empresa.

Nesse contexto, considerando as linhas de transmissão (LT) do sistema elétrico de potência (SEP), os principais ativos físicos são: as torres, os cabos e os isoladores. Dos citados, os que mais necessitam de monitoramento são os isoladores. Uma unidade de isolador apresenta baixo custo quando comparada ao valor total da estrutura de uma LT, porém, como são aplicados aos milhares, o acompanhamento desses ativos se torna uma estratégia fundamental para garantir o bom funcionamento do SEP. O envelhecimento dos isoladores e seus efeitos são a principal causa de falhas nas LT (GORUR; CHERNEY; BURNHAM, 1999).

Os isoladores são componentes responsáveis pelo isolamento elétrico e suporte mecânico dos condutores nas linhas de transmissão (CHERNEY et al., 2015). Estes componentes são classificados de acordo com o material utilizado no seu revestimento, que pode ser porcelana, vidro ou polímero. Os isoladores poliméricos apresentam crescente utilização nas últimas décadas, pois são mais leves, apresentam facilidade de manuseio e seu revestimento apresenta vantagens com relação aos seus equivalentes cerâmicos, com destaque para a hidrofobicidade. A hidrofobicidade consiste na propriedade de repelir água, evitando a formação de caminhos condutivos sobre a superfície do revestimento.

Entretanto, apesar das diversas vantagens, a gestão desses ativos não se caracteriza como uma tarefa fácil, pois além da quantidade de isoladores aplicados a uma linha de transmissão, os isoladores poliméricos são mais susceptíveis a diversos fenômenos de envelhecimento causados por agentes ambientais e estresse elétrico. Tais fenômenos podem causar oxidação das ferragens, exposição do núcleo, fissuras, erosão, entre outros, comprometendo assim, a capacidade de isolamento a níveis perigosos.

1.1. MOTIVAÇÃO

A falta de critérios objetivos, para determinar o desempenho operacional de isoladores gera uma falta de confiabilidade e de segurança para o setor elétrico. A gestão eficiente de isoladores requer o conhecimento e a compreensão de aspectos técnicos e físico-químicos, tais como os fenômenos que influenciam no envelhecimento e nas formas de degradação.

A degradação consiste no envelhecimento superficial do isolador polimérico que ocorre devido à exposição do componente ao ambiente de instalação, estresse elétrico e carga mecânica em condições normais de operação. Alguns processos de degradação de isoladores poliméricos são: perda de coloração, rachaduras, fissuras, erosão leve, ferragens enferrujadas, etc.

A progressão de uma degradação existente pode danificar de forma irreversível o estado do isolador resultando em uma necessidade de substituição imediata ou a curto prazo. Alguns exemplos são: erosão, exposição do núcleo, descolamento da interface entre núcleo, ferragem e revestimento, carbonização devido a descargas disruptivas ou cortes no isolamento oriundos da exposição do isolador a altos níveis de radiação ultravioleta associados à presença de descargas corona.

Nesse contexto, a gestão técnica de isoladores é essencial, tendo em vista que a degradação de isolamentos elétricos tem implicações indesejáveis que podem conduzir a interrupção do fornecimento de energia elétrica. Devido a sua configuração, constituição física e a diversidade de processo de degradação, os isoladores poliméricos ainda não têm uma gestão técnica consolidada. Atualmente, destacam-se técnicas não invasivas, como inspeção visual, termografia infravermelha, detecção de radiação ultravioleta (UV) e detecção de ruídos ultrassônicos (RU).

A técnica mais empregada no diagnóstico do estado operacional de isoladores consiste na inspeção visual, no entanto, apesar de ser simples e prática quando comparada com outras técnicas, possui um elevado nível de subjetividade e não é capaz de considerar aspectos técnicos correlacionados à temperatura ou ao nível de efeito corona. Assim, pesquisas recomendam a utilização conjunta da inspeção visual com outras técnicas de monitoramento com o objetivo de melhorar a confiabilidade do diagnóstico (SOUZA, 2016; TZIMAS et al., 2012).

A inspeção por termografia infravermelha realiza a captura do perfil da temperatura ao longo do isolador por meio do registro de imagens da radiação infravermelha emitida pelo isolador polimérico. Aplicações da técnica são implementadas por El-Arabaty e outros (1979), Ferreira e outros (2010), Guedes e outros (2015) e Ribeiro (2017) com o objetivo de identificar o estado operacional de isoladores de acordo com a variação de temperatura ocasionada pela

presença de defeitos. Entretanto, estas pesquisas destacam como desvantagens a presença de elementos ao fundo da imagem, que emitem níveis de radiação infravermelha que podem provocar ofuscamento do isolador sob análise.

Outra técnica não invasiva empregada na inspeção de isoladores consiste na inspeção por detecção de radiação UV. A técnica permite detectar descargas corona e superficiais que emitem radiação luminosa na faixa de frequência do ultravioleta. Por meio de uma câmera específica, é possível visualizar o isolador em operação, e detectar tanto o local em que estão ocorrendo as descargas corona, bem como a sua intensidade em pixels. A técnica foi utilizada nas pesquisas relatadas por Bologna e outros (2002), Brito (2017), Costa e outros (2009), Pinnangudi, Gorur e Kroese (2005) e tiveram o objetivo de estimar o estado operacional de isoladores poliméricos. Os trabalhos destacados apontaram como desvantagens na utilização da técnica a alta sensibilidade relacionada ao aumento da umidade relativa do ar (que intensifica as descargas corona), e a falta de padronização dos procedimentos de captação, analisada na pesquisa de Florentino (2019).

A detecção de ruídos ultrassônicos é outra técnica consolidada no diagnóstico de isoladores. A técnica se baseia no efeito mecânico das ondas sonoras provocadas pelas descargas elétricas (LUNDGAARD, 1992). Em Ferreira, Germano e Costa (2012), Pei e outros (2008) e Shurrab e outros (2012) os autores realizaram o diagnóstico de isoladores empregando esta técnica.

Recentemente, pesquisas realizadas por Stefenon e outros (2019 e 2020) e por Sopelsa Neto e outros (2021) utilizaram atributos da detecção de ruídos ultrassônicos como entrada em técnicas de aprendizado de máquina e compararam o desempenho das técnicas empregadas com objetivo de escolher a que apresente melhor desempenho no desenvolvimento de uma ferramenta automática para inspeção do sistema elétrico de potência. Apesar das vantagens, pesquisas citam como ponto negativo a suscetibilidade a ruídos característicos de certos ambientes, como por exemplo: rodovias, subestações e proximidade de indústrias (FLORENTINO *et al.*, 2019).

Ao analisar as técnicas de forma individual, pode-se constatar que ainda não se dispõe de uma técnica ou metodologia objetiva, que permita realizar a gestão de isoladores de forma completa. Individualmente, todas as técnicas possuem limitações. Com o intuito de contornar as limitações de cada técnica, várias pesquisas utilizaram a aplicação conjunta de técnicas de inspeção.

Em Ferreira e outros (2010), análises são realizadas por meio de medição da corrente de fuga, termografia infravermelha e detecção de descargas UV e em Costa e outros (2009) e Ribeiro (2017) são empregadas as técnicas de termografia infravermelha e radiação UV. As pesquisas destacam que a utilização conjunta de técnicas de monitoramento aumenta a possibilidade de detecção de defeitos de naturezas diferentes, porém, apresentam como desafio a extração dos atributos e a utilização conjunta destes atributos para a definição do estado operacional dos isoladores.

Algumas pesquisas como Bologna e outros (2002), El-Arabaty e outros (1979) e Lundgaard (1992) apresentam como limitação em comum a subjetividade na análise dos atributos extraídos das diversas técnicas de inspeção, o que torna necessária a implementação da classificação automática com o objetivo de reduzir a subjetividade de profissionais envolvidos na operação. Alguns trabalhos utilizam algoritmos de aprendizado de máquina para classificação automática dos isoladores, como: Ferreira, Germano e Costa (2012), Florentino e outros (2019), Guedes e outros (2015) e Pei e outros (2008). Como ponto negativo, destacam-se nessas pesquisas a utilização da inspeção visual como referência, que reduz, mas não elimina a subjetividade, e a análise de poucos isoladores, limitando a representatividade dos resultados obtidos. Para a proposição de um diagnóstico automático confiável quanto maior o banco de dados, mais confiável é o classificador.

Como pode ser visto, ainda não se dispõe de uma técnica ou metodologia objetiva, que permita realizar a gestão de ativos de isoladores de forma ampla. Assim, neste trabalho, uma metodologia de gestão técnica de isoladores é proposta e está baseada na aplicação simultânea de técnicas não invasivas de inspeção e na utilização de linguagem de aprendizado não supervisionada que visa reduzir ao máximo a subjetividade da classificação.

Sessenta isoladores poliméricos de 138 kV retirados de linha de transmissão (LT) da Companhia Hidrelétrica do São Francisco (CHESF) foram ensaiados em laboratório. A inspeção ocorreu de forma ampla, por meio da detecção de ruídos ultrassônicos, detecção de descargas ultravioleta e termografia infravermelha, simultaneamente. Na sequência, atributos foram extraídos dos áudios, imagens e vídeos por meio de algoritmos de estatística descritiva, processamento digital de imagens e processamento de sinais.

Posteriormente, foi realizado um pré-processamento dos dados obtidos e a aplicação do algoritmo não supervisionado de linguagem de aprendizado de máquina, *k-means*, na divisão do banco de dados com o objetivo de dividir os isoladores em três grupos com diferentes

padrões de operação. Estes grupos foram utilizados como referência na criação de um modelo de classificação por redes neurais artificiais do estado operacional de isoladores.

Deste modo, a partir da metodologia proposta, espera-se o desenvolvimento de uma gestão técnica que considera diversas técnicas de inspeção, implementa uma divisão de banco de dados independente da experiência de um profissional e realiza a classificação de forma automática por meio de redes neurais artificiais, proporcionando o maior aproveitamento possível da vida útil dos isoladores sem comprometer a segurança do sistema elétrico, elevando assim a confiabilidade, a continuidade e a disponibilidade das linhas de transmissão.

1.2. OBJETIVOS

1.2.1. OBJETIVO GERAL

O objetivo geral desta pesquisa é propor a gestão técnica de isoladores poliméricos por meio da aplicação de técnicas de inspeção consolidadas e da classificação automática do estado de degradação de isoladores utilizando algoritmos de aprendizado de máquina.

1.2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Para atingir o objetivo geral torna-se necessário o desenvolvimento dos seguintes objetivos específicos:

- Analisar os atributos extraídos da técnica de termovisão a partir de imagens de infravermelho por meio de técnicas de estatística descritiva;
- Realizar análise de atributos extraídos da técnica de detecção de descargas UV a partir de vídeos das descargas nos isoladores por meio da utilização de técnicas de processamento digital de imagens (PDI);
- Avaliar os atributos extraídos da técnica de detecção de ruídos ultrassônicos a partir de amostras de RU por meio de técnica baseada em Vetores de Energia dos Centróides das Sub-Bandas Espectrais (VECSE);
- Analisar e implementar algoritmos de aprendizado de máquina no pré-processamento, divisão não supervisionada do banco de dados e na classificação dos isoladores.

1.3. CONTRIBUIÇÕES

A seguir são apresentadas as principais contribuições previstas nesta pesquisa:

- Classificação do estado de degradação de isoladores poliméricos de forma automática, independente da experiência do profissional responsável pela inspeção;
- A proposição de um método de classificação das condições operacionais de isoladores baseado em detecções de UV, de ruído ultrassônico e da emissão infravermelha.

1.4. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

No Capítulo 2 é apresentada a fundamentação teórica. Dentre os assuntos abordados, são discutidos os principais conceitos no que se refere a isoladores poliméricos, técnicas de monitoramento e a ferramentas de aprendizado de máquina utilizadas em algoritmos de divisão de banco de dados e de classificação.

No Capítulo 3 a revisão bibliográfica é descrita. Realiza-se uma análise dos principais trabalhos relacionados a diferentes técnicas de inspeção de isoladores, combinadas ou não com técnicas automáticas de classificação. No final do capítulo é apresentado um quadro sinóptico em que se apresenta as contribuições de cada trabalho analisado e o diferencial desta pesquisa com relação aos estudos que constam na literatura.

Os materiais empregados e os métodos utilizados nos ensaios em laboratório, extração dos atributos e na classificação dos isoladores são apresentados no Capítulo 4. Na sequência, são apresentados no Capítulo 5 os resultados obtidos nesta pesquisa e suas respectivas análises e discussões.

No Capítulo 6 são apresentadas as considerações finais e as etapas futuras que serão propostas para continuação da linha de pesquisa.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são descritos os principais tópicos que fundamentam o entendimento da pesquisa, iniciando-se por isoladores poliméricos, suas características construtivas, vantagens, desvantagens e principais formas de degradação. Também são descritas as técnicas de inspeção utilizadas no desenvolvimento do trabalho: inspeção visual, termovisão, radiação ultravioleta e ruído ultrassônico. Ao final, apresenta-se a teoria sobre os algoritmos de aprendizado de máquina abordados no trabalho: *k-means*, *undersampling* e redes neurais artificiais.

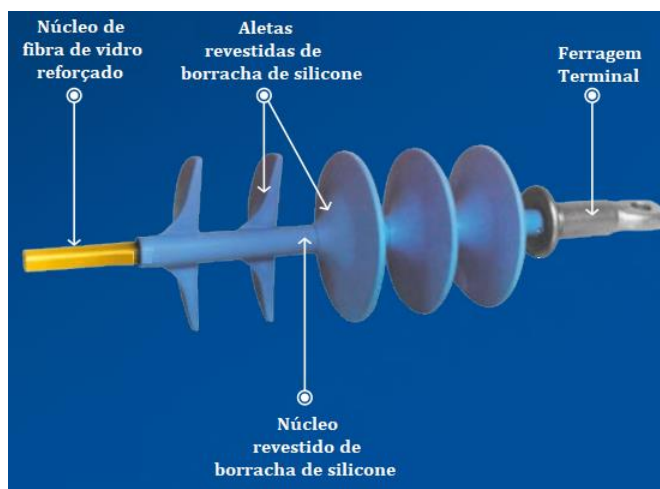
2.1. ISOLADORES POLIMÉRICOS

Os isoladores têm as funções de suportar mecanicamente condutores e isolar regiões de potenciais elétricos distintos. Em boas condições operacionais, os isoladores apresentam corrente de fuga pequena, isto é, apresentam baixas perdas e baixo risco de descargas superficiais (VOSLOO; MACEY; TOURREIL, 2008).

De forma geral, os isoladores devem ser capazes de operar satisfatoriamente sob condições normais e adversas. No contexto de isolação, as condições adversas englobam os surtos de manobra e as sobretensões atmosféricas, as quais podem ser agravadas por variações climáticas como: extremos de temperatura, chuva, poluição e outros (GORUR; CHERNEY; BURNHAM, 1999).

Os isoladores são compostos por materiais dielétricos e ferragens metálicas. O material dielétrico mais utilizado inicialmente era a porcelana, no entanto, com o surgimento do vidro temperado, os isoladores de vidro passaram a ganhar destaque. Em seguida, com o desenvolvimento de materiais poliméricos, os isoladores poliméricos rapidamente se popularizaram. Uma ilustração das partes constituintes de um isolador polimérico pode ser observada na Figura 1.

Figura 1: Partes constituintes de um isolador polimérico.



Fonte: (LAPP INSULATORS, 2019).

Os isoladores poliméricos apresentam como vantagens: facilidade de manuseio, instalação e fabricação, excelente desempenho sob poluição, resistência ao vandalismo, e hidrofobicidade. Entretanto, apesar da hidrofobicidade e das inúmeras características favoráveis, os isoladores poliméricos estão mais susceptíveis aos fenômenos de envelhecimento provocados por agentes ambientais e estresse elétrico (DINIZ, 2019).

O envelhecimento do isolador polimérico provoca o surgimento de degradações mais severas, como o trilhamento e erosão, que podem afetar a hidrofobicidade da superfície, aumentando a probabilidade da formação de descargas disruptivas superficiais e a diminuição da vida útil dos isoladores (ALBANO; WATERS; HADDAD, 2017).

2.1.1. DEGRADAÇÃO EM ISOLADORES POLIMÉRICOS

Os isoladores fabricados a base de polímero apresentam formas de degradação que não são comuns aos isoladores cerâmicos. Desse modo, instituições de pesquisa na área de transmissão apresentam guias contendo imagens e descrições de defeitos encontrados nos isoladores poliméricos, bem como a gravidade desses defeitos.

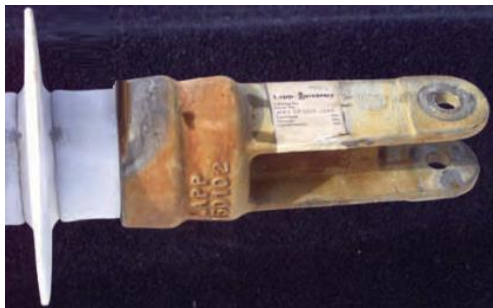
Institutos como o EPRI (*Electric Power Research Institute*) dos Estados Unidos e o STRI (*Swedish Transmission Research Institute*) da Suécia catalogam os defeitos de acordo com a parte do isolador que está danificada, sejam elas: aletas, revestimento do núcleo ou ferragens.

As degradações podem atingir apenas uma parte do isolador ou isolador como um todo, alguns exemplos listados pelos guias são: corrosão das ferragens, aletas despedaçadas, exposição do núcleo, fissuras, danos causados pela ação de animais, perfurações por tiros,

erosão, trilhamento e perda de coloração, essa última causada principalmente pela exposição à radiação ultravioleta. Imagens das degradações citadas podem ser observadas na Figura 2.

Figura 2: Degradações em isoladores poliméricos.

- (a) Corrosão de ferragem terminal, (b) aleta despedaçada, (c) exposição do núcleo,
(d) perfuração por tiro, (e) erosão e (f) perda de coloração



(a)



(b)



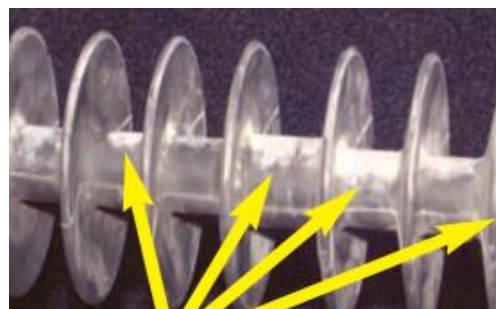
(c)



(d)



(e)



(f)

Fonte: (EPRI, 2006).

Outros casos de degradação, como por exemplo poluição em isoladores, poluição por limo e fraturas também são abordados nas classificações dos guias da EPRI e STRI (DINIZ, 2019; EPRI, 2006; STRI, 2005) e são analisados em diversos trabalhos na literatura (DERNFALK; GUBANSKI, 2004; DIAS, 2017; GUBANSKI et al., 2007; LEÓN et al., 2014; MELLO et al., 2009).

2.2. TÉCNICAS DE MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO

As inspeções de isoladores são realizadas rotineiramente em linhas de transmissão e distribuição com o objetivo de detectar não conformidades e analisá-las, definindo ações de acordo com o estado de contaminação e degradação, tais como a permanência do isolador na linha, a lavagem ou a substituição. As inspeções podem ser realizadas por meio de diversas técnicas, sejam elas: inspeção visual, medição de radiação ultravioleta, medição do ruído ultrassônico, medição de corrente de fuga, termovisão, entre outras.

Todos estes métodos exigem que as equipes de inspeção/manutenção percorram periodicamente toda a linha de transmissão para detectar isoladores com defeitos. A inspeção pode-se dar por via terrestre ou aérea (helicóptero), devidamente aparelhada. Estes tipos de inspeções são onerosas e muitas vezes demandam períodos de tempo longos. Além disso, os sinais coletados não são analisados de uma maneira automática (ADAMI, 2008; CAPELINI, 2011).

Nos tópicos a seguir são destacadas as técnicas de inspeção utilizadas neste trabalho.

2.2.1. INSPEÇÃO VISUAL

A técnica de inspeção visual consiste na técnica mais conhecida e empregada no monitoramento de isoladores, principalmente devido a sua praticidade e especificações consolidadas. A inspeção visual consiste na análise terrestre ou aérea do isolador a olho nu ou por meio de câmeras ou binóculos, com o objetivo de identificar defeitos ao longo do isolador. Entretanto, a análise é subjetiva e condicionada à experiência dos colaboradores envolvidos na atividade. Imagens de inspeções visuais sendo realizadas são apresentadas na Figura 3.

Figura 3: Inspeção visual (a) terrestre e (b) aérea.



(a)



(b)

Fonte: (a) (EPRI, 2006) (b) (HSENERGIA, 2019).

Existem dois tipos de inspeção visual, a diurna e a noturna, cada uma com objetivos específicos. Na inspeção diurna são verificadas características relacionadas à integridade física

dos isoladores, ou cadeias, como trilhamento, exposição do núcleo, excesso de poluição, oxidação, entre outros. Já na inspeção visual noturna, o foco é examinar o componente com objetivo de detectar a ocorrência de alguma anomalia operacional, como por exemplo, centelhamentos e corona. Sendo assim, na inspeção noturna, deve-se haver a presença mínima de fontes de luz, sendo recomendada sua realização na época de lua nova e com umidade do ar acima de 90% (ROCHA, 2019).

Apesar de uma metodologia simples e prática, a avaliação apenas visual não considera o grau de desempenho do isolador degradado que supostamente não é retirado de serviço, tampouco estima qual seria a sua vida útil remanescente. Portanto, com o objetivo de associar confiabilidade e precisão ao diagnóstico é fundamental a presença de outros procedimentos de inspeção (DINIZ, 2019).

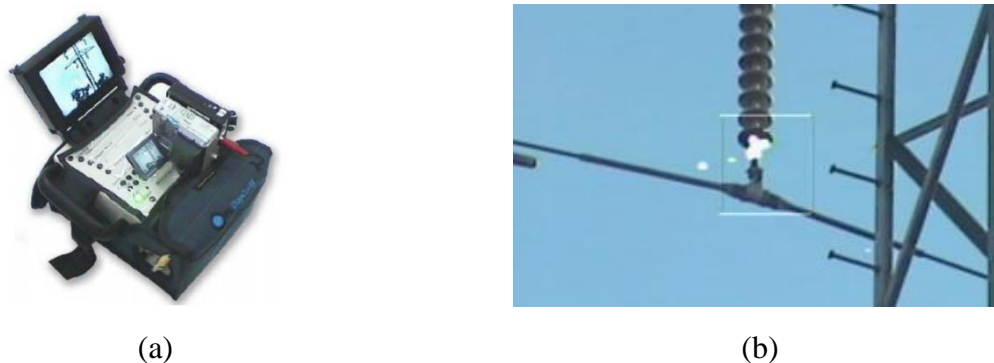
2.2.2. DETECÇÃO DE RADIAÇÃO UV

A presença de defeitos em isoladores poliméricos pode provocar distorção no campo elétrico, o que produz manifestações de formas variadas, como descargas ultravioletas e ruídos ultrassônicos. Essas descargas podem ser transitórias ou estáveis e são conhecidas como descargas corona. O fenômeno é de particular importância para engenharia de alta tensão, visto que a aparição de campos elétricos não uniformes é inevitável (KUFFEL; ZAENGL; KUFFEL, 2000).

As descargas corona emitem irradiação na faixa de comprimentos de onda correspondente ao espectro ultravioleta, os quais variam entre 230 e 405 nm. Como essas descargas não podem ser vistas a olho nu, utilizam-se câmeras apropriadas para realização da inspeção.

Os equipamentos detectores de corona captam a irradiação emitida entre 240 e 280 nm, que apesar de ser uma faixa em que a intensidade de emissão é relativamente menor, é justamente a faixa em que a radiação UV proveniente do sol é filtrada pela camada de ozônio (BRITO, 2017). A fotografia de uma câmera de detecção UV e uma imagem capturada pelo detector podem ser observadas na Figura 4.

Figura 4: (a) Fotografia do Daycor II e (b) imagem capturada por detector UV.



Fonte: (a) (BARROS, 2011) (b) (BEZERRA *et al.*, 2012).

Adicionalmente, pesquisas utilizam processamento digital de imagens para analisar imagens e vídeos com o objetivo de melhorar, ou enfatizar, aspectos visuais, possibilitando e fornecendo, ao analista humano, informações para uma interpretação mais precisa do estado operacional dos isoladores (BRITO, 2017; GUEDES *et al.*, 2015; LV *et al.*, 2012; RIBEIRO, 2017; SAVVA; ALBANO, 2020; WANG; LV; LIU, 2014).

2.2.3. RUÍDO ULTRASSÔNICO

A inspeção de isolamentos empregando ruídos acústicos baseia-se em um efeito mecânico das descargas elétricas. As descargas corona que ocorrem nas redondezas de isoladores poluídos e defeituosos resultam em liberação localizada e praticamente instantânea de energia. Esta energia produz calor, ruído acústico em várias frequências audíveis e ultrassônicas, e ruído eletromagnético. A amplitude de uma onda acústica criada por uma única descarga é proporcional à raiz quadrada da energia mecânica liberada na descarga (LUNDGAARD, 1992).

Os equipamentos detectores de ruído ultrassônico utilizados em inspeções, em geral, permitem um foco para detecção do RU, com boa direcionalidade e intensificação do sinal. O seu ângulo visual forma uma região cônica de detecção que varia com o ângulo de abertura do equipamento (UE Systems, 2014). A fotografia de um detector de ultrassom e uma imagem de uma inspeção em campo podem ser observadas na Figura 5.

Figura 5: (a) Fotografia do kit do Ultraprobe 2000 (b) Inspeção em campo de linha de 230 kV.



(a)



(b)

Fonte: (a) (FLORENTINO, 2015) (b) Autoria própria.

Diante das vantagens dessa técnica de inspeção, pesquisas surgiram com o objetivo de desenvolver técnicas de extração de atributos significativos dos sinais acústicos. As técnicas de processamento de sinais auxiliam na tomada de decisão nas medições das emissões acústicas. Aliados a estas técnicas, estão os algoritmos de classificação de padrões, que resultam na determinação do estado operacional dos isoladores (FERREIRA, 2011; FLORENTINO et al., 2019; SOPELSA NETO et al., 2021; STEFENON et al., 2019).

2.2.4. TERMOVISÃO

A termografia consiste em uma das técnicas mais utilizadas no diagnóstico de isoladores, principalmente poliméricos, pois é capaz de identificar defeitos internos, além de poder ser aplicada também a outros equipamentos do sistema elétrico, o que representa uma motivação a mais para aquisição por parte das empresas.

A câmera de infravermelho captura o perfil da temperatura ao longo do isolador por meio da aquisição da radiação infravermelha emitida, que é convertida em escala de cores. Assim, as imagens térmicas obtidas podem ser diagnosticadas de acordo com a escala de cor associada à temperatura (DA COSTA et al., 2009; NERI, 2005).

Na Figura 6 pode ser observada a imagem de um termovisor comercial e de uma imagem termográfica de um isolador polimérico de 138 kV.

Figura 6: (a) Câmera termográfica T620 FLIR e (b) imagem termográfica de um isolador polimérico de 138 kV.



(a)

(b)

Fonte: (a) (FLIR, 2019) (b) Autoria própria.

A termografia permite a verificação da distribuição de temperatura ao longo de todo o isolador. Vários pesquisadores recomendam o uso da técnica, seja de maneira independente (SOUZA, 2016) ou combinada com outras técnicas. Além disso, ferramentas de processamento digital de imagens e classificação automática podem ser utilizadas (MATHIAS; ALBANO; ROBSON, 2019; RIBEIRO, 2017; TAO et al., 2020), com o objetivo de melhorar a eficiência da técnica e torná-la menos subjetiva.

2.3. APRENDIZADO DE MÁQUINA

A Inteligência Artificial (IA) é a área que desenvolve sistemas computacionais inteligentes, isto é, sistemas que exibem características associadas com inteligência manifestada pelo comportamento humano, tais como compreensão da linguagem, aprendizado e resolução de problemas (ABU-MOSTAFA; MAGDON-ISMAIL; LIN, 2017).

O Aprendizado de Máquina (AM) consiste em uma subárea da IA dedicada ao desenvolvimento de algoritmos e técnicas que permitem ao computador aprender e que se preocupa com o raciocínio indutivo, extraindo regras e padrões de grandes conjuntos de dados (programas que aprendem por experiência) (CAMPOS NETO, 2016).

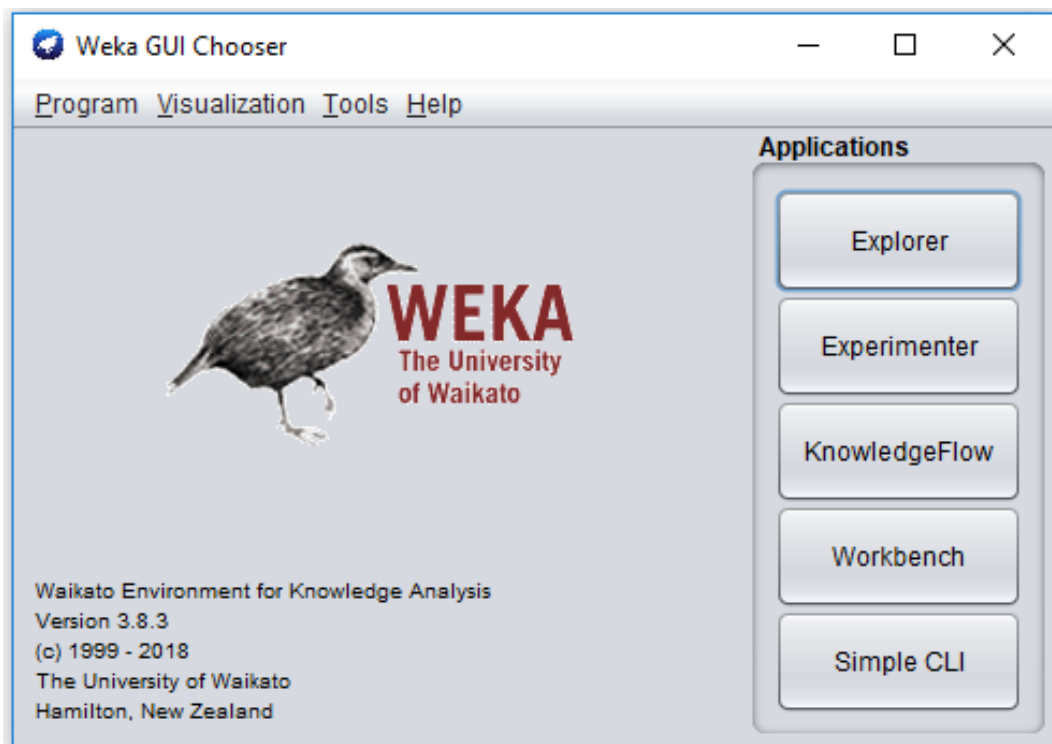
Normalmente o estado de degradação de um isolador é determinado por meio da interpretação de um colaborador e condicionado à sua experiência e ao uso das técnicas disponíveis, o que torna o procedimento lento, subjetivo, não universal. Neste trabalho o aprendizado de máquinas é utilizado como ferramenta para realização do principal objetivo do procedimento de inspeção de um isolador, que consiste na classificação do estado de degradação.

O processo de classificação por meio de um algoritmo de aprendizado de máquina ocorre com a submissão de um conjunto de treinamento (atributos) a um determinado algoritmo de classificação, que aprende com os exemplos e cria um modelo. O modelo é aferido por outro conjunto de teste. Após esta etapa, o modelo encontra-se avaliado objetivamente em relação ao seu desempenho como classificador e pode ser empregado para classificar novas entradas.

Com o objetivo de tornar o processo de diagnóstico de isoladores independente da experiência do profissional responsável pela manutenção, implementa-se neste trabalho a classificação automática por meio do software *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (Weka), que consiste em um software de código aberto e gratuito, qual é possível implementar uma gama de algoritmos de aprendizado de máquina para tarefas de mineração de dados.

O software consiste em uma plataforma desenvolvida pela Universidade de Waikato, na Nova Zelândia e abrange o processo de mineração de dados desde a preparação dos dados de entrada, avaliação de esquemas de aprendizado, visualização dos dados de entrada e resultados. Na Figura 7, é apresentada tela de inicialização do Weka.

Figura 7: Janela inicial do Weka.



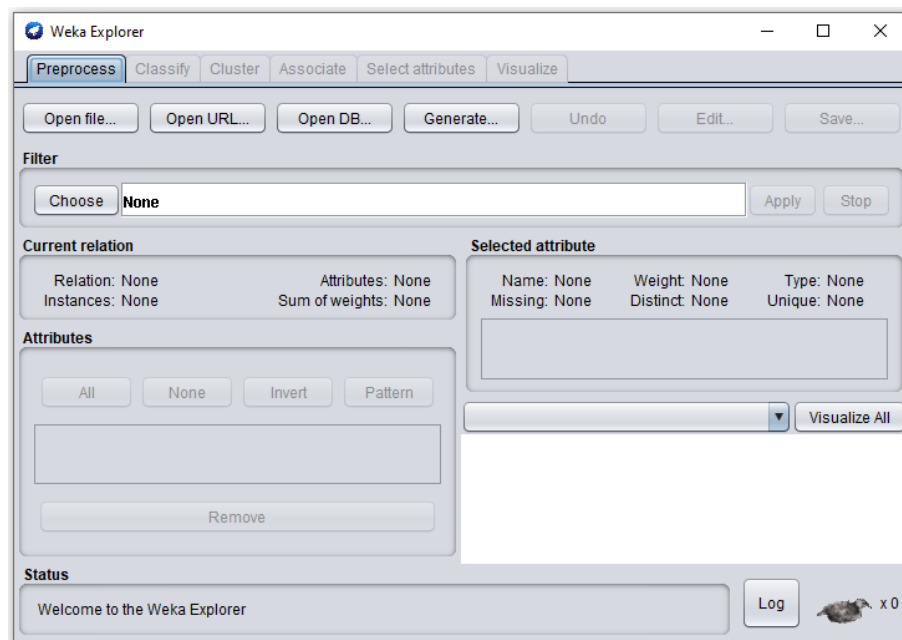
Fonte: (GRANATYR, 2021).

O Weka é dividido em abas, a primeira aba consiste na aba de pré-processamento em que inicialmente é inserido o banco de dados em arquivo *arff*, enquanto que as outras abas são destinadas a execução do software que possibilita a implementação de algoritmos de:

- Classificação: *naive bayes*, árvores de decisão, *random forest*, regras, regressão logística, máquinas de vetores de suporte (MVS), redes neurais artificiais, avaliação de algoritmos e combinação e rejeição de classificadores;
- Regressão: regressão linear simples e múltipla, polinomial, árvores de decisão, *random forest*, vetores de suporte e redes neurais artificiais;
- Agrupamento: *k-means* e agrupamento hierárquico.

Na Figura 8 pode-se visualizar as abas do Weka, com destaque para a aba de Pré-processamento, etapa em que ocorre a inserção da base de dados, consiste na primeira etapa a ser realizada e condicional para a execução de todas as outras.

Figura 8: Aba de pré-processamento do Weka.



Fonte: (GRANATYR, 2021).

No tópico a seguir é apresentada a análise de *boxplot*, utilizada na pesquisa para identificação de *outliers* que são dados que se diferenciam drasticamente de todos os outros e podem enviesar negativamente todo o resultado de uma análise, por isso, devem ser retirados antes da inserção do banco de dados no algoritmo de divisão não supervisionada.

2.3.1. ANÁLISE *BOXPLOT*

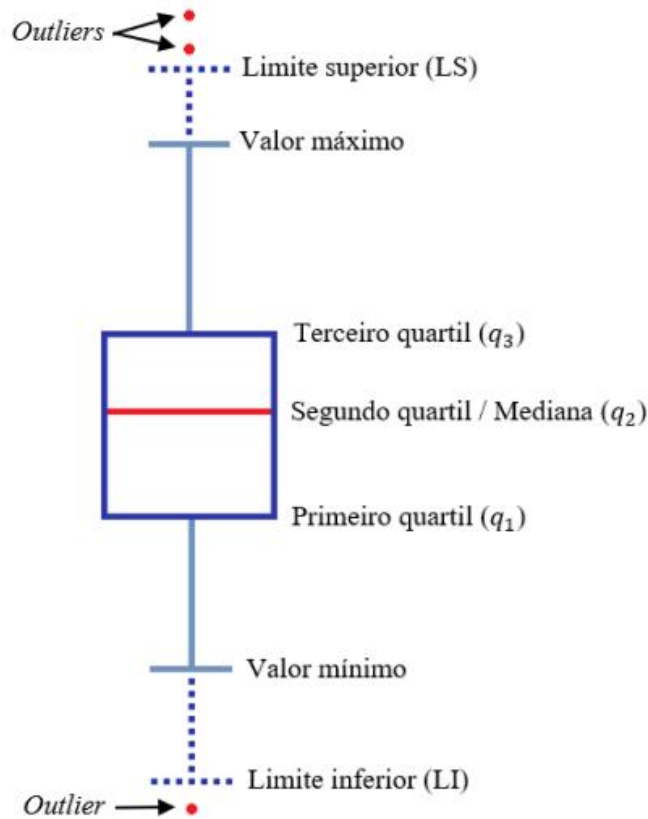
A análise de *boxplot* fornece graficamente informações que caracterizam um conjunto de dados, como a mediana, espalhamento, simetria e a identificação de valores atípicos.

Um *boxplot* é definido a partir dos seguintes valores:

- **Primeiro quartil (q_1):** Valor abaixo do qual encontram-se 25% dos valores do conjunto de dados;
- **Segundo quartil ou mediana (q_2):** Valor abaixo do qual encontram-se 50% dos valores do conjunto de dados. Pode ser utilizado para representar o comportamento geral dos dados;
- **Terceiro quartil (q_3):** Valor a baixo do qual encontram-se 75% dos valores do conjunto de dados;
- **Intervalo interquartil (IIQ):** Diferença entre o terceiro e o primeiro quartil ($q_3 - q_1$). Pode ser interpretado como uma métrica da dispersão dos dados;
- **Limite superior (LS):** Valor acima do qual os dados são considerados *outliers*. É definido como $(q_3 + 3(q_3 - q_1))$;
- **Limite inferior (LI):** Valor abaixo do qual os dados são considerados *outliers*. É definido como $(q_1 - 3(q_3 - q_1))$;
- **Valor máximo:** Maior valor do conjunto de dados abaixo do limite superior;
- **Valor mínimo:** Menor valor do conjunto de dados acima do limite inferior;
- **Outlier:** Valor atípico, definido como qualquer valor acima do limite superior ou abaixo do limite inferior.

Em um *boxplot*, os valores supracitados são exibidos em orientação vertical ou horizontal. Na Figura 9, um exemplo típico de um *boxplot* vertical é ilustrado.

Figura 9: Representação típica de um gráfico de *boxplot* vertical.



Fonte: (OLIVEIRA, 2019).

A análise de *boxplot* se mostra ideal para avaliação dos atributos que compõem o banco de dados montado nesta pesquisa, principalmente na identificação de *outliers*, retirados antes da inserção do banco de dados no algoritmo de divisão não supervisionada, apresentado a seguir.

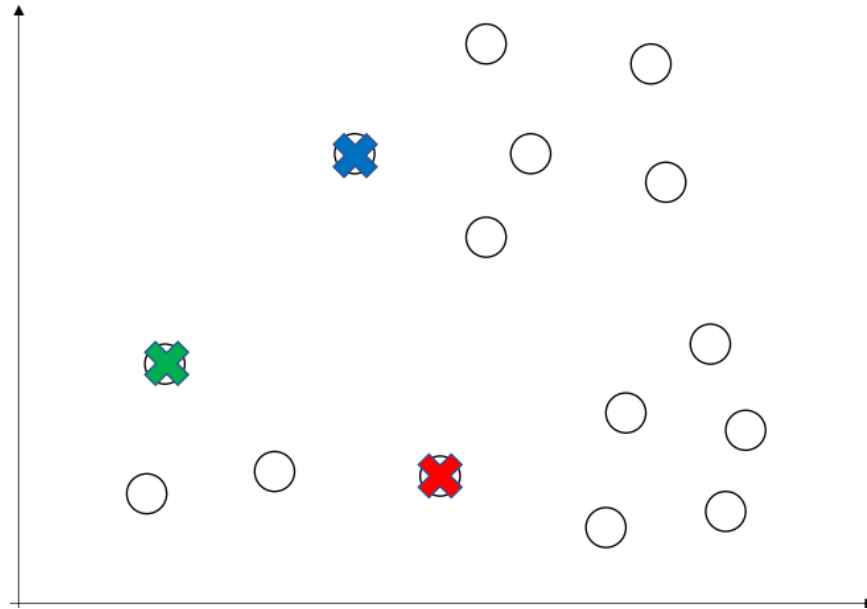
2.3.2. K-MEANS

O *K-means* consiste em um algoritmo de aprendizado de máquina baseado em aprendizado não supervisionado que agrupa dados em grupos com características similares, em que a quantidade de grupos é o parâmetro K (CHEN; CHIEN, 2009). O algoritmo atribui a cada amostra a classe do centróide mais próximo, e escolhe o centróide do cluster como a média dos pontos que foram atribuídos a ele. O algoritmo termina quando as atribuições ao cluster não se alteram, momento em que é atingido o ponto de convergência do mesmo (KANUNGO et al., 2002).

O algoritmo pode ser melhor entendido por meio do exemplo apresentado a seguir. Na Figura 10, pode-se observar um banco de dados com 15 amostras, em que se pretende dividir em três grupos. Inicialmente é realizada a inicialização do algoritmo em que é informado o número de grupos em que se pretende dividir o banco de dados, dado este número, o primeiro

centróide é selecionado aleatoriamente, enquanto os outros são selecionados com base na distância para o primeiro.

Figura 10: Inicialização do algoritmo *K-means*.



Fonte: (GRANATYR, 2021).

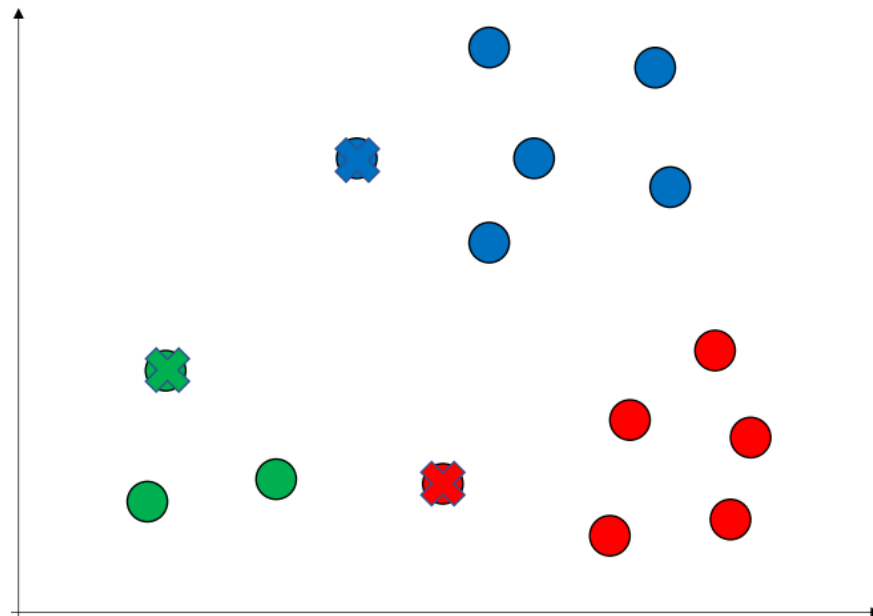
Após a inicialização, é calculada a distância euclidiana de cada amostra para cada centróide, conforme apresentado na equação (1).

$$DE(x, y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2}, \quad (1)$$

em que, x e y são as coordenadas cartesianas e i consiste em um índice que depende da dimensão do banco de dados.

A classe da amostra será igual a do centróide mais próximo. Na Figura 11 pode-se visualizar a primeira iteração do algoritmo.

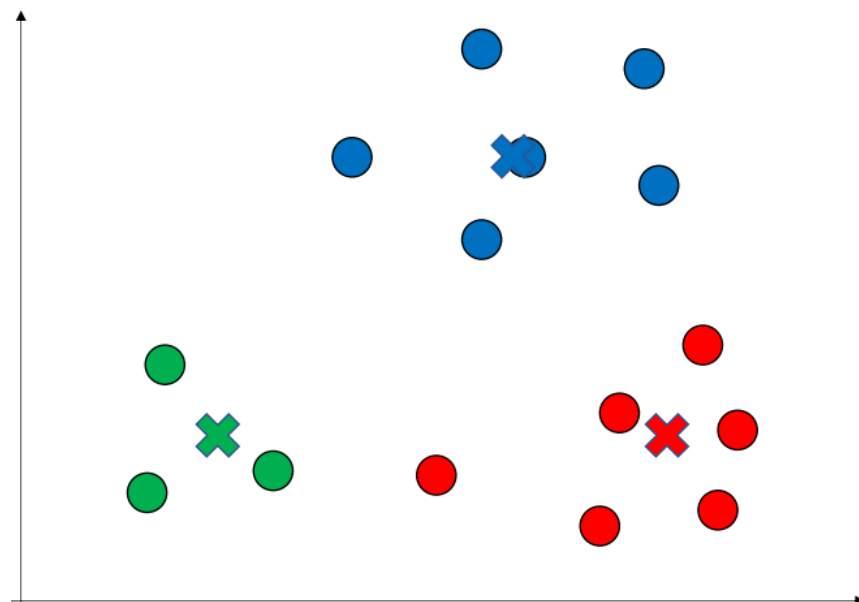
Figura 11: Atribuição das classes para cada amostra.



Fonte: (GRANATYR, 2021).

Na sequência, é realizado o reposicionamento do centróide, o qual é alcançado por meio da média aritmética das amostras pertencentes à classe do centróide, conforme visualizado na Figura 12.

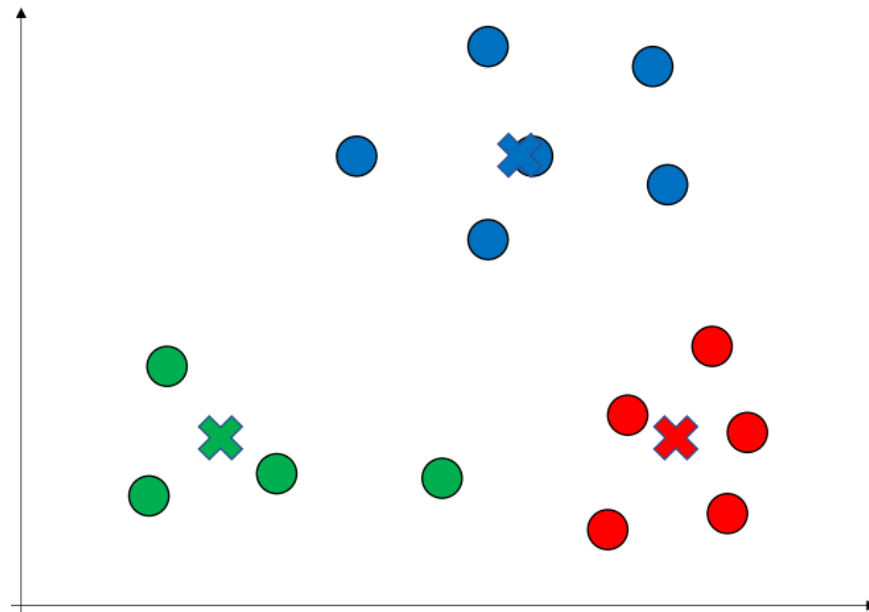
Figura 12: Reposicionamento dos centróides.



Fonte: (GRANATYR, 2021).

Após o reposicionamento, é realizado novamente o cálculo da distância euclidiana de cada amostra para cada centróide e novamente são atribuídas as classes das amostras, conforme apresentado na Figura 13.

Figura 13: Nova atribuição das classes para cada amostra.



Fonte: (GRANATYR, 2021).

O algoritmo termina quando as atribuições ao cluster não se alteram, momento em que é atingido o ponto de convergência do mesmo. Diante do exposto, pode-se notar que todas as amostras serão automaticamente atribuídas a um grupo, de forma não supervisionada, o que consiste em uma vantagem, porém, tem-se a desvantagem da presença de *outliers* distorcer significativamente a divisão dos grupos.

A divisão realizada de acordo com a distância euclidiana, o que não garante que todas as classes vão possuir o mesmo número de amostras, assim, o banco de dados pode ficar desbalanceado pode ser considerado com fator negativo. Uma maneira de corrigir esse fator é a utilização de algoritmos de balanceamento, como por exemplo o *undersampling*, apresentado na seção a seguir.

2.3.3. UNDERSAMPLING

As técnicas de aprendizado de máquina geralmente falham ou oferecem desempenho enganosamente otimista em conjuntos de dados de classificação que apresentam uma distribuição de classe desequilibrada. O motivo é que muitos algoritmos de aprendizado de máquina são projetados para operar com dados de classificação com um número igual de observações para cada classe. Quando esse não é o caso, os algoritmos podem aprender que os poucos exemplos de classes minoritárias não são importantes e podem ser ignorados para obter um bom desempenho (BRANCO; TORGO; RIBEIRO, 2015).

Embora frequentemente descrito em termos de problemas de classificação de duas classes, o desequilíbrio de classe também afeta os conjuntos de dados com mais de duas, podendo ocorrer várias classes minoritárias ou múltiplas majoritárias. Um dos principais problemas dos conjuntos de dados de classificação desequilibrados é que os algoritmos de aprendizado de máquina não apresentam um bom desempenho nesse grupo (PIEADADE, 2020).

Algoritmos de aprendizado de máquina dependem da distribuição de classes no conjunto de dados de treinamento para avaliar a probabilidade de observar exemplos em cada classe quando o modelo for usado para fazer previsões. Nesse sentido, algoritmos de aprendizado de máquina, como árvores de decisão, algoritmo do vizinho mais próximo e redes neurais, aprenderão que a classe minoritária não é tão importante quanto a classe majoritária, dedicando mais atenção à classe majoritária (FERNÁNDEZ et al., 2019)

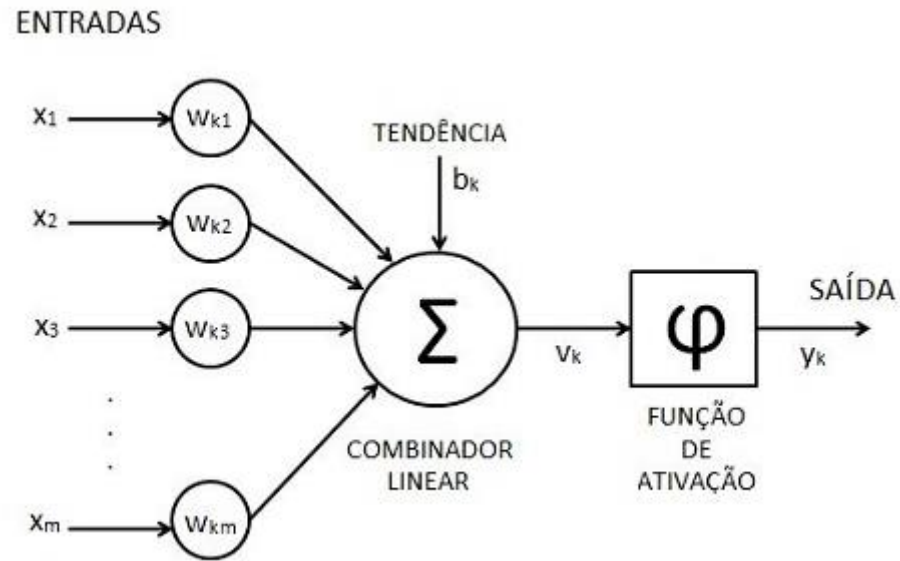
Uma forma de corrigir este desbalanceamento é a utilização do *undersampling*, o qual consiste em um algoritmo que reduz o desbalanceamento de um banco de dados, eliminando aleatoriamente entradas da classe com maior número de amostras, preservando assim as características das classes minoritárias. Na próxima seção, tem-se a apresentação do algoritmo de aprendizado de máquina utilizado para classificação nessa pesquisa, as redes neurais artificiais.

2.3.4. REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

As redes neurais artificiais (RNA) são modelos de processamento de informação inspirados na estrutura física natural do cérebro humano. A sua capacidade é alcançada a partir de um estágio de aprendizado (treinamento), em que o conhecimento sobre a aplicação é passado por meio de exemplos (SILVA et al., 2005). Outra característica importante é a generalização quando se avaliam com sucesso outros padrões similares, mas não necessariamente idênticos aos utilizados durante o aprendizado (HAYKIN, 2001).

Inspirado no neurônio biológico, o neurônio artificial pode ser definido como a unidade de processamento fundamental de uma RNA. Sua representação gráfica pode ser visualizada na Figura 14.

Figura 14: Neurônio artificial não-linear.



Fonte: (HAYKIN, 2001).

O neurônio artificial recebe os sinais a serem processados por meio de conexões denominadas de sinapses. Estes sinais são ponderados pelos pesos sinápticos, que podem assumir valores positivos ou negativos. Os sinais ponderados são enviados a um somador (combinador linear) e o resultado, que pode ter seu valor deslocado pela tendência (bias), e limitado pela função de ativação que pode assumir diversas formas, como por exemplo: função de limiar, função linear por partes e função sigmoide (CAPELINI, 2011). O neurônio pode ser representado pelas equações (2) e (3):

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (2)$$

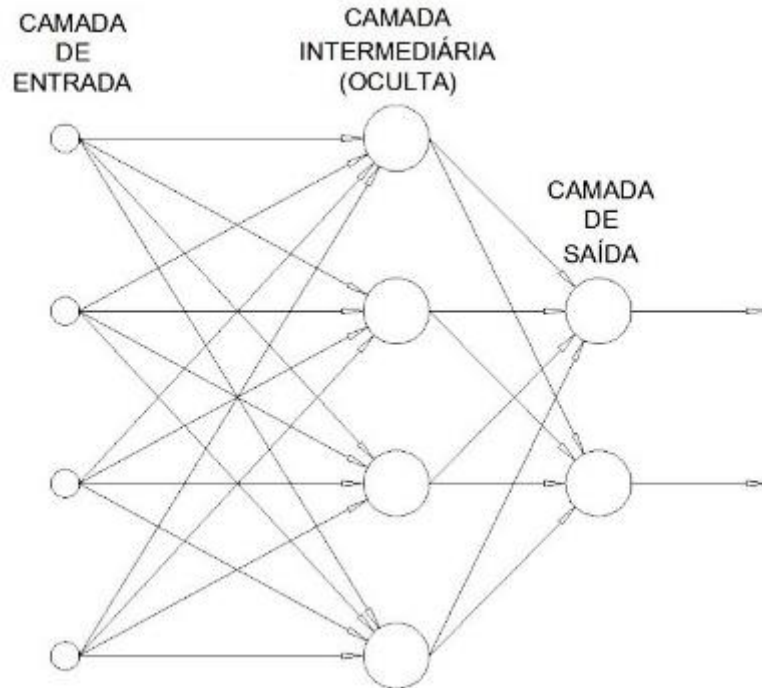
$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (3)$$

em que, k é o neurônio que compõe determinada rede neural, x_j são os sinais de entrada, w_{kj} são os pesos sinápticos do neurônio, u_k é a combinação linear das entradas, b_k é a tendência e φ é a função de ativação, como pode ser observado na Figura 14.

A forma como os neurônios estão conectados define a arquitetura de uma RNA. Na Figura 15 é mostrada uma arquitetura típica de uma RNA, uma rede *Multi-Layer Perceptron*, muito utilizada em problemas de reconhecimento de padrões. Nesta rede, os neurônios são organizados em camadas consecutivas. A camada que recebe os dados é denominada de camada de entrada, a última camada é chamada de camada de saída e representa o resultado final do

processamento da rede. Entre as camadas de entrada e saída, pode haver uma sequência de camadas, conhecidas como camadas ocultas (PIEDADE, 2020).

Figura 15: Arquitetura de uma RNA com múltiplas camadas.



Fonte: (CAPELINI, 2011).

As RNA utilizam, geralmente, bases de dados divididas em unidades de treinamento, validação e teste para visualização do seu comportamento segundo critérios de acerto. Durante a etapa de treinamento, uma parcela dos padrões de dados é apresentada sucessivas vezes à RNA em iterações (épocas) de aprendizado. A validação é utilizada para supervisionar o desenvolvimento da capacidade de generalização da rede durante a fase de treinamento. O teste é aplicado ao final da etapa de aprendizado para verificar a qualidade do aprendizado da rede (FLORENTINO, 2015).

2.4. SÍNTESE DO CAPÍTULO

Neste capítulo foram descritos os principais tópicos que fundamentam o entendimento da pesquisa, com destaque para os isoladores poliméricos, em que foram descritas suas características construtivas, vantagens, desvantagens e principais formas de degradação.

As técnicas de inspeção de isoladores que serão utilizadas no desenvolvimento da pesquisa foram apresentadas: inspeção visual, detecção de radiação ultravioleta, detecção de ruído ultrassônico e termografia infravermelha.

A teoria sobre os algoritmos de aprendizado de máquina que serão utilizados no trabalho foram abordados, com destaque para a análise *boxplot* utilizada no pré-processamento dos dados, o algoritmo *k-means* utilizado na divisão não supervisionada do banco de dados, o *undersampling* utilizado no balanceamento do banco de dados e por fim as redes neurais artificiais destinadas a realização da classificação dos isoladores.

No próximo capítulo será apresentada a revisão bibliográfica, com análises e constatações dos trabalhos mais relevantes relacionados ao tema da pesquisa.

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo é apresentada a revisão bibliográfica do tema em estudo. Para tanto, são abordados os principais trabalhos relacionados às diferentes técnicas de inspeção de isoladores, combinadas ou não com técnicas automáticas de classificação. Para se obter melhor organização textual, o capítulo foi dividido em 2 seções. Na seção 3.1 são apresentados os principais trabalhos relatados na literatura sobre as seguintes técnicas: inspeção visual, medição da corrente de fuga, detecção de ruídos ultrassônicos, radiação ultravioleta e termografia infravermelha. Na seção 3.2 é apresentada uma síntese dos trabalhos abordados, com um quadro sinóptico que resume as contribuições das pesquisas mais importantes, inclusive as contribuições desta pesquisa são destacadas.

3.1. CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE ISOLADORES

A inspeção de isoladores poliméricos é de grande importância para identificação de potenciais riscos de falhas causados por condições adversas de operação e para estimativa do estado de conservação/degradação/poluição destes ativos.

Deste modo, novas tecnologias e metodologias para análise de isoladores são recorrentemente pesquisadas por fabricantes de isoladores, transmissoras, distribuidoras e instituições de pesquisa, com o objetivo de reduzir custos, elevar a segurança e o nível de confiabilidade no diagnóstico.

Com o objetivo de facilitar o entendimento do leitor, a apresentação da revisão bibliográfica será dividida por inspeções invasivas e não invasivas. Dentre os métodos invasivos, o mais utilizado consiste na medição da corrente de fuga, em que é monitorada a corrente do isolador. Um aumento na corrente de fuga corresponde a uma redução na capacidade de isolamento, por isso o resultado é facilmente interpretado.

3.1.1 MEDIÇÃO DA CORRENTE DE FUGA

As primeiras pesquisas analisaram a corrente de fuga em isoladores, em termos de: forma de onda, análise de harmônicos e análise no domínio da frequência (FERNANDO; GUBANSKI, 1999; KARADY; AMARH, 1999; KUMAGAI; YOSHIMURA, 2004; SUDA, 2001; SUDA, 2005). Conforme o estado da arte foi avançando, autores verificaram que

diferentes padrões eram apresentados dependendo da poluição, da degradação e do defeito que os isoladores apresentavam. Assim uma tendência natural foi inserir classificadores automáticos, com o objetivo de reduzir a subjetividade do profissional encarregado pela inspeção.

Um dos primeiros trabalhos na área foi desenvolvido por Fernando e Gubanski (1999) em que os autores realizaram análises dos padrões de corrente de fuga de isoladores envelhecidos naturalmente e amostras de materiais contaminados artificialmente. Os autores observaram um comportamento não linear da corrente de fuga e atribuíram esse comportamento à hidrofobicidade da superfície e ao estresse elétrico. Além disso, os autores utilizaram com sucesso redes neurais para reconhecimento dos padrões de corrente de fuga e para estimação do seu conteúdo harmônico (FERREIRA et al., 2010; GAO et al., 2019).

A análise do estado operacional de isoladores por corrente de fuga é invasiva e não será utilizada neste trabalho, pois este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de uma metodologia não invasiva, contribuindo para a segurança dos profissionais envolvidos na atividade. Além disso, outro fator negativo na inspeção por corrente de fuga consiste na instalação de sensores de corrente em grande quantidade devido às centenas de quilômetros de linhas de transmissão, o que inviabiliza o seu emprego em larga escala.

3.1.2 INSPEÇÃO VISUAL

A técnica de inspeção visual apresenta-se como inspeção não invasiva ou invasiva, dependendo do modo de execução. A inspeção utilizando técnicas de inspeção na linha realizando a remoção de isoladores pode ser classificada com inspeção invasiva, contudo quando realizada em solo ou aérea se caracteriza como inspeção não invasiva.

A partir da utilização da técnica de inspeção visual, é possível identificar o nível de hidrofobicidade, a degradação, os danos na superfície de isoladores, a incidência de poluição, a exposição do núcleo e os defeitos na interface entre o núcleo, o revestimento e a ferragem.

A técnica é amplamente utilizada desde o surgimento dos isoladores. Em termos de isoladores poliméricos, Burnham (1998) desenvolveu um guia intitulado “Identificação visual de isoladores poliméricos danificados” com o objetivo de reduzir a subjetividade e empregar uma metodologia padrão. Institutos de pesquisa STRI (2005) e EPRI (2006) seguiram o mesmo caminho e elaboraram guias de inspeção práticos com fotos de isoladores defeituosos, identificando o defeito. Ao final, os guias estabelecem uma classificação do estado de degradação do isolador e recomendam uma ação de acordo com a severidade dos defeitos identificados, como pode ser observado na Figura 16.

Figura 16: Níveis de degradação de isoladores.

Classificação	Definição
A	Bom ou similar a novo. Nenhuma ação é requerida.
B	Pequeno grau de dano, desgaste, decadência. Monitorar danos futuros.
C	Moderado grau de dano, desgaste, decadência. Considerar substituição.
D	Alto grau de dano, desgaste, decadência. Remover o isolador polimérico de operação.

Fonte: Adaptado de (EPRI, 2006).

Outro trabalho que merece destaque é Domingues (2012), no qual se apresenta um roteiro de como deve ser feita a classificação do estado de degradação de isoladores poliméricos por meio de inspeção visual.

Com objetivo de fornecer uma ferramenta que auxilie na tomada de decisões de gestores de ativos, a autora apresentou em sua tese um estudo detalhado de mecanismos de falhas em isoladores poliméricos e mostrou mapas de classificações visual que podem ser usados para monitorar efetivamente os isoladores durante sua vida útil.

Ao analisar os guias de inspeção STRI (2005) e EPRI (2006) e o trabalho de Domingues (2012), pode-se afirmar que a inspeção visual apresenta vantagens relacionadas à simplicidade e à rapidez da sua execução, porém consiste em uma metodologia subjetiva e depende da experiência do profissional responsável pela inspeção.

3.1.3 DETECÇÃO DE RUÍDOS ULTRASSÔNICOS

A técnica de detecção de ruídos ultrassônicos, consiste em uma técnica não invasiva baseada no efeito mecânico provocado pelas descargas elétricas. Na aplicação em isolamentos elétricos, uma das pesquisas pioneiras foi realizada por Abdel-Salam e outros (2001), na qual os autores utilizaram a detecção de ruído ultrassônico na localização de pontos com alta probabilidade de falhas em linhas de distribuição e conseguiram diferenciar ruídos obtidos de isoladores poluídos e pontas de condutores soltas. Como ponto falho, destaca-se que os autores não extraíram atributos e realizaram uma análise subjetiva com base nos áudios capturados.

A diferenciação dos padrões das descargas geradas por isoladores de vidros em operação foi investigada por Bezerra (2004), na qual o autor apresentou formas de caracterizar os

atributos dos sinais monitorados por meio de técnicas de processamento digital de sinais, atributos estatísticos e transformações de Fourier e *wavelet*. A pesquisa apresenta evolução em relação à Abdel-Salam e outros (2001) devido à extração de atributos, porém também apresenta como ponto falho a análise subjetiva dos atributos obtidos. Assim, uma tendência natural foi inserir classificadores automáticos, com o objetivo de reduzir a subjetividade do profissional encarregado pela inspeção (PEI et al., 2008; SHURRAB et al., 2012).

A técnica de detecção de ruídos ultrassônicos (RU) foi aplicada à detecção do efeito Corona em Ferreira e outros (2012). Os autores realizaram a avaliação do nível de poluição de isoladores de vidro em laboratório e outros equipamentos elétricos em campo. Os autores utilizaram o algoritmo dos Vetores de Energia dos Centróides das Sub-bandas Espectrais (VECSE) para extração de atributos das emissões acústicas e redes neurais artificiais para classificação do ruído, alcançando taxas de acerto superiores a 80%.

Dando continuidade a pesquisa, Florentino e outros (2019) realizaram classificações em relação ao estado de poluição e à degradação de isoladores poliméricos de 230 kV em laboratório. A pesquisa consiste em um avanço em relação à pesquisa desenvolvida por Ferreira e outros (2012) e apresenta uma equação que calcula o valor médio da frequência do centróide dos VECSE para cada condição de degradação de isoladores. Ferreira e outros (2012) e Florentino e outros (2019) apresentam como ponto falho a baixa quantidade de isoladores utilizados e a utilização da inspeção visual como referência para o classificador, pois a análise continua sendo subjetiva a experiência do profissional responsável.

A aplicação da metodologia desenvolvida por Ferreira e outros (2012) pode ser observada em Dias e outros (2019), em que os autores desenvolveram um *software* intitulado Sistema de Monitoramento e Diagnose para Biofilmes Condutores em Isoladores (SMDBCI), destinado a realizar a estimativa de poluição por biofilmes em isoladores da regional de transmissão do Pará. O *software* empregou a técnica dos VECSE para extração de atributos de ruídos ultrassônicos em conjunto com redes neurais artificiais para classificação.

A técnica de estimativa de poluição por biofilmes desenvolvida pode ser considerada eficiente na separabilidade entre cadeias de isoladores limpas e contaminadas em diferentes condições de umidade, em laboratório e em campo, e demonstrou que, além da aplicação de técnicas, uma interface simples agrega no quesito de aplicabilidade ao setor elétrico, pois torna o diagnóstico simples para o operador.

Na pesquisa desenvolvida por Polisetty e outros (2019), os autores investigaram a possibilidade de distinguir entre contaminação e danos físicos de isoladores, medindo a emissão

acústica resultante de descargas elétricas. Os autores simularam padrões diferentes de descargas, a partir de cinco montagens experimentais de um arranjo ponta plano. Assim, os autores realizaram as aquisições e converteram as medições no domínio do tempo para o domínio da frequência utilizando, posteriormente, redes neurais artificiais para identificação dos diferentes padrões, alcançando taxas de acerto acima de 85%.

Com o objetivo de comparar os resultados da utilização de técnicas de aprendizado de máquina Stefenon e outros (2020) apresentam uma arquitetura de rede *Perceptron Multilayer* para análise de isoladores utilizando como dados de entrada áudios de ultrassom gravados em laboratório de alta tensão. Os atributos utilizados foram: valor mínimo, médio, máximo e efetivo (rms), variância e desvio padrão. A análise apresentada pode ser utilizada em isoladores em diferentes condições de uso e alcançou uma acurácia superior a 95,2%.

Nas pesquisas desenvolvidas por Dias e outros (2019), Polisetty e outros (2019) e Stefenon e outros (2020) os autores destacaram como ponto negativo a sensibilidade em locais que apresentam ruídos constantes, que geram interferências, por exemplo: rodovias, subestações, proximidade de indústrias, etc.

3.1.4 DETECÇÃO DE DESCARGAS UV

O método de inspeção por detecção de radiação ultravioleta permite detectar descargas corona e superficiais que emitem radiação luminosa na faixa do ultravioleta. Por meio de uma câmera especializada é possível visualizar o isolador em operação, e detectar tanto o local em que estão ocorrendo as descargas corona bem como estimar a sua intensidade.

Entre as pesquisas pioneiras destaca-se Bollogna e outros (2002), na qual os autores realizaram inspeções diurnas por meio de câmeras de detecção de radiação ultravioleta e provaram que estas análises podem ser feitas em alternativa à inspeção visual noturna, inspeção comumente realizada na época. Como ponto falho, destaca-se que os autores não extraíram atributos e realizaram uma análise subjetiva com base nas imagens capturadas.

Com o avanço da tecnologia, as câmeras de detecção de radiação ultravioleta foram evoluindo e, por meio destas, além da imagem do isolador e da descarga, eram informados também parâmetros que foram utilizados em várias pesquisas como atributos utilizados para sugerir ou não a retirada dos isoladores de operação. Pinnangudi e outros (2005) utilizaram como atributos intensidade luminosa e área da descarga e correlacionaram com medições de descargas parciais. Os autores constataram que o aumento dos atributos citados está diretamente relacionado com o aumento das descargas e conseqüentemente com estado operacional dos isoladores. A pesquisa apresenta evolução em relação à anterior com a extração de atributos,

contudo também apresenta como ponto falho a análise subjetiva dos atributos obtidos. Outras pesquisas seguiram pela mesma linha e utilizaram como atributos a contagem das descargas (DA COSTA et al., 2009; NERI, 2005)

Além da aquisição dos dados fornecidos pela câmera de detecção de radiação ultravioleta, pesquisas se destacaram na extração de atributos das imagens capturadas. Esses atributos são extraídos por meio de técnicas de Processamento Digital de Imagem (PDI) e trazem ainda mais informações relevantes no diagnóstico do estado operacional de isoladores, como é o caso de Brito (2017), em que o autor extrai de vídeos de isoladores em diferentes condições de operação os seguintes parâmetros: área da descarga, perímetro e persistência da descarga, em que esta última relaciona a quantidade de vezes que a descarga ocorre ao longo do vídeo.

Com a extração de atributos, uma tendência natural foi a realização da classificação automática de isoladores, visando reduzir a subjetividade de operadores envolvidos na inspeção (FANGCHENG; SHENGHUI; HEMING, 2010).

Um exemplo é o trabalho de Guedes e outros (2015), em que os autores realizaram a classificação de isoladores poliméricos de 230 kV em laboratório. Um conjunto de 9 isoladores foi ensaiado. Imagens de inspeção por radiação UV foram submetidas a um processamento para obtenção da concentração de pixels e um sistema de lógica Fuzzy foi utilizado para classificar as condições de degradação do isolador. Os resultados foram comparados com o índice de degradação do isolador, determinado por meio de inspeção visual, e apresentaram coeficiente de correlação de 0,9848 (GUEDES et al., 2015). A pesquisa realizada por Guedes e outros (2015), apresenta como ponto negativo o número limitado de isoladores utilizados e a utilização da inspeção visual como referência para o classificador, pois a análise continua sendo subjetiva a experiência do profissional responsável.

A implementação da técnica de inspeção por radiação UV em subestações e linhas de transmissão foi realizada por Chen e outros (2020) e destaca-se pelo desenvolvimento de um *software* que implementa um sistema de gerenciamento integrado de armazenamento de imagens, reconhecimento e diagnóstico dos isoladores. Como ponto negativo na pesquisa, tem-se o número limitado de inspeções e a falta de informações sobre procedimentos de captura e avaliação das imagens UV.

3.1.4 TERMOGRAFIA INFRAVERMELHA

O primeiro trabalho que se tem conhecimento nesta área foi realizado por El-Arabaty e outros (1979), em que foi realizada, captura da distribuição de temperatura na superfície de um

isolador poluído energizado por meio de técnicas de termovisão por infravermelho. Os autores obtiveram curvas de variação da temperatura em relação ao tempo e curvas da variação de temperatura ao longo do isolador e determinaram que a temperatura máxima do isolador energizado pode atingir 100°C nas regiões ao redor do pino. Como ponto falho, destaca-se que os autores não extraíram atributos e realizaram uma análise subjetiva com base nas imagens capturadas.

A pesquisa desenvolvida por Windmar e outros (1996) avaliou amostras de materiais isolantes poliméricos submetidos a névoa salina por meio da medição da corrente de fuga e de análise por termografia infravermelha. O trabalho foi importante para o contexto da época em que várias pesquisas investigavam o uso de isoladores poliméricos como alternativa em relação aos cerâmicos. Os autores determinaram que o uso da termografia associada à medição de corrente de fuga foi eficiente na determinação da amostra polimérica com melhor desempenho durante os ensaios realizados.

Com a evolução dos métodos de inspeção e visando agregar maior confiabilidade no diagnóstico de isoladores, a termografia infravermelha foi associada a outros métodos de inspeção, como por exemplo em Ferreira e outros (2010) em que os autores analisaram o efeito da poluição salina natural em isoladores poliméricos envelhecidos em campo e como a lavagem afeta seu desempenho. As análises foram realizadas por meio de medição da corrente de fuga, termografia infravermelha e detecção das descargas UV. Os resultados obtidos foram coerentes entre si e se mostraram como uma boa opção para elevar a confiabilidade no diagnóstico, porém também apresenta como ponto falho a análise subjetiva dos atributos obtidos.

O trabalho de Souza (2015) realizou a classificação de isoladores poliméricos em laboratório. A análise foi realizada por meio de atributos retirados de imagens infravermelhas e comparadas com a classificação por inspeção visual. O resultado das classificações dos isoladores quando comparados com inspeção visual foi de 37,5%. Desse modo, constata-se que a inspeção visual não é suficiente para classificação dos isoladores e que a correlação com outras técnicas de inspeção prova ser uma linha de pesquisa promissora no diagnóstico de isoladores.

Com a evolução no monitoramento, a associação entre diferentes técnicas de inspeção de isoladores foi uma tendência natural, assim como a classificação automática destes ativos. Em 2017, Ribeiro classificou isoladores poliméricos por medições termográficas e radiação UV utilizando o Processamento Digital de Imagens para extração de atributos e redes neurais artificiais para a classificação. Os atributos extraídos das imagens UV foram: densidade de

pixels, persistência das descargas e distâncias relativas das áreas de descargas ao isolador. Na classificação das imagens térmicas, utilizou-se parâmetros estatísticos como: valor mínimo, segundo quartil, mediana, terceiro quartil, moda, assimetria, curtose, amplitude e variância (RIBEIRO, 2017).

A classificação dos isoladores, de forma individual, obteve acurácia média de 80,00% e 74,05% para termovisão e UV, respectivamente. A pesquisa se mostra importante pois, a classificação dos isoladores, de forma combinada (UV e infravermelho), obteve taxa de acerto de 92,58%, evidenciando o aprimoramento na classificação em relação às técnicas utilizadas de forma individual. A pesquisa realizada por Ribeiro (2017), apresenta como ponto negativo o número limitado de isoladores utilizados e a utilização da inspeção visual como referência para o classificador, pois a análise continua sendo subjetiva à experiência do profissional responsável.

3.2. SÍNTESE DO CAPÍTULO

Diante do exposto, este trabalho visa contribuir no diagnóstico de isoladores utilizando as três técnicas de inspeção não invasivas abordadas na revisão bibliográfica: detecção de ruídos ultrassônicos, detecção de descargas UV e termografia infravermelha, com o objetivo de agregar maior confiabilidade na detecção de defeitos nos isoladores.

Na revisão bibliográfica apresentada, constatou-se que apenas as pesquisas mais recentes realizaram a classificação do estado operacional dos isoladores de forma automática e todas elas realizaram a classificação de forma supervisionada, utilizando a inspeção visual como referência, o que reduz, mas não elimina a subjetividade da análise.

Assim, a metodologia aqui desenvolvida também se propõe a utilizar ferramentas de aprendizado de máquina para classificação automática, porém, com destaque para o uso do algoritmo *k-means*, destinado à realização da divisão do banco de dados de forma não supervisionada.

Ressalta-se que atributos da técnica de corrente de fuga e inspeção visual não foram utilizadas para classificação de isoladores nesta pesquisa. A corrente de fuga foi utilizada para controle do experimento, em que se utilizou dos sinais de corrente de fuga como referência das condições do arranjo laboratorial e a inspeção visual para análise prévia quanto aos defeitos que os isoladores possuem.

A fim de sintetizar as contribuições dos trabalhos analisados, a seguir é apresentada uma tabela com as principais referências e contribuições abordadas na revisão bibliográfica. Adicionalmente, na Tabela 1 também são destacadas as contribuições desta pesquisa.

Tabela 1: Comparativo entre as principais contribuições relatadas na revisão bibliográfica e no presente trabalho.

Pesquisadores	1	2	3	4	5	Destaques
EL-ARABATH <i>et al.</i> (1979)			•			Pioneiros na área de termografia em isoladores, porém, não extraíram atributos e realizaram uma análise subjetiva.
ABDEL-SALAM <i>et al.</i> (2001)	•					Pioneiros na área detecção de ruído ultrassônico na localização de pontos com alta probabilidade de falhas, porém, não extraíram atributos e realizaram uma análise subjetiva.
BOLLOGNA (2002)		•				Utilizou câmeras de detecção de radiação ultravioleta em alternativa à inspeção visual noturna. Como ponto falho, destaca-se a não extração de atributos análise subjetiva das imagens capturadas
BEZERRA (2004)	•					Apresentou atributos dos sinais monitorados por meio de técnicas de processamento digital de sinais, atributos estatísticos e transformações de Fourier e <i>wavelet</i> , porém apresenta como ponto falho a análise subjetiva dos atributos obtidos.
FERREIRA <i>et al.</i> (2012)	•			•		Utilizaram o algoritmo dos Vetores de Energia dos Centróides das Sub-bandas Espectrais (VECSE) para extração de atributos das emissões acústicas e redes neurais artificiais para classificação do ruído.
GUEDES <i>et al.</i> (2015)		•		•		Processaram imagens de inspeção por radiação UV para obtenção da concentração de pixels e utilizaram lógica Fuzzy para classificação, entretanto utilizaram um banco de dados com poucos isoladores.
SOUZA (2015)			•	•		Utilizou atributos retirados de imagens infravermelhas e comparou com a classificação por inspeção visual. Constatou que a inspeção visual não é suficiente para classificação dos isoladores, necessitando da correlação com mais técnicas.
RIBEIRO (2017)		•	•	•		Obteve acurácia média de 80,00% e 74,05% para classificação de isoladores por termovisão e UV, respectivamente. A pesquisa se mostra importante pois, a

						classificação dos isoladores, de forma combinada (UV e infravermelho), obteve taxa de acerto de 92,58%, evidenciando o aprimoramento na classificação em relação às técnicas utilizadas de forma individual
FLORENTINO (2019)	●				●	Apresenta o cálculo do valor médio da frequência do centróide dos VECSE. Como ponto falho tem-se a pequena quantidade de isoladores e a utilização da inspeção visual como referência.
DIAS (Pesquisa atual)	●	●	●	●	●	Propõe uma gestão técnica de isoladores poliméricos por meio da aplicação de técnicas de inspeção consolidadas e da classificação automática do estado de degradação de isoladores utilizando algoritmos de aprendizado de máquina. Elevando assim a confiabilidade, a continuidade e a disponibilidade das linhas de transmissão
<ol style="list-style-type: none"> 1. Análise de ruídos ultrassônicos; 2. Análise da radiação ultravioleta; 3. Análise da radiação infravermelha; 4. Aprendizado de máquina; 5. Divisão de banco de dados de forma não supervisionada. 						

Fonte: Autoria própria.

Neste capítulo foi apresentada a revisão bibliográfica, com análises e constatações dos trabalhos mais relevantes relacionados ao tema da pesquisa.

O próximo capítulo será dedicado à descrição dos materiais aplicados e dos métodos utilizados em todas as etapas que compõem a pesquisa desenvolvida.

MATERIAL E MÉTODOS

Neste capítulo são apresentados os materiais empregados e os métodos utilizados necessários à obtenção dos objetivos geral e específicos, que consistem em desenvolver um método de classificação automática do estado de degradação de isoladores por meio da aplicação de técnicas de monitoramento associadas a algoritmos de aprendizado de máquina.

4.1 MATERIAL

As amostras utilizadas nos ensaios foram isoladores poliméricos de 138 kV. Os isoladores foram cedidos pela Companhia Hidroelétrica do São Francisco (Chesf) e retirados de operação da linha que interliga a cidade de Campina Grande na Paraíba e Santa Cruz no Rio Grande do Norte. São 60 amostras de diversos fabricantes, diversos formatos e diversos estados de degradação/operação. As amostras podem ser vistas na Figura 17.

Figura 17: Fotografia dos isoladores poliméricos fornecidos pela Chesf.



Fonte: Autoria própria.

De acordo com os dados de diferentes fabricantes, isoladores de 138 kV pesam aproximadamente 5,0 kg e suportam uma carga mecânica de 80 kN. Os terminais metálicos são do tipo concha (terra) e bola (alta tensão), fabricados em aço galvanizado. O núcleo é composto por fibra de vidro e o revestimento é composto por material polimérico, EPDM e silicone.

4.2 MÉTODOS

Os métodos empregados são descritos de modo a garantir a reprodutibilidade do trabalho, além de facilitar a compreensão dos resultados obtidos. De maneira geral, a metodologia proposta está dividida nas seguintes etapas:

Etapa 1: Inspeção visual;

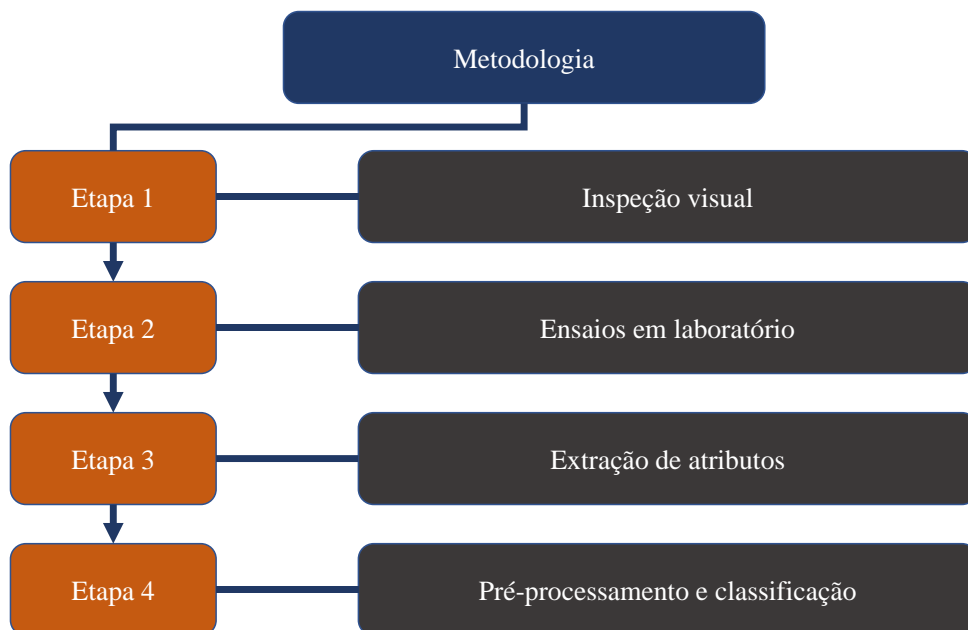
Etapa 2: Ensaio em laboratório;

Etapa 3: Extração de atributos; e

Etapa 4: Pré-processamento e classificação de isoladores.

As etapas podem ser visualizadas no fluxograma apresentado na Figura 18.

Figura 18: Fluxograma da metodologia da pesquisa.



Fonte: Autoria própria.

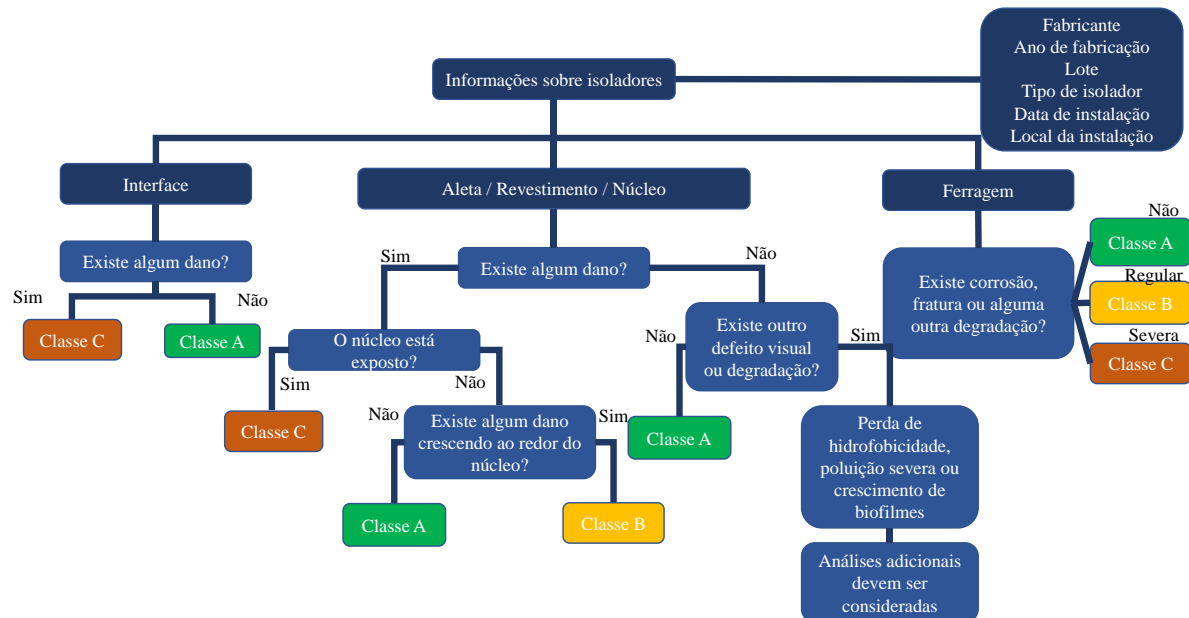
As etapas ocorrem de forma sequencial e a realização da etapa subsequente é condicionada à execução da etapa anterior. Nas próximas seções a descrição de cada etapa é realizada.

4.2.1 INSPEÇÃO VISUAL

A inspeção visual não foi utilizada nesta pesquisa como referência do estado operacional dos isoladores, também não é necessária para construção da gestão técnica proposta, mas foi realizada com o objetivo de analisar as amostras quanto aos defeitos que os isoladores possuem. Desse modo, os isoladores foram enumerados e uma inspeção visual minuciosa foi realizada em cada isolador separadamente, em que foram avaliadas as ferragens, a interface e as condições do revestimento do núcleo e das aletas conforme orientações dos guias STRI (2003),

EPRI (2006) e Domingues (2012). A metodologia de inspeção visual é apresentada na Figura 19.

Figura 19: Metodologia de inspeção visual.



Fonte: Adaptado de (DOMINGUES, 2012).

As amostras analisadas foram classificadas em uma entre três classes (A, B e C). Finalizada a classificação visual os isoladores foram ensaiados em laboratório.

4.2.2 ENSAIOS EM LABORATÓRIO

Os ensaios de aplicação de tensão nos isoladores foram realizados no Laboratório de Alta Tensão (LAT) da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG). A aplicação de tensão foi realizada por meio de um transformador de alta tensão de 600 kV / 600 kVA.

O terminal fase do transformador foi conectado a um divisor capacitivo por meio de um tubo metálico flexível com 10 cm de diâmetro. Em seguida, o terminal fase foi conectado por meio de ferragens metálicas à base do objeto de teste e a um condutor rígido que tem a função de simular uma linha de transmissão. Para evitar a ocorrência de corona no arranjo aplicado, esferas ocas foram instaladas nas extremidades do condutor rígido.

Para o controle do experimento, utilizaram-se dos sinais de corrente de fuga como referência das condições do arranjo laboratorial. Para a aquisição dos sinais, o terminal terra do isolador foi conectado a um isolador de vidro de bloqueio, que também atua como um suporte mecânico para o arranjo e permite a conexão de um resistor *shunt*. Os sinais da corrente de fuga foram adquiridos pelo uso de um osciloscópio em paralelo com o resistor *shunt*, e os valores de corrente foram obtidos pela divisão entre os valores de tensão e resistência. O arranjo experimental pode ser observado na Figura 20.

Após a montagem do arranjo experimental, a tensão de fase foi aplicada no terminal fase do isolador e os ensaios de inspeção foram realizados, são eles: detecção de ruído ultrassônico, detecção de radiação UV e termografia infravermelha.

Figura 20: Arranjo experimental.



Fonte: Autoria própria.

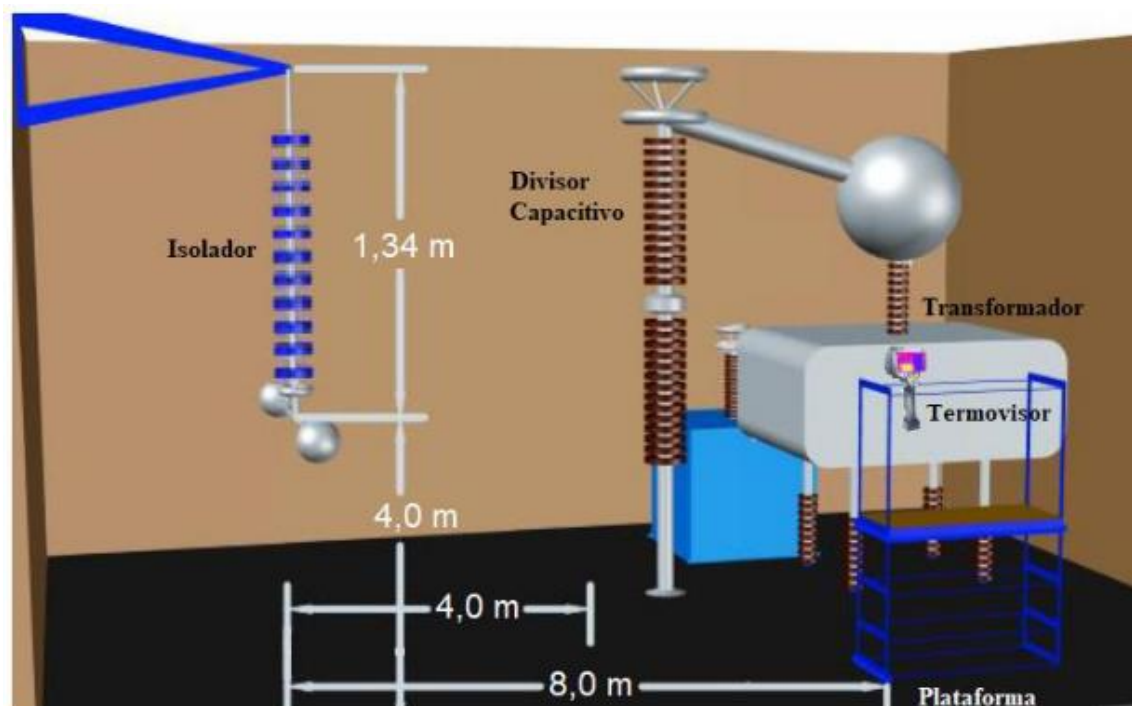
Uma ilustração do arranjo experimental é apresentada na Figura 21. A plataforma de inspeção foi posicionada a 8 metros do objeto de teste e nela estavam posicionados o operador e os equipamentos destinados à inspeção do isolador, dentre eles:

Detector RU: Ultraprobe 2000 da UE *Systems*;

Câmera de detecção UV: DayCor II® da Ofil; e

Termovisor: Systems P65 da FLIR.

Figura 21: Ilustração do arranjo experimental.



Fonte: Adaptado de (RIBEIRO, 2017).

A tensão aplicada durante os ensaios foi 79,67 kV, valor nominal da tensão de fase. As inspeções foram iniciadas 90 minutos após cada isolador ser energizado, tempo necessário para se alcançar o equilíbrio térmico. As inspeções foram realizadas em três etapas, em que, cada etapa é descrita a seguir e corresponde a um método de inspeção utilizado.

a) Detecção de RU

Com o detector de RU, Ultraprobe 2000 da UE *Systems*, foi realizada uma varredura no corpo do isolador para verificação do ponto de maior incidência de ruído. O detector foi direcionado manualmente a este ponto e deu-se início ao processo de captura. As aquisições dos sinais de RU de cada amostra de isolador foram realizadas com o auxílio de um computador, responsável por gravar os sinais captados pelo detector de RU, por meio do *software* Audacity. A taxa de aquisição foi 44.100 amostras por segundo, durante pelo menos 30 segundos. Esse intervalo é suficiente para a detecção do fenômeno completo das descargas conforme recomenda Kuffel (2000).

O processo foi repetido três vezes para cada amostra de isolador ensaiado. As capturas são inspecionadas para verificação da presença de ruídos, e caso existam ruídos, o áudio é descartado e realiza-se uma nova aquisição. Ao final os áudios foram armazenados em um banco de dados para posterior processamento computacional.

b) Detecção UV

Inicialmente os parâmetros de captura da câmera foram ajustados, os parâmetros foram: foco, exposição (*exposure*), *zoom* óptico e ganho UV. Na sequência, a câmera foi posicionada e realizou-se uma varredura com o objetivo de identificar o local que apresenta a maior quantidade de descargas no isolador. Identificado este local, posicionou-se a câmera e realizaram-se as capturas.

A captura dos vídeos foi realizada pela câmera UV, digitalizada e enviada para um computador por meio de uma placa de captura. Foram realizadas capturas de dois vídeos de um minuto cada, o primeiro com a imagem e as descargas UV combinadas e o segundo, apenas as descargas UV, recurso permitido pela câmera de detecção UV DayCor II® da Ofil. A utilização destes dois vídeos facilita a retirada de atributos na etapa de extração. Os vídeos foram armazenados em um banco de dados para posterior processamento computacional.

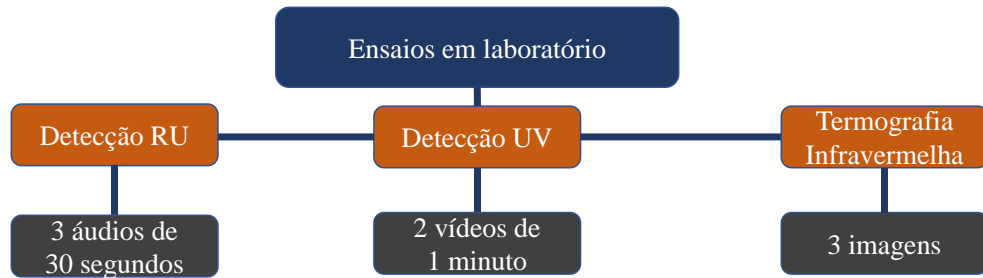
c) Termografia infravermelha

Inicialmente, realizou-se o ajuste dos parâmetros da câmera de detecção de radiação infravermelha, estes parâmetros são: umidade, temperatura ambiente, distância do objeto teste, emissividade do material (0,95 para isoladores poliméricos) e temperatura refletida, esta última obtida por meio de procedimento informado no manual do fabricante. Para a inspeção por termovisão foram capturadas no mínimo três imagens para cada isolador. Considerando a necessidade de comparações e as análises estatísticas dos valores das temperaturas ao longo do isolador, pelo menos uma das imagens termográficas deve contemplar o corpo inteiro da amostra do isolador.

Logo após, realizou-se a captura das imagens, em seguida as imagens foram transferidas e armazenadas em banco de dados utilizando *software FLIR tools*, desenvolvido pelo fabricante da câmera.

Na Figura 22 pode ser visualizado um diagrama com as capturas realizadas por cada técnica de inspeção para cada amostra de isolador.

Figura 22: Capturas realizadas para cada isolador.



Fonte: Autoria própria.

A seção a seguir descreve a etapa de extração de atributos.

4.2.3 EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS

A extração de atributos foi realizada em três etapas, em que, cada etapa corresponde a um método de inspeção utilizado, conforme destacado a seguir.

a) Detecção RU

Na extração de atributos dos áudios capturados pelo detector de ruído ultrassônico foi empregado o método dos Vetores de Energia dos Centroides das Subbandas Espectrais (VECSE), proposto por Ferreira (2011) e modificado em Florentino e outros (2017). O algoritmo atua na compactação da informação capturada, em que, para cada áudio capturado, o espectro foi estimado por meio da transformada rápida de Fourier (FFT). Posteriormente, o espectro foi dividido em subbandas por meio da aplicação de filtros passa-faixas retangulares sobrepostos.

As determinações da localização do centroide, da energia e do valor médio da frequência central foram realizadas conforme prescrevem em Ferreira (2011) e Florentino e outros (2017). Assim, a localização do centroide C_H para cada subbanda foi calculada utilizando a equação (4):

$$C_H = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} H_m(k) \cdot P(k)}{\sum_{k=0}^{N-1} P(k)}, \quad (4)$$

em que, $P(k)$ é a faixa do espectro estimado, $H_m(k)$ é o vetor de frequências e N é o número de amostras disponíveis na subbanda. A energia associada a cada centróide foi definida pela equação (5):

$$E_C = \sum_{k=C_H-\delta.N}^{C_H+\delta.N} P(k), \quad (5)$$

em que, δ é o parâmetro que define a largura da faixa em torno do centróide, que foi utilizada para o cálculo da energia média. O comportamento espectral do ruído ultrassônico emitido por isoladores pode ser avaliado de acordo com o valor médio da frequência central $f(kHz)$. O cálculo é realizado por meio da equação (6):

$$f = \frac{\sum_{n=1}^N P(n) \cdot C_H^N}{\sum_{n=1}^N P(n)}, \quad (6)$$

em que, $P(n)$ é a energia normalizada, n é o índice correspondente ao centróide, C_H^N corresponde ao centróide limitado pelo número de subbandas N . A média dos centróides obtida para cada isolador foi utilizada como atributo de entrada no algoritmo de aprendizado de máquina.

b) Detecção UV

Para a extração dos atributos capturados pela câmera de detecção UV, o algoritmo desenvolvido por Brito (2017) foi aplicado. A entrada do algoritmo é um vídeo, o qual é caracterizado por sua taxa de quadros (que relaciona número de quadro pelo tempo), pela largura e comprimento do quadro (dimensões de cada quadro em píxeis) e pela sua duração. Um exemplo de quadros extraídos de uma inspeção de um isolador de 230 kV pode ser observado na Figura 23.

Figura 23: Quadros obtidos de um vídeo de ensaio de isolador polimérico de 230 kV.



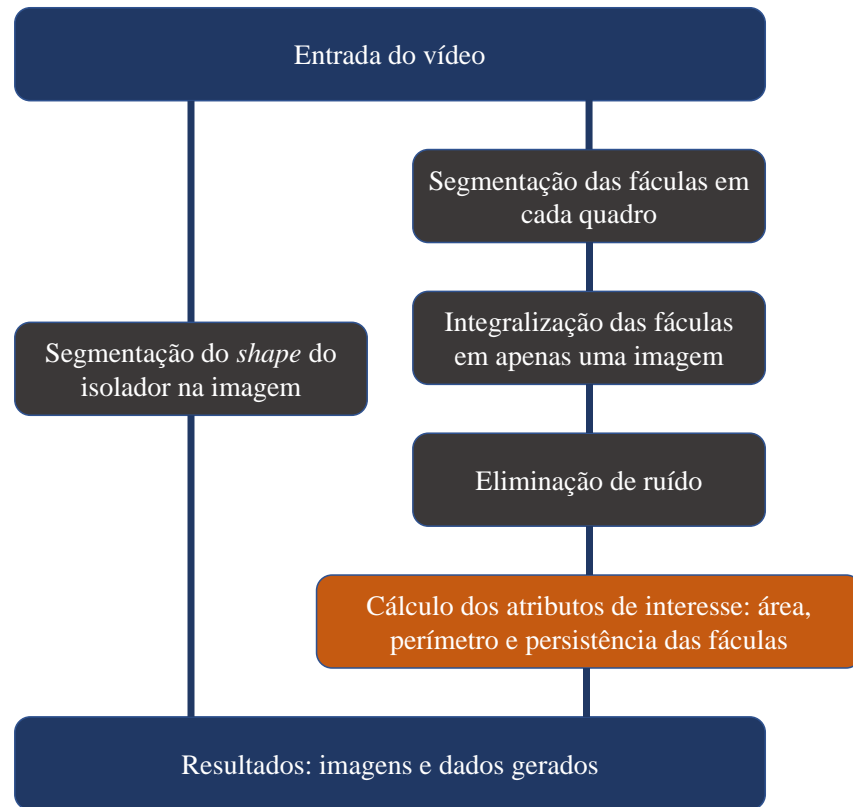
Fonte: (BRITO, 2017).

Para a extração dos atributos, Brito (2017) desenvolveu um algoritmo em Matlab[®], o qual é dividido nas cinco etapas seguintes:

1. Segmentação do *shape* do isolador na imagem;
2. Segmentação das fáculas em cada quadro;
3. Integralização das fáculas em uma imagem;
4. Eliminação de ruído; e
5. Cálculo dos atributos de interesse.

Um diagrama esquemático do algoritmo proposto pode ser observado na Figura 24.

Figura 24: Diagrama do algoritmo de extração de atributos UV.



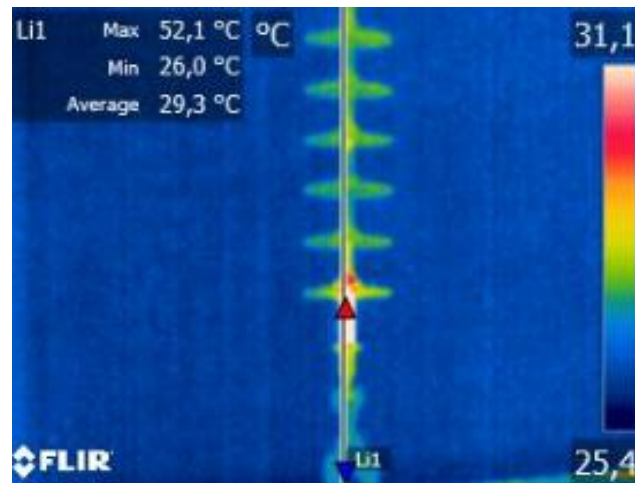
Fonte: Adaptado de (BRITO, 2017).

Os atributos resultantes são a área da descarga, o perímetro e a persistência das descargas ao longo do vídeo.

c) Termografia infravermelha

A extração de atributos para a técnica de inspeção por termografia infravermelha foi realizada por meio de estatística descritiva. Para tanto, uma linha foi traçada ao longo da imagem termográfica do corpo do isolador, que corresponde ao vetor de temperatura, conforme pode ser visualizado na Figura 25. A aquisição dos valores de temperatura foi realizada para cada amostra desse vetor e posteriormente calculou-se os valores máximo, mínimo, a média, a moda, a mediana, a curtose, a variância, a amplitude de temperatura ao longo do isolador e a diferença entre a temperatura média do isolador e o meio externo.

Figura 25: Exemplo de posicionamento da linha de aquisição da temperatura.



Fonte: Autoria própria.

O valor máximo, definido por V_{max} , consiste na maior temperatura capturada ao longo do corpo do isolador, o valor mínimo, definido por V_{min} , consiste na menor temperatura capturada ao longo do corpo do isolador. O valor médio, V_{med} , é definido de acordo com a equação (7):

$$V_{med} = \frac{\sum x_i(t)}{N}, \quad (7)$$

em que, $x_i(t)$ é o valor de temperatura em cada amostra do vetor de temperatura e N é o número de amostras. A moda, M_o , consiste no valor que ocorre mais vezes no conjunto de amostras e pode ser calculada de acordo com a equação (8):

$$M_o = L + t \frac{f_1}{f_1 + f_2}, \quad (8)$$

em que, L é o limite inferior da classe modal, t é amplitude da classe e f_1 e f_2 são as diferenças entre a classe modal e as classes vizinhas.

A mediana informa o valor da amostra central do vetor de temperatura, definido por Med , pode ser obtido por meio da equação (9):

$$M_{ed} = x\left(\frac{n+1}{2}\right), \quad (9)$$

em que, x consiste na amostra e n consiste no índice da amostra correspondente.

A curtose caracteriza o achatamento da curva de distribuição do vetor de temperatura, definido por K_u , pode ser calculado por meio da equação (10):

$$K_u = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - V_{med})^4}{\sigma^4}, \quad (10)$$

em que, x_i são os valores das amostras, V_{med} é a média e σ é o desvio padrão.

A variância corresponde a uma medida de dispersão que informa quão distante cada valor do conjunto está da média, definida por Var e pode ser calculada por meio da equação (11):

$$Var = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - V_{med})^2}{n - 1}, \quad (11)$$

em que, x_i são os valores das amostras, V_{med} é a média e n é o número de amostras do vetor de temperatura.

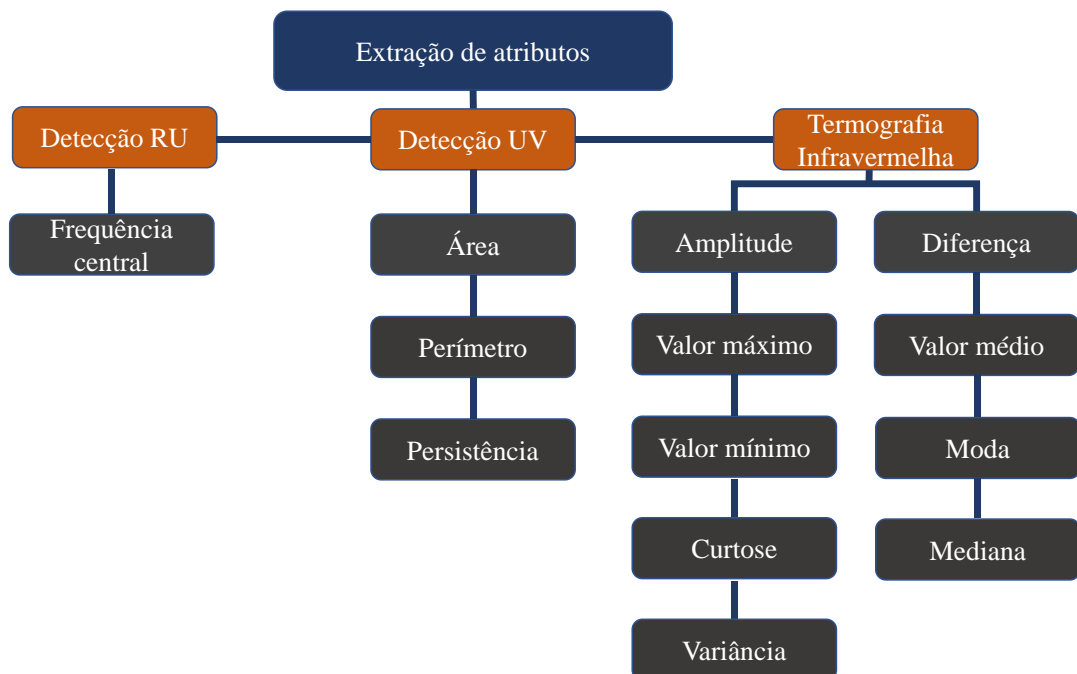
A amplitude da temperatura ao longo do isolador, definido por Amp , consiste na diferença entre o valor máximo e o valor mínimo, conforme calculado na equação (12):

$$Amp = V_{max} - V_{min}, \quad (12)$$

e por fim, tem-se o atributo Dif , que consiste na diferença entre a temperatura média do isolador e o meio externo, medida durante a execução do ensaio em laboratório. Os dados obtidos do vetor de temperatura são utilizados como atributos de entrada no algoritmo de aprendizado de máquina.

Na Figura 26 são apresentados os atributos extraídos das capturas realizadas durante o ensaio em laboratório. Os atributos seguiram para etapa de pré-processamento e classificação.

Figura 26: Atributos resultantes da aplicação das técnicas de extração.



Fonte: Autoria própria.

Após a extração de atributos, os atributos extraídos foram utilizados na etapa de pré-processamento e classificação, apresentada na seção a seguir.

4.2.4 PRÉ-PROCESSAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DE ISOLADORES

O banco de dados com os atributos extraídos foi organizado em código *arff*. Um exemplo típico de arquivo em *arff* utilizado no software Weka pode ser visualizado na Figura 27.

Figura 27: Arquivo arff para inserção no WEKA.

```

1  @relation 'estado-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1-2,16-17-weka.f:
2
3  @attribute Area numeric
4  @attribute Perimetro numeric
5  @attribute Persistencia numeric
6  @attribute Diferenca numeric
7  @attribute DeltaT numeric
8  @attribute Max numeric
9  @attribute Media numeric
10 @attribute Min numeric
11 @attribute Moda numeric
12 @attribute Curtose numeric
13 @attribute Mediana numeric
14 @attribute Variancia numeric
15 @attribute RU numeric
16
17 @data
18 1037,591,4.49,2.49,2.7,30.1,28.1,27.4,27.9,4.1,28,0.3,2503.321134
19 3733,1767,6.2,2.26,2.4,30.8,28.8,28.4,28.7,6,28.7,0.2,2503.269372
20 2502,1502,10.32,2.45,2.7,30.5,28.2,27.8,28,6.9,28.1,0.3,2503.183101
21 2338,1217,16.9,0.82,1.8,27.7,26.4,25.9,26.2,3.5,26.2,0.1,2503.131338
22 2365,856,4.66,1.15,1.2,30,29.4,28.9,29.5,-0.3,29.4,0.1,2503.286626
23 1493,878,22.81,1.74,1.3,30,29.1,28.7,29.1,5.3,29.1,0,2502.372155
24 2744,1041,4.6,0.77,1.8,27.3,25.9,25.4,25.8,7.4,25.9,0.1,2503.234863
25 293,223,4.62,0.45,1.2,28.9,28.2,27.7,28.2,-0.2,28.2,0.1,2503.424659
26 1488,938,15.24,1.02,0.9,29.6,29.2,28.8,29.2,-0.6,29.2,0,2503.39

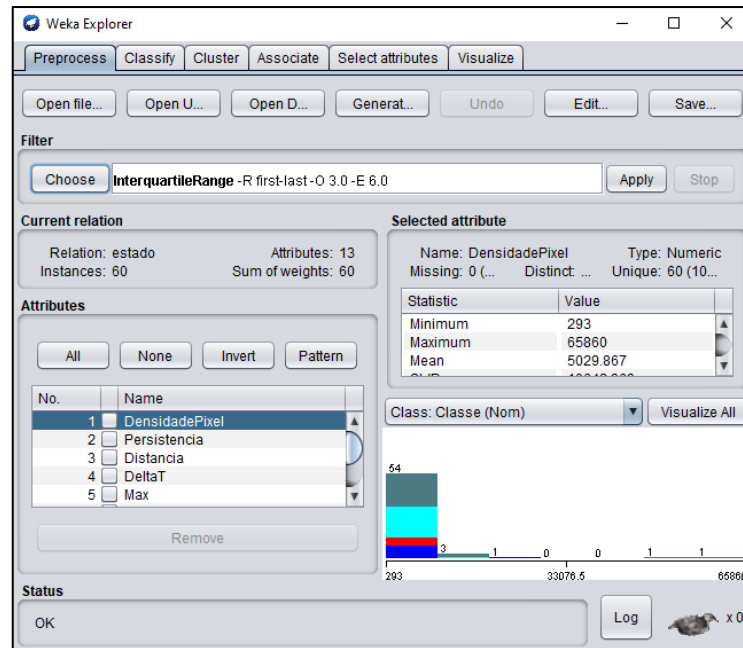
```

Fonte: Autoria própria.

Com a inserção da base de dados, foi realizado o pré-processamento dos dados em que os *outliers* foram retirados.

O gráfico de *boxplot* apresenta a distribuição de determinado conjunto de dados. O *boxplot* é formado pelo primeiro quartil, a mediana e o terceiro quartil. O limite inferior foi definido como três vezes a distância interquartil abaixo do primeiro quartil e o limite superior como três vezes a distância interquartil acima do terceiro quartil. Na Figura 28 é apresentada a aplicação do filtro “*InterquatileRange*”, o qual identificou os *outliers* com valores menores que o limite inferior e os *outliers* com valores maiores que o limite superior. Após identificados, estes *outliers* foram excluídos.

Figura 28: Aplicação do filtro de identificação dos *outliers*.



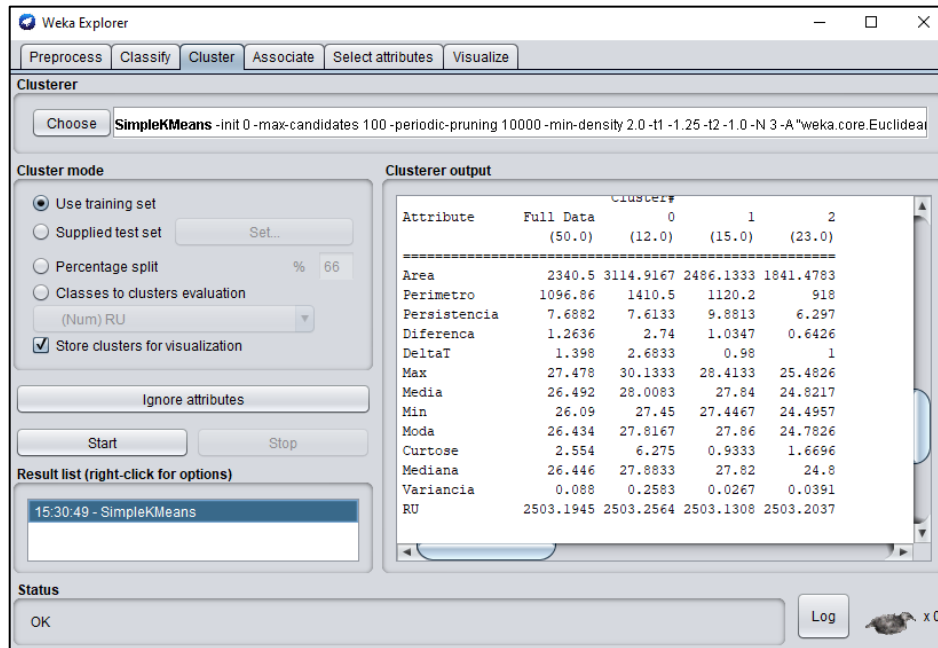
Fonte: Autoria própria.

Após a retirada dos *outliers*, e com o objetivo de identificar e agrupar padrões semelhantes dos atributos extraídos, o algoritmo *k-means* foi implementado. O algoritmo permite a segmentação não supervisionada do banco de dados.

A determinação da semelhança se caracteriza pelo cálculo da distância euclidiana entre o ponto espacial médio da classe (cluster) e o ponto espacial do objeto de teste em análise. Assim, pertencem ao mesmo cluster os atributos que possuem menor distância em relação ao valor médio.

Neste trabalho optou-se por três clusters com o objetivo de correlacioná-los ao nível de degradação dos isoladores, classificados como: baixo, intermediário e alto. Na Figura 29 tem-se um exemplo da aplicação do algoritmo “*SimpleKMeans*” na divisão não supervisionada do banco de dados em três clusters.

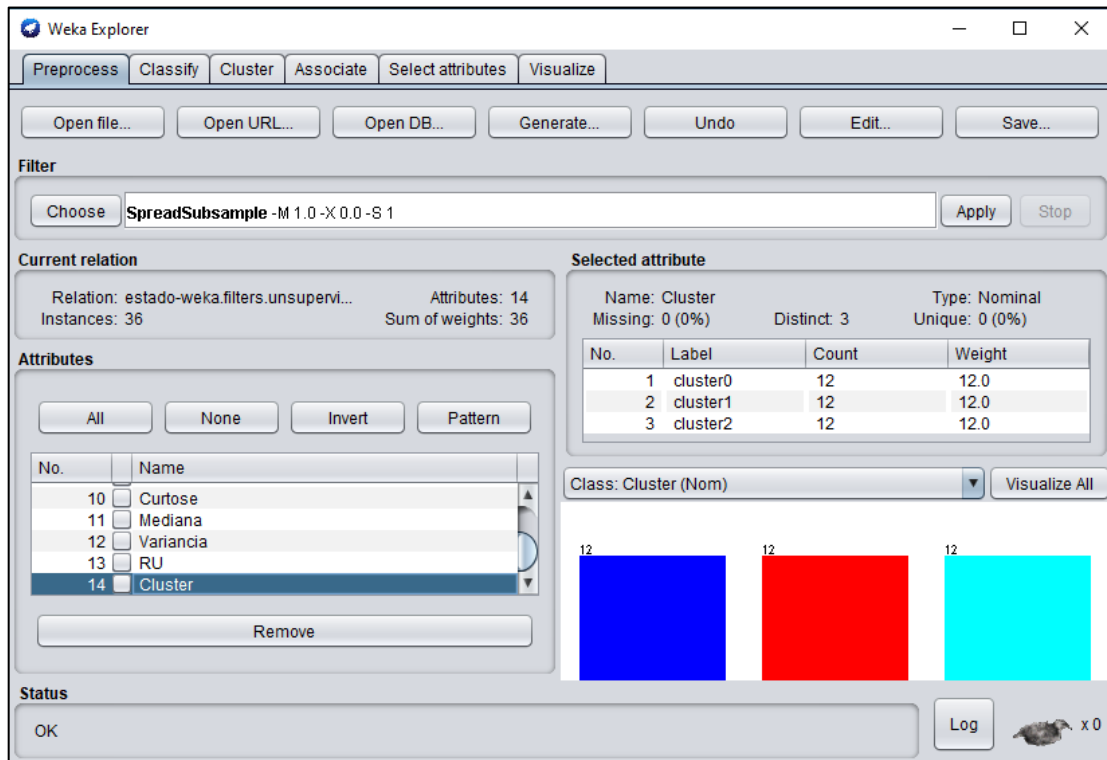
Figura 29: Exemplo da aplicação do algoritmo *K-means*.



Fonte: Autoria própria.

Após a divisão, foi realizado o balanceamento dos dados utilizando o método *undersampling*. O desbalanceamento foi reduzido eliminando aleatoriamente entradas do cluster com maior número de ocorrências de forma a evitar classificações enviesadas por banco de dados desbalanceados. O algoritmo de *undersampling* foi implementado por meio da aplicação do filtro “*SpreadSubsample*” conforme por ser visualizado na Figura 30.

Figura 30: Exemplo da aplicação do *undersampling* para balanceamento do banco de dados.



Fonte: Autoria própria.

Posteriormente foi construído um modelo de classificação do estado operacional dos isoladores por meio de uma rede neural artificial (RNA), amplamente utilizada em reconhecimento de padrões. Na Tabela 2 pode-se observar os parâmetros característicos da RNA utilizada.

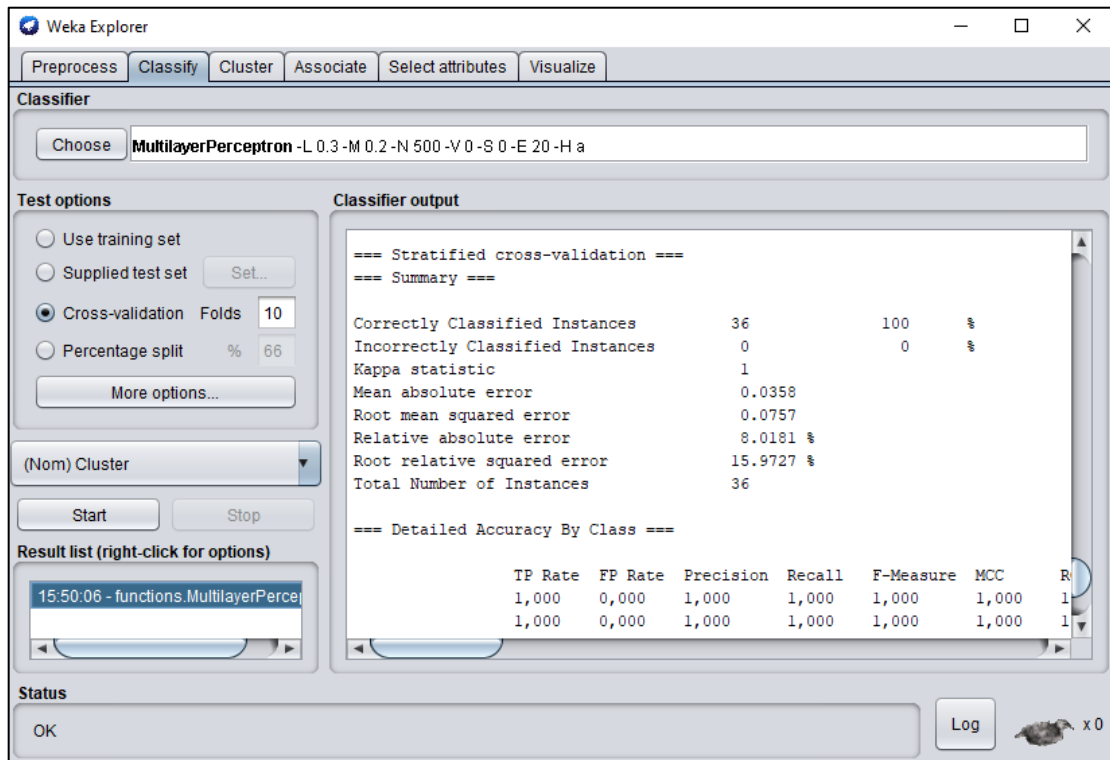
Tabela 2: Parâmetros característicos da RNA.

Algoritmo de treinamento	<i>Backpropagation</i>
Função de ativação	Sigmoide
Método de avaliação	<i>Cross-validation 10 folds</i>
Número de camadas escondidas	10
Número de camadas de saída	3

Fonte: Autoria própria.

O método de avaliação do modelo desenvolvido pela RNA consiste no *crossvalidation 10 folds* em que o conjunto de dados total é dividido em 10 subconjuntos e um é utilizado para teste e os demais para treinamento. O processo ocorre 10 vezes e ao fim calcula-se a média da taxa de acerto. Este método permite treinar e testar o modelo com todos os dados disponíveis, evitando problemas de aleatoriedade. A aplicação da RNA na classificação pode ser visualizada na Figura 31.

Figura 31: Exemplo da aplicação de RNA.



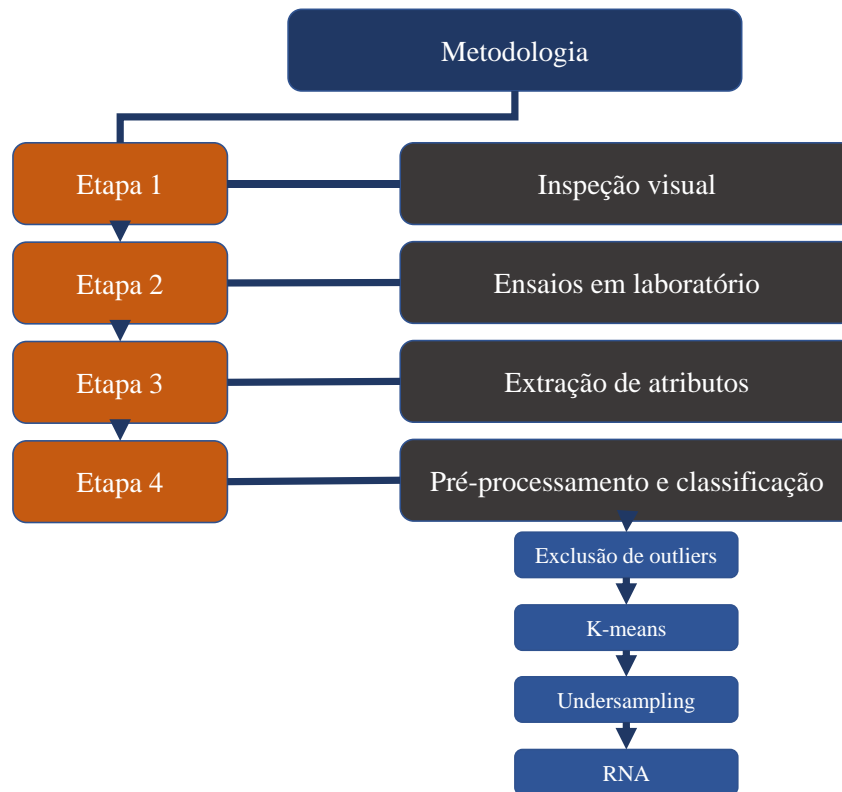
Fonte: Autoria própria.

Após identificação da RNA com maior percentual de acerto na classificação, o modelo de classificação foi salvo, com o objetivo de utilizar nas classificações de futuras amostras, em que não se conhece o estado operacional.

4.3 SÍNTESE DO CAPÍTULO

Neste capítulo foram apresentados os materiais empregados e os métodos utilizados no desenvolvimento da pesquisa. Na Figura 32 tem-se um fluxograma resumo das etapas necessárias ao desenvolvimento da metodologia.

Figura 32: Fluxograma da metodologia da pesquisa.



Fonte: Autoria própria.

No próximo capítulo são descritos os resultados da pesquisa dividida em quatro seções de forma a correlacionar com cada etapa desenvolvida na metodologia.

RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos a partir da utilização da metodologia descrita no capítulo anterior. A apresentação dos resultados foi dividida em quatro seções de forma a correlacionar com cada etapa desenvolvida na metodologia. A inspeção visual é apresentada na primeira seção, os resultados referentes aos ensaios em laboratório, são apresentados na segunda seção. A terceira seção apresenta os resultados obtidos a partir da aplicação das técnicas de extração de atributos. Na quarta seção pode-se observar os resultados obtidos a partir da aplicação dos algoritmos de aprendizado de máquina na divisão do banco de dados e na classificação automática e uma análise comparativa entre a metodologia desenvolvida e a inspeção visual.

5.1 INSPEÇÃO VISUAL

Os isoladores foram inspecionados conforme metodologia descrita no capítulo anterior, em que é analisada individualmente cada parte dos isoladores, como: revestimento do núcleo e aletas, nível de poluição, ferragens e interface entre núcleo, revestimento e ferragem.

Como resultado da inspeção dos 60 isoladores tem-se 14 isoladores classificados como classe A, 20 isoladores classificados como classe B e 26 isoladores classificados como classe C.

Um exemplo típico de isolador da classe A pode ser visto na Figura 33 (a), em que se tem um isolador com revestimento e núcleo sem degradações ou perfurações, aletas conservadas, poluição baixa, ferragens sem corrosão e interface entre núcleo, revestimento e ferragem intacta.

Em relação a classe B, um exemplo típico pode ser visto na Figura 33 (b), isoladores dessa classe apresentam revestimento sem degradações e interface entre núcleo, revestimento e ferragem intacta, porém, apresentam ferragens com nível intermediário de corrosão, aletas com fraturas, poluição média ou alta e dano crescente ao redor do núcleo, seja na ferragem ou no revestimento.

Por fim, a classe C representa os isoladores com pior estado de degradação, como por exemplo o isolador apresentado na Figura 33 (c). Isoladores desta classe podem apresentar

núcleo e revestimentos expostos, aletas com fraturas, poluição alta, ferragens corroídas e/ou interface danificada entre núcleo, revestimento e ferragem.

Figura 33: Exemplos de isoladores classificados por inspeção visual.



(a) Classe A

(b) Classe B

(c) Classe C

Fonte: Autoria própria.

Após a realização da inspeção visual, e a separação dos isoladores em classes, os mesmos foram submetidos aos ensaios de aplicação de tensão em laboratório.

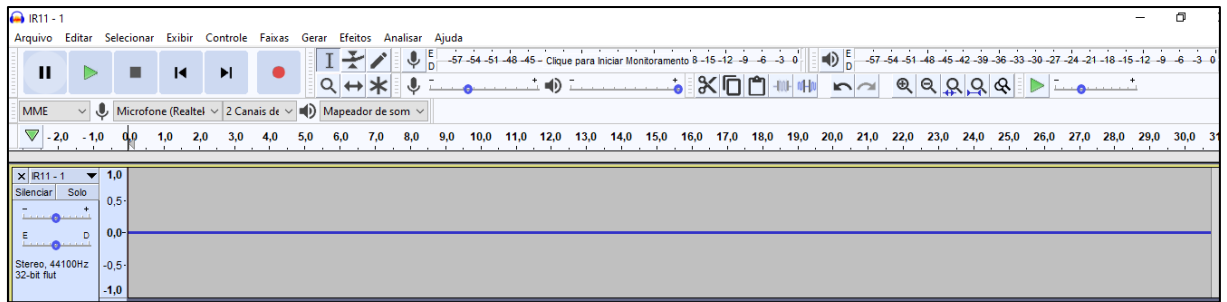
5.2 ENSAIOS EM LABORATÓRIO

Os resultados são apresentados na mesma ordem em que as técnicas de medição foram apresentadas na metodologia, isto é, detecção RU, detecção UV e termografia infravermelha, conforme descrito a seguir.

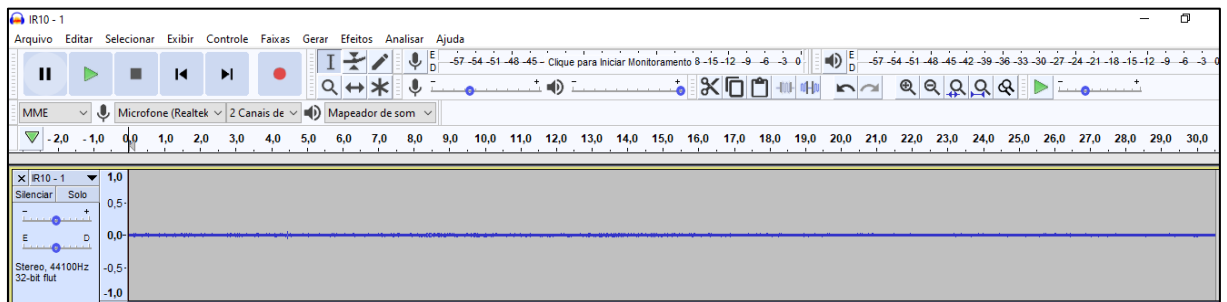
a) Detecção RU

Na Figura 34 podem ser observados exemplos de áudios capturados para diferentes padrões de isoladores.

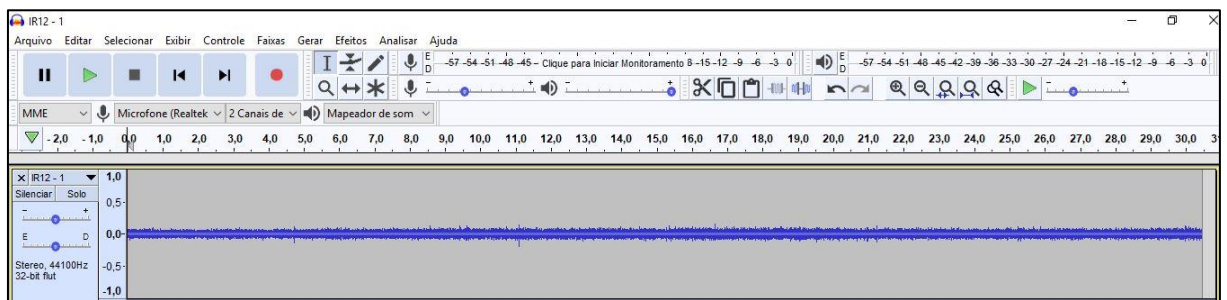
Figura 34: Exemplo de gravação de áudio durante ensaio.



(a) Classe A



(b) Classe B



(c) Classe C

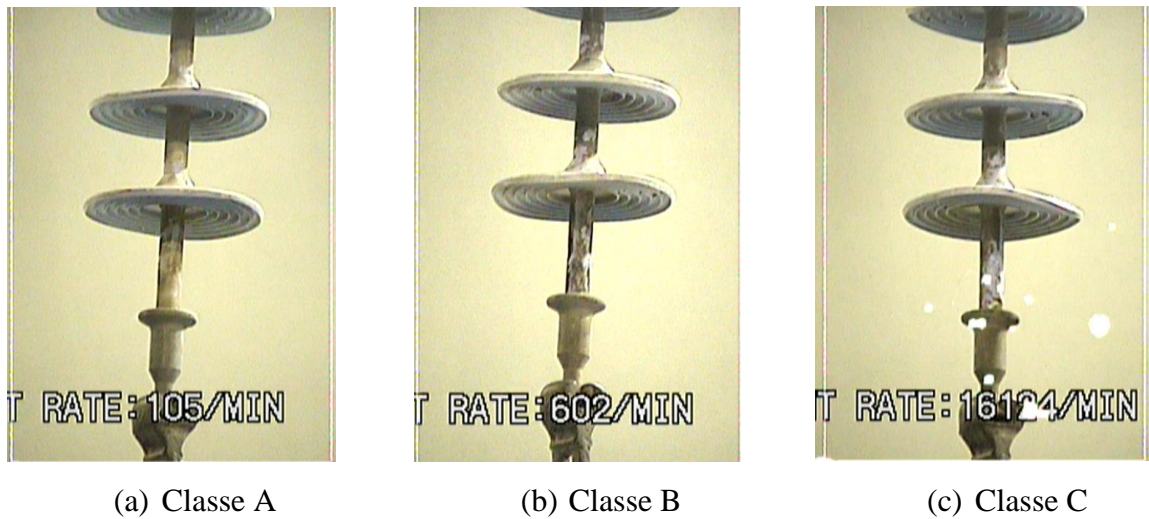
Fonte: Autoria própria.

Uma análise comparativa entre os áudios foi realizada. Pode-se constatar que a intensidade do ruído ultrassônico aumenta de acordo com a degradação do isolador ensaiado. Entretanto, não é possível estabelecer visualmente um limiar entre as classes dos isoladores devido à subjetividade da análise visual. Diante do exposto, torna-se necessária a extração de atributos e uma classificação automática, pois, uma análise apenas pelo padrão visual ou audível torna este processo sensível à experiência do responsável pela inspeção.

b) Detecção UV

As imagens de vídeos de isoladores de diferentes estados de degradação são apresentadas na Figura 35.

Figura 35: Imagens UV dos isoladores ensaiados.



Fonte: Autoria própria.

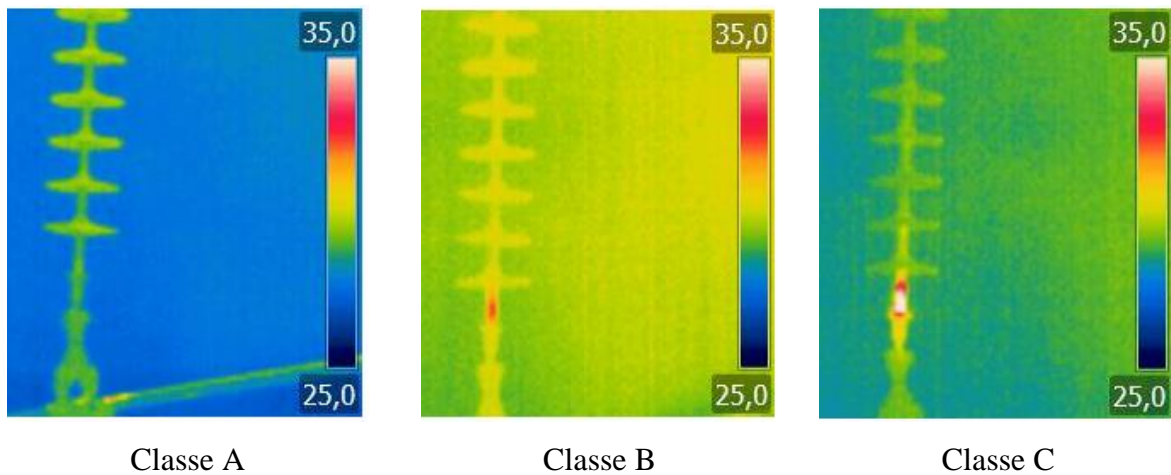
A partir de uma análise das imagens apresentadas, pode-se constatar o aumento do número de fâculas de acordo com a degradação dos isoladores, tanto de forma visual, quanto por meio da taxa de contagem apresentada na imagem.

Contudo, não é possível estabelecer um limiar entre as classes dos isoladores devido à subjetividade da análise visual. Diante do exposto, torna-se necessária a extração de atributos e uma classificação automática, pois, uma análise apenas pelo padrão visual torna este processo sensível à experiência do responsável pela inspeção.

c) Detecção IF

Na Figura 36 são apresentadas três imagens termográficas, de isoladores com diferentes estados de degradação.

Figura 36: Imagens termográficas dos isoladores ensaiados.



Fonte: Autoria própria.

Analisando as imagens termográficas, constata-se visualmente a elevação da temperatura com o aumento da degradação do isolador, porém, não é possível estabelecer um limiar entre as classes dos isoladores devido à subjetividade da análise visual. Dessa forma, torna-se necessária a extração de atributos e uma classificação automática, pois, uma análise apenas pelo padrão visual torna este processo sensível à experiência do responsável pela inspeção.

Na seção a seguir são apresentados os resultados obtidos pela extração de atributos dos dados capturados nesta seção.

5.3 EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS

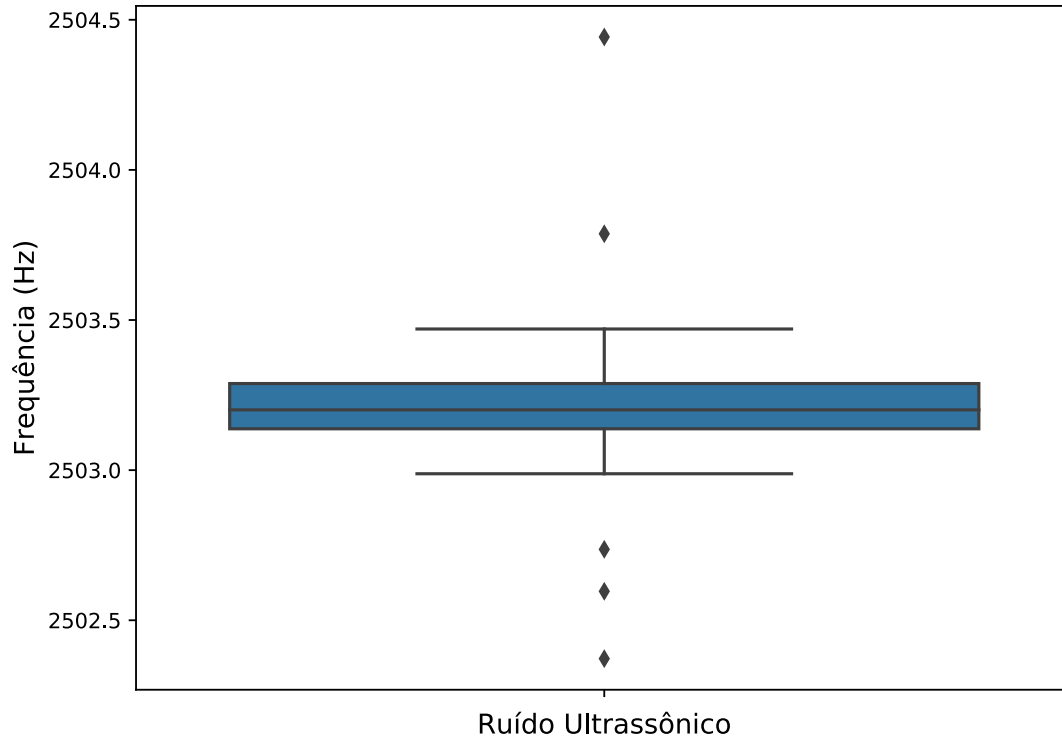
Após a realização dos ensaios, foi realizada a extração de atributos dos dados obtidos para as técnicas de inspeção: detecção de ruídos ultrassônicos, detecção de imagens UV e termografia infravermelha, com o objetivo de agregar maior confiabilidade na detecção de defeitos nos isoladores.

a) Detecção RU

A extração de atributos para os áudios dos ruídos ultrassônicos foi realizada por meio da aplicação do algoritmo VECSE. A distribuição do valor médio da frequência central do

centróide para o banco de 60 isoladores, pode ser visualizada no gráfico de *boxplot* da Figura 37.

Figura 37: Frenquência central dos VECSE para cada classe de isoladores.



Fonte: Autoria própria.

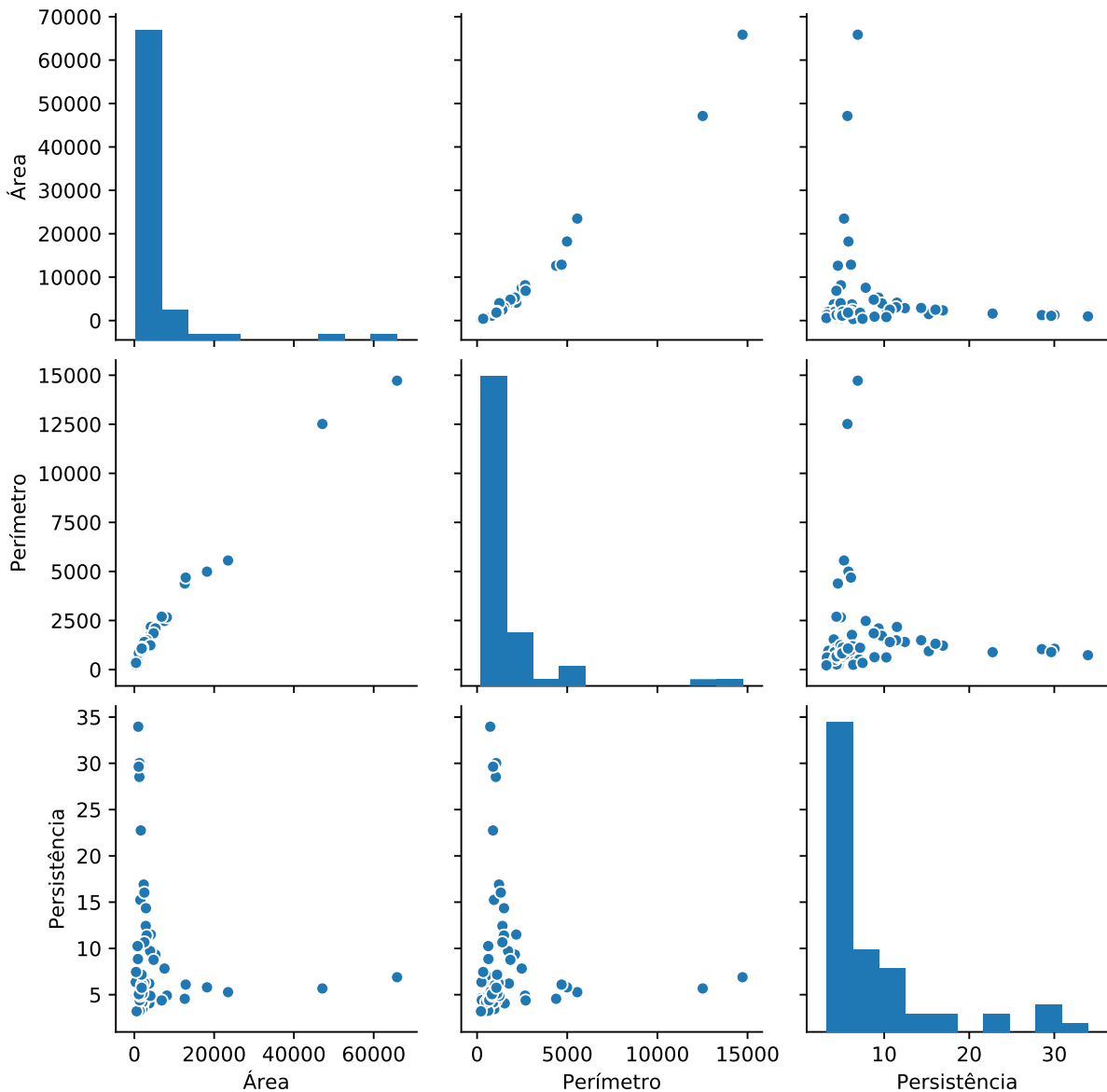
Ao analisar o gráfico apresentado na Figura 37, constata-se uma distribuição simétrica e a mediana no centro do retângulo, o que é um aspecto positivo pois evidencia que não há dados repetidos em excesso. Por outro lado, o gráfico apresenta *outliers* e que podem causar anomalias na divisão do banco de dados, e por isso devem ser removidos antes da implementação do algoritmo *k-means*.

b) Detecção UV

A extração de atributos dos vídeos UV foi implementada por meio de algoritmos de PDI. Para tanto, foram utilizadas quatro rotinas computacionais: segmentações do *shape* do isolador e das descargas nas imagens, integralização das descargas e eliminação de ruído.

Na sequência, os atributos de área da descarga, perímetro e persistência das descargas foram calculados para cada isolador. Na Figura 38 é apresentada a distribuição de cada um dos atributos bem como a correlação entre eles.

Figura 38: Distribuição de dados obtidos de área, perímetro e persistência.



Fonte: Autoria própria.

A partir dos gráficos apresentados constata-se que as variáveis de área e perímetro são diretamente correlacionadas, ou seja, à medida que os isoladores apresentam descarga com maior área, também apresentam o perímetro da descarga maior.

Considerando que a persistência, por representar a taxa de repetibilidade das descargas, indica um grau de criticidade em relação ao isolador, ela se torna um atributo importante nas análises.

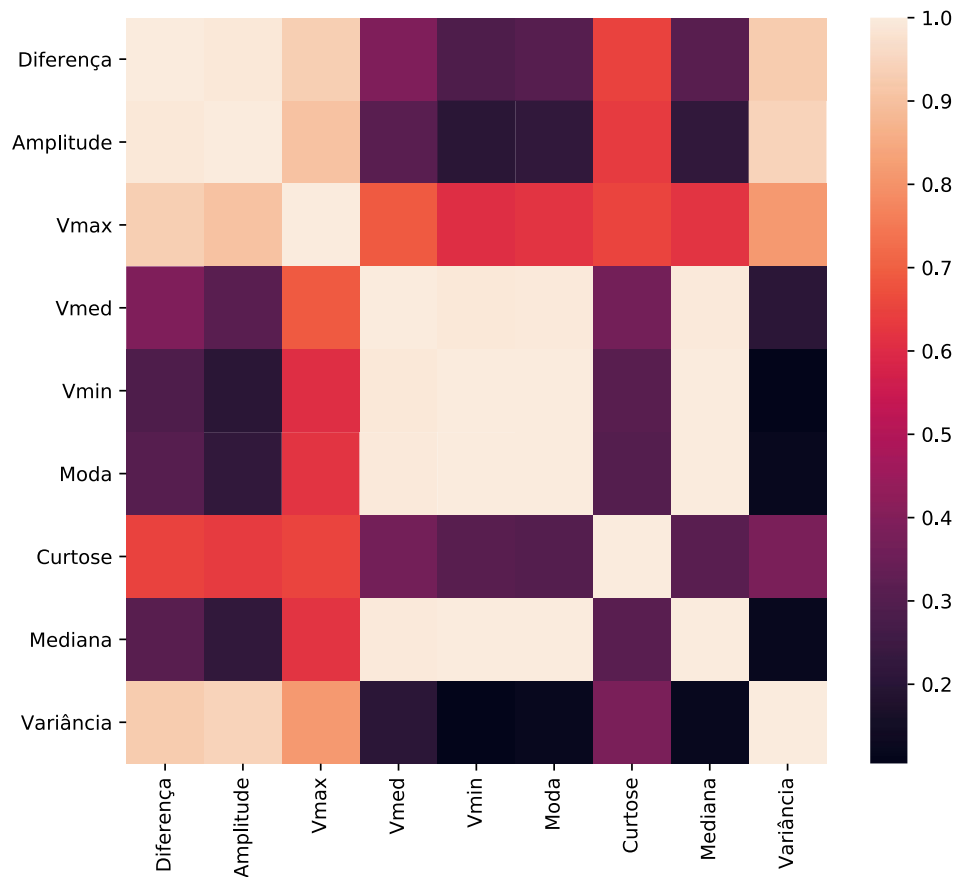
Outliers também foram constatados nos cálculos dos atributos área, perímetro e persistência. Eles foram retirados antes da utilização do algoritmo *k-means* por causar anomalias na divisão do banco de dados.

c) Detecção Infravermelho

A extração de atributos para a classificação de isoladores com base nas imagens termográficas foi realizada utilizando estatística descritiva. Uma linha imaginária foi traçada da ferragem fase à ferragem terra e a aquisição das temperaturas foi realizada. Posteriormente, calculou-se os valores máximo, mínimo, a média, a moda, a mediana, a curtose, a variância, a amplitude de temperatura ao longo do isolador e, por fim, a diferença entre a temperatura média do isolador e o meio externo.

Uma análise de correlação é apresentada na Figura 39, na escala de correlação, por cores, observa-se que as cores mais fortes ou escuras têm atributos inversamente correlacionados e as cores mais claras representam atributos diretamente correlacionados.

Figura 39: Gráfico de correlação das variáveis extraídas da termografia infravermelha.

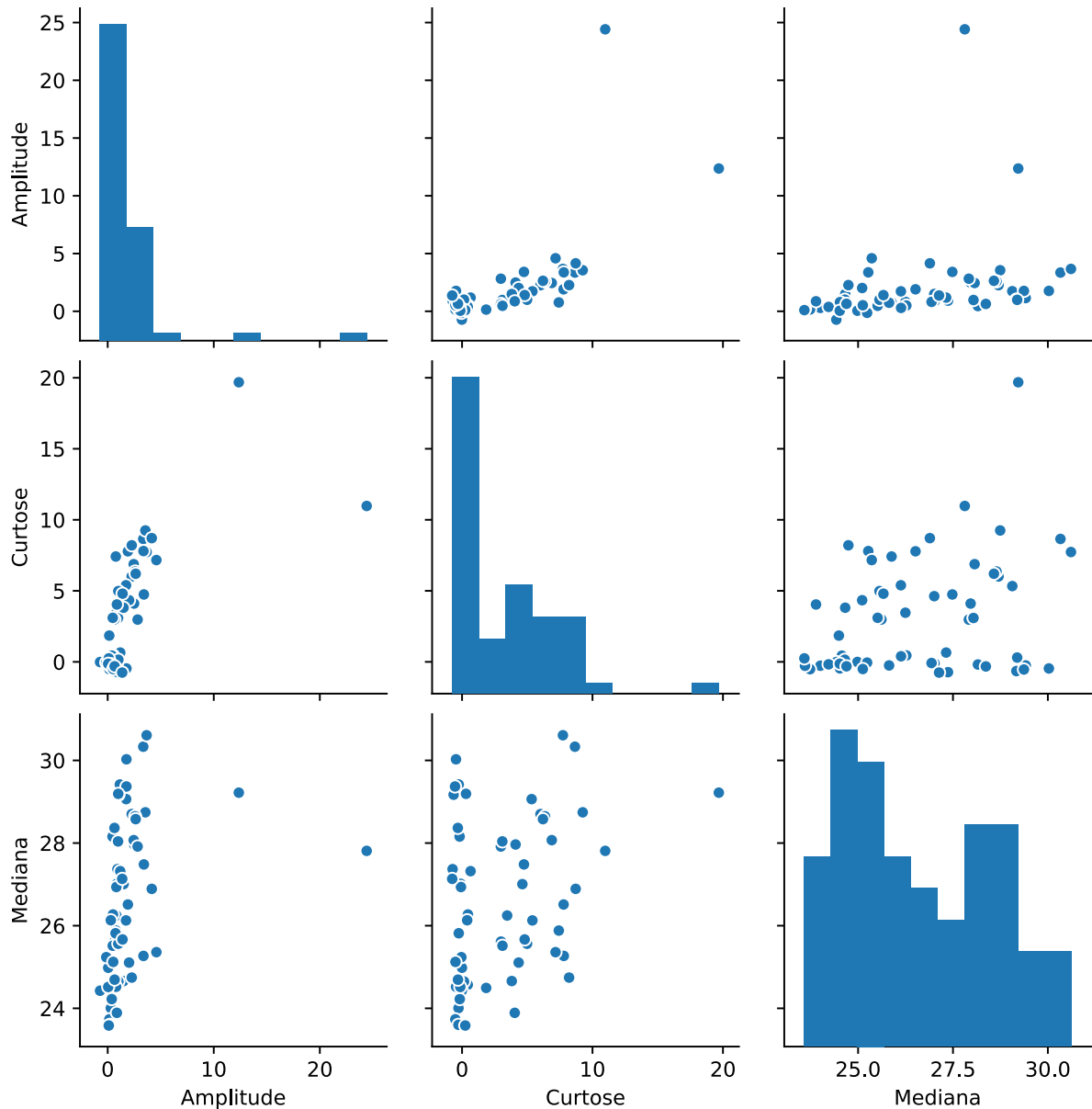


Fonte: Autoria própria.

A partir do gráfico de correlação mostrado na Figura 39, pode-se constatar que a amplitude e a diferença de temperatura são diretamente correlacionadas e valor médio, valor mínimo, moda e mediana também se correlacionam diretamente.

Na Figura 40, a título de exemplo, são apresentadas a distribuição da amplitude, curtose e mediana, atributos pouco correlacionados entre si, também são apresentados os gráficos de correlação entre estes atributos.

Figura 40: Distribuição de dados obtidos da amplitude, curtose e mediana.



Fonte: Autoria própria.

Pela análise da Figura 40, pode-se constatar que a mediana apresenta uma distribuição simétrica dos dados. Por outro lado, amplitude e curtose não apresentam simetria e possuem *outliers* que, por causar anomalias na divisão do banco de dados, estes *outliers* foram removidos antes da implementação do algoritmo *k-means*.

Finalizada a extração de atributos, as etapas de pré-processamento e classificação de isoladores devem ser realizadas, utilizando-se todos os atributos obtidos. Na próxima seção serão apresentados os resultados de divisão de clusters e classificação do banco de dados.

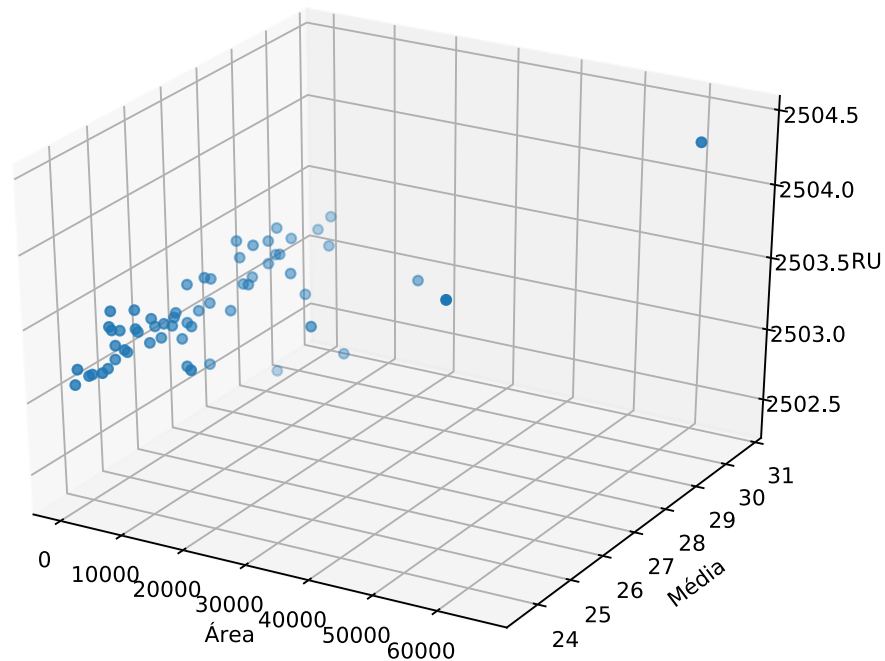
5.4 PRÉ-PROCESSAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DE ISOLADORES

Os ensaios dos isoladores em laboratório permitiram a obtenção de 13 atributos. Cada atributo representa uma dimensão espacial, o que impossibilita uma representação gráfica.

Por questões didáticas e possibilidade de representação visual, o processo de aprendizado de máquina é demonstrado inicialmente utilizando-se três atributos, caracterizados em três planos (tridimensional). No exemplo didático, foram escolhidos um atributo de cada técnica de inspeção, os quais apresentam distribuição simétrica dos dados após a retirada dos *outliers*.

Na Figura 41 tem-se um gráfico tridimensional que relaciona, para cada um dos 60 isoladores, o valor médio da frequência central do centróide, atributo extraído da técnica de detecção de ruídos ultrassônicos; área das descargas, atributo extraído da técnica de detecção de descargas ultravioleta; e temperatura média do isolador, atributo extraído da técnica de inspeção por termografia infravermelha.

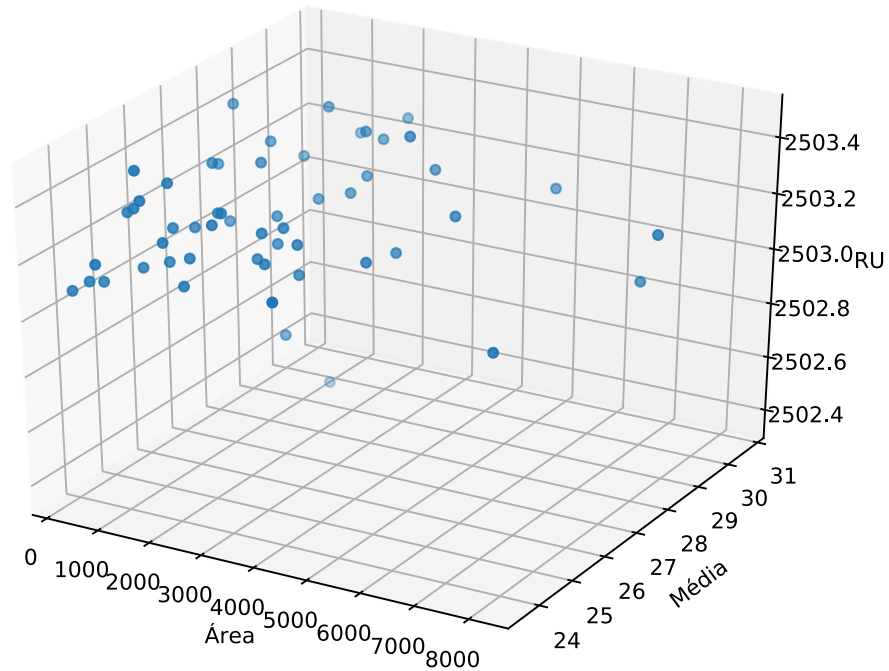
Figura 41: Área das descargas, valor médio da temperatura no isolador e valor médio da frequência dos VECSE dos 60 isoladores.



Fonte: Autoria própria.

Na Figura 42 apresenta-se o gráfico tridimensional para os atributos dos isoladores resultantes após a retirada dos *outliers*. A retirada dos *outliers* foi realizada e resultou na eliminação de seis isoladores, reduzindo o banco a 54 isoladores. O maior efeito da retirada dos *outliers* ocorreu na área das descargas.

Figura 42: Área das descargas, valor médio da temperatura no isolador e valor médio da frequência dos VECSE de 54 isoladores.



Fonte: Autoria própria.

Após a retirada dos *outliers* foi aplicado o algoritmo *k-means* para a divisão não supervisionada do banco de dados. A apresentação dos atributos dos isoladores divididos em clusters, por meio do algoritmo *k-means* pode ser vista na Figura 43.

Os valores médios de cada cluster para o exemplo didático foram calculados e são apresentados na Tabela 3. Analisando-se os valores médios de cada atributo na Tabela 3, constata-se que os valores médios de área (pixels), obtidos da técnica de detecção de UV, e os valores médios da temperatura, obtidos da técnica de inspeção por termografia infravermelha, apresentam separação bem definidas dos seus clusters. A separação dos clusters pode ser relacionada com a degradação, considerando que vários autores relacionam o crescimento da área de descargas e da temperatura média com o nível da degradação dos isoladores, o que permite a correlação dos clusters com o estado de degradação dos isoladores (BRITO, 2017; GUEDES et al., 2015; RIBEIRO, 2017).

No mesmo exemplo didático e pela Tabela 3, constata-se que o centróide (Hz), obtido por meio da técnica de detecção de ruído ultrassônico, apresenta maior valor no cluster com maior degradação, porém não mantém mesmo padrão para classe intermediária, que apresenta menor valor em relação ao cluster médio de isoladores com degradação baixa.

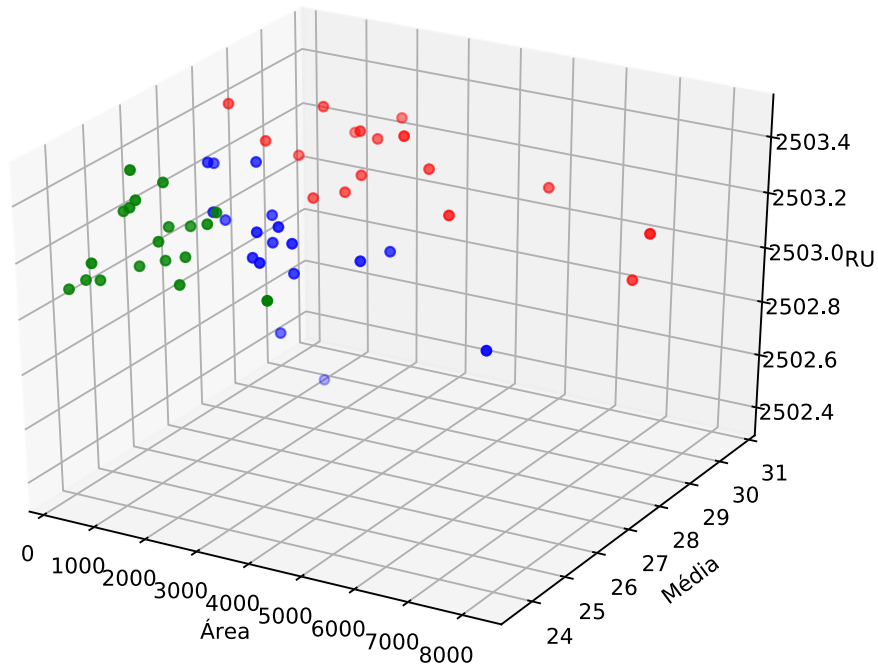
Tabela 3: Valores médios dos atributos de cada cluster para três atributos.

Atributo	Clusters		
	Verde	Azul	Vermelho
Área (Pixels)	1305,684	2476,167	3071,647
Temperatura (°C)	24,547	26,5056	28,870
Centróide (Hz)	2503,231	2503,108	2503,256

Fonte: Autoria própria.

A partir da visualização da Figura 43 pode-se observar os clusters representados nas cores verde, azul e vermelho. Se se considerar que o cluster em vermelho é associado ao alto nível de degradação, os resultados indicam que 17 isoladores necessitam ser retirados de operação. Como o cluster azul, com 18 isoladores, é associado aos isoladores com nível de degradação intermediário, indica-se que os isoladores fazem parte de um grupo que pode permanecer na linha, mas devem ser monitorados. O cluster verde é associado aos isoladores com nível de degradação baixo, isto é, os 19 isoladores restantes podem permanecer na linha de transmissão, com menor prioridade de monitoramento quando comparados aos isoladores pertencentes ao cluster azul.

Figura 43: Clusters obtidos após aplicação do algoritmo *k-means*.



Fonte: Autoria própria.

Considerando que o algoritmo *k-means*, utilizando os atributos fornecidos, somente faz a divisão do banco de dados em clusters, e não a sua classificação, torna-se necessário utilizar um algoritmo de apoio a decisão para se fazer a classificação do banco de dados. Assim, com objetivo de inserir um auxílio à tomada de decisão, isto é, a classificação do estado operacional de isoladores sem a subjetividade de um profissional responsável pela inspeção, este trabalho utiliza RNA devido à sua capacidade de classificação e de reconhecimento de padrões.

Ainda trabalhando com o exemplo didático, após a divisão do banco de dados proposta pelo algoritmo *k-means*, utilizou-se os atributos extraídos das técnicas de inspeção como dados de entrada e os clusters como referência na criação de um modelo computacional por RNA. Realizou-se a classificação e avaliou-se por meio de uma matriz de confusão, que consiste em uma tabela que permite a visualização do desempenho de um algoritmo de classificação. A matriz de confusão é apresentada na Figura 44.

Figura 44: Matriz de confusão para três atributos de entrada.

Valor real	Baixo (Verde)	Intermediário (Azul)	Alto (Vermelho)
	Baixo	19	0
Intermediário	0	16	2
Alto	0	0	17

Fonte: Autoria própria.

A classificação correta dos isoladores nas classes verde e vermelho é apresentada na matriz de confusão, porém com dois erros de classificação na classe azul, os quais foram classificados com alto nível de degradação (vermelho). Em termos numéricos, a taxa de acertos foi de 96,3%.

De forma didática, a representação tridimensional dos atributos área das descargas, valor médio da temperatura no isolador e valor médio da frequência dos VECSE dos 60 isoladores foi possível. Em seguida se mostrou a representação tridimensional dos atributos com a exclusão dos *outliers* e depois a aplicação do algoritmo *k-means*. Contudo, os ensaios dos isoladores em laboratório permitiram a obtenção de 13 atributos. Cada atributo representa uma dimensão espacial, impossibilitando a representação gráfica.

Assim, após entendimento didático do processamento, o mesmo procedimento foi realizado para os 13 atributos, em que a exclusão de *outliers* foi realizada utilizando a análise do gráfico de *boxplot*. Após análise foram obtidos 10 *outliers*, consequentemente 10 isoladores foram excluídos.

Após a retirada dos *outliers*, foi aplicado o algoritmo *k-means* utilizando 13 atributos para a divisão não supervisionada do banco de dados com a indicação de separabilidade em 3 clusters. Os valores médios de cada cluster foram calculados e são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Valores médios dos atributos de cada cluster para 13 atributos.

Atributo	Clusters		
	Verde	Azul	Vermelho
Área (Pixels)	1841,48	2486,13	3114,92
Perímetro	918,00	1120,20	1410,50
Persistência	6,29	9,88	7,62
Diferença de temperatura (°C)	0,64	1,03	2,74
Amplitude (°C)	1,00	0,98	2,68
Valor máximo (°C)	25,48	28,41	30,13
Valor médio (°C)	24,82	27,84	28,00
Valor mínimo (°C)	24,49	27,44	27,45
Moda (°C)	24,78	27,86	27,82
Curtose (°C)	1,66	0,93	6,27
Mediana (°C)	24,80	27,82	27,88
Variância (°C)	0,03	0,02	0,25
Centróide (Hz)	2503,20	2503,13	2503,25

Fonte: Autoria própria.

O cluster vermelho, correlacionado com isoladores com estado de degradação elevado foi atribuído ao cluster que apresenta atributos com maiores valores, pois, os isoladores com estado de degradação elevado apresentam maior intensidade de ruído, elevação de temperatura e aumento de descargas. Nesse sentido, o cluster azul foi atribuído ao cluster que apresenta, em sua maioria, atributos com valor intermediário e o cluster verde foi atribuído ao cluster que apresenta, em sua maioria, atributos com valores médios menores. Os resultados demonstram também que em alguns casos os clusters verde e azul apresentam valores aproximados, o que na prática não prejudica a tomada de decisão em relação à retirada dos isoladores de operação, pois ambos podem ser mantidos em linha.

A divisão do banco de dados pelo algoritmo *k-means* resultou em 23 isoladores agrupados no cluster verde; 15 isoladores agrupados no cluster azul; e 12 isoladores agrupados no cluster vermelho.

Considerando que o algoritmo *k-means*, utilizando os 13 atributos fornecidos, somente faz a divisão do banco de dados em clusters e não a sua classificação, uma RNA foi aplicada, com o objetivo de eliminar a subjetividade da análise do profissional responsável pela inspeção.

Os 13 atributos foram utilizados como dados de entrada e os clusters como referência do estado operacional dos isoladores.

A classificação foi realizada pela RNA e a sua representação por meio de uma matriz de confusão. A matriz de confusão pode ser visualizada na Figura 45.

Figura 45: Matriz de confusão com 13 atributos de entrada.

		Valor predito		
		Baixo (Verde)	Intermediário (Azul)	Alto (Vermelho)
Valor real	Baixo	22	1	0
	Intermediário	1	13	1
	Alto	1	0	11

Fonte: Autoria própria.

A matriz de confusão utilizando 13 atributos classifica isoladores de forma errônea nas três classes. Dentre os erros, o mais grave foi o que um isolador com alto nível de degradação foi classificado como de baixo nível de degradação. Revisando os passos do processamento e conhecendo-se que as RNA são algoritmos sensíveis a bancos de dados desbalanceados, utilizou-se o algoritmo *undersampling* de forma a evitar classificações enviesadas por banco de dados desbalanceados. A sua aplicação resultou em 12 isoladores de cada classe. A classificação utilizando RNA foi novamente realizada. Uma nova matriz de confusão pode ser visualizada na Figura 46.

Figura 46: Matriz de confusão para 13 atributos de entrada após *undersampling*.

		Valor predito		
		Baixo (Verde)	Intermediário (Azul)	Alto (Vermelho)
Valor real	Baixo	12	0	0
	Intermediário	0	12	0
	Alto	0	0	12

Fonte: Autoria própria.

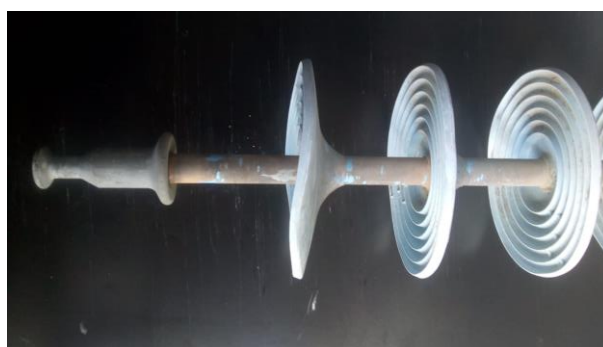
O uso da técnica de *undersampling* proporcionou a classificação correta dos isoladores nas suas classes de degradação do estado operacional, como análise complementar realizou-se a implementação da RNA com duas e três camadas ocultas, respectivamente, resultando em taxas de acerto de 97,2% e 100%. Pelos resultados, constata-se que a metodologia empregada

utilizando aprendizado de máquina pode ser aplicada na classificação do estado operacional de isoladores poliméricos.

A metodologia desenvolvida no pré-processamento e classificação de isoladores inicialmente identificou a presença de *outliers* nos atributos extraídos das técnicas de detecção da radiação infravermelha, radiação luminosa ultravioleta e emissão acústica ultrassônica. O algoritmo *k-means* foi posteriormente utilizado e auxiliou no agrupamento dos parâmetros em padrões de classificação predeterminados, de acordo com o grau de criticidade operacional dos isoladores. Agrupados, os parâmetros foram balanceados por meio do algoritmo de *undersampling* e serviram como referência no desenvolvimento de um modelo de classificação utilizando RNA para reconhecimento dos padrões. Pelos resultados, constata-se que o modelo de classificação utilizando RNA para reconhecimento dos padrões desenvolvido se mostrou efetivo.

Em continuidade dos estudos da aplicabilidade do modelo de classificação, buscou-se avaliar a resposta para um isolador que não se conhece o seu estado operacional, isto é, um isolador fora do banco de dados. Assim, o modelo de classificação desenvolvido, foi aplicado a um isolador para a classificação do estado operacional. O isolador avaliado pode ser observado na Figura 47 e consiste em um isolador visualmente classificado com estado de degradação baixa, pois, apresenta revestimento e núcleo sem degradações ou perfurações, aletas conservadas, poluição intermediária, ferragens sem corrosão e interface entre núcleo, revestimento e ferragem intacta.

Figura 47: Isolador utilizado para teste de classificação.



Fonte: Autoria própria.

Os atributos do isolador foram inseridos para a classificação do estado operacional, conforme pode ser visualizado na Tabela 5.

Tabela 5: Atributos do isolador utilizado para teste de classificação.

Atributo	Valor
Área (Pixels)	23488,00
Perímetro (Pixels)	5557,00
Persistência	5,27
Diferença de temperatura (°C)	1,77
Amplitude (°C)	1,3
Valor máximo (°C)	30,1
Valor médio (°C)	29,4
Valor mínimo (°C)	28,8
Moda (°C)	29,3
Curtose (°C)	-0,5
Mediana (°C)	30,0
Variância (°C)	0,1
Centróide (Hz)	2503,17986

Fonte: Autoria própria.

Os atributos são utilizados como dados de entrada e, ao invés de inserir um estado operacional como referência, inseriu-se uma interrogação, conforme destacado na Figura 48, indicando que o estado operacional deve ser atribuído por meio da classificação da RNA.

Figura 48: Inserção de isolador para classificação.

The screenshot shows a WEKA interface window titled "UV-Termo-RU - A classificar.aff". The main area displays a list of attributes and a data row. The data row contains the following values: 23488, 5557, 5.27, 1.77, 1.3, 30.1, 29.4, 28.8, 29.3, -0.5, 29.4, 0.1, 2503.17986, and a red box containing a question mark. The status bar at the bottom indicates "length: Ln: 21 Col: 1 Sel: 0|0", "Unix (LF)", "UTF-8", and "INS".

```

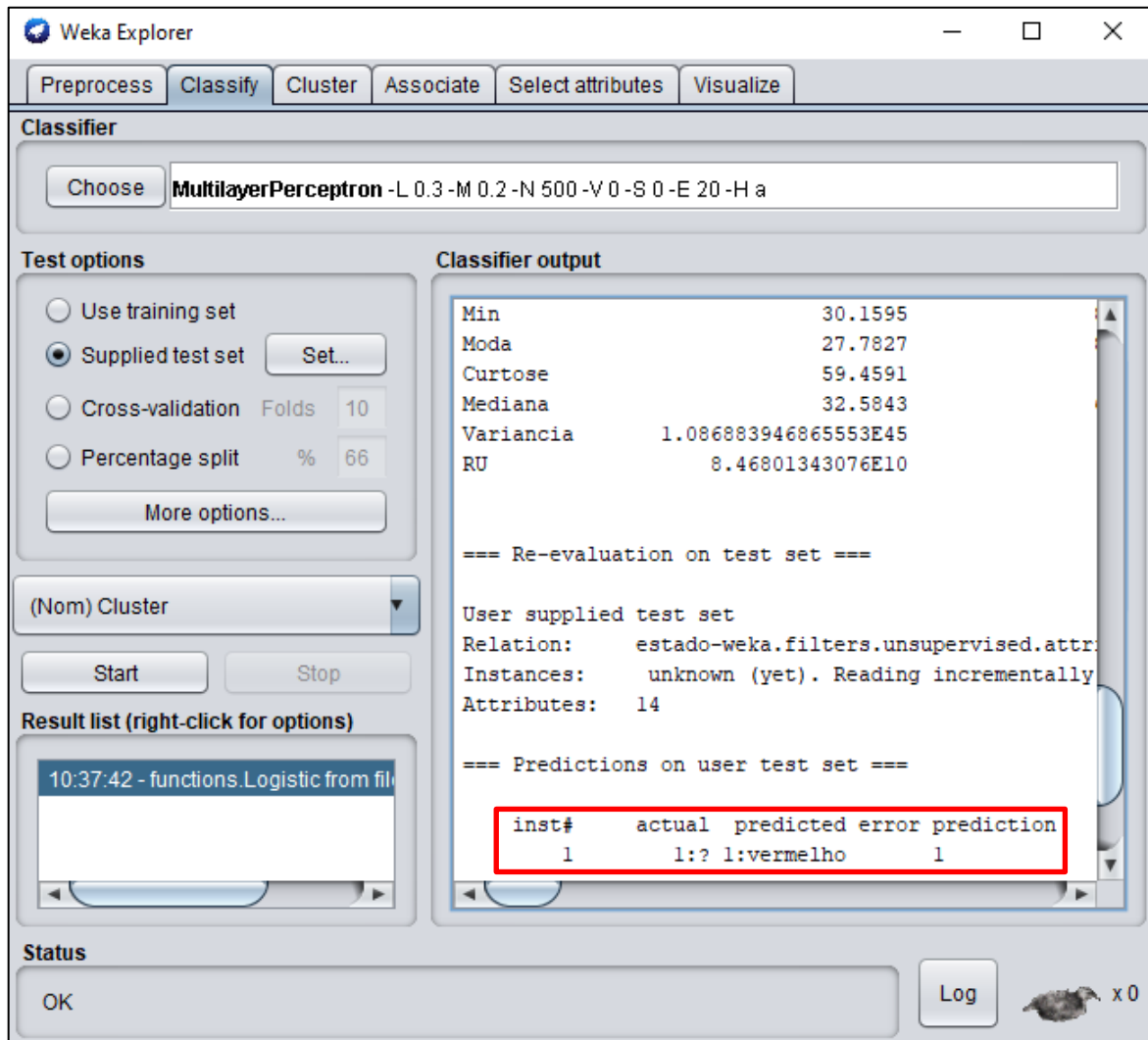
1 @relation estado-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1-2-weka.fil
2
3 @attribute Area numeric
4 @attribute Perimetro numeric
5 @attribute Persistencia numeric
6 @attribute Diferenca numeric
7 @attribute DeltaT numeric
8 @attribute Max numeric
9 @attribute Media numeric
10 @attribute Min numeric
11 @attribute Moda numeric
12 @attribute Curtose numeric
13 @attribute Mediana numeric
14 @attribute Variancia numeric
15 @attribute RU numeric
16 @attribute Cluster {vermelho,azul, verde}
17
18 @data
19 23488,5557,5.27,1.77,1.3,30.1,29.4,28.8,29.3,-0.5,29.4,0.1,2503.17986,?
20

```

Fonte: Autoria própria.

O resultado da classificação associou o isolador analisado ao cluster vermelho, que é atribuído a isoladores com alto nível de degradação e necessitam ser retirados de operação conforme pode ser visualizado na Figura 49.

Figura 49: Classificação de isolador não utilizado no banco de dados inicial.



Fonte: Autoria própria.

O resultado demonstra a aplicabilidade do modelo de classificação desenvolvido e mostra que em alguns casos, isoladores aparentemente, em uma inspeção visual, com estado de degradação baixo podem apresentar valores atributos determinantes para a classificação do seu estado operacional.

Quando se observa a Tabela 5, pode-se verificar que os atributos área e perímetro apresentaram valores maiores quando comparados ao valor médio do cluster vermelho. Constata-se também que a diferença de temperatura, amplitude, valor máximo, médio, mínimo, moda, mediana e frequência média do centróide apresentaram valores entre os clusters azul e vermelho.

Os valores dos atributos conduziram para a classificação do isolador com estado operacional degradado. Classificação diferente da obtida por meio da inspeção visual que não

utiliza aspectos técnicos. Relacionam-se os altos níveis dos atributos à camada de poluição, ao tipo de poluição e às condições ambientais no momento das medições. Casos opostos também podem ocorrer, ou seja, isoladores que visualmente apresentam algum defeito, quando inspecionados, podem não apresentar descargas ou elevação de temperatura.

Ao comparar a metodologia desenvolvida com a inspeção visual, ambas tiveram classificação semelhante em 45% dos casos. Pode-se visualizar a distribuição dos resultados na matriz de confusão apresentada na Figura 50.

Figura 50: Matriz de confusão que correlaciona inspeção visual com gestão técnica.

Gestão técnica		Baixo (Verde)	Intermediário (Azul)	Alto (Vermelho)
	Baixo	5	7	8
Intermediário	7	9	5	
Alto	2	4	13	

Fonte: Autoria própria.

Os resultados evidenciam que as classificações foram diferentes para a inspeção visual e para a gestão técnica em todas as classes. Demonstrando que a inspeção visual, apesar de ser simples e prática, possui um elevado nível de subjetividade e não é capaz de considerar aspectos técnicos correlacionados à temperatura ou ao nível de efeito corona. Assim, constata-se que apenas a inspeção visual e a falta de critérios objetivos, para determinar o desempenho operacional de isoladores, reduz a confiabilidade e segurança do setor elétrico.

A análise dos resultados obtidos permite constatar que as técnicas de inspeção utilizadas em conjunto (detecção de descargas UV, detecção de ruídos ultrassônicos e termografia infravermelha) torna o diagnóstico de isoladores mais eficiente, de modo não invasivo e objetivo. Os isoladores podem ser classificados pela inserção dos seus atributos na RNA comprovando que a metodologia desenvolvida pode ser aplicada na classificação do estado operacional dos isoladores poliméricos e viabiliza o uso da metodologia desenvolvida como ferramenta de gestão técnica nas inspeções das linhas de transmissão.

5.5 SÍNTESE DO CAPÍTULO

Neste capítulo os resultados foram apresentados após o emprego da metodologia desenvolvida nesta Tese. Realizou-se inicialmente a inspeção visual de 60 isoladores de classe 138 kV retirados de operação, estes foram utilizados em ensaios em laboratório para inspeção e obtenção dos atributos.

Os atributos foram analisados inicialmente por meio de gráficos de *boxplot* com o objetivo da identificação e retirada dos outliers. Na sequência, o algoritmo *k-means* foi empregado na divisão dos isoladores em três grupos com diferentes padrões de operação. Os agrupamentos foram normalizados por meio do algoritmo *undersampling* e serviram como referência na alimentação da entrada de uma rede neural artificial para reconhecimento dos padrões.

As etapas propostas na metodologia foram efetivas na obtenção dos resultados e viabilizaram o desenvolvimento de um modelo de classificação por redes neurais artificiais do estado operacional de isoladores que possibilitou a classificação de amostras em que não se conhece o estado operacional.

Diante do exposto, a metodologia desenvolvida se apresenta efetiva na gestão técnica de isoladores poliméricos de forma não invasiva, por meio da aplicação em conjunto de técnicas de inspeção e algoritmos de aprendizado de máquina.

No próximo capítulo são apresentadas as conclusões.

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo são apresentadas as conclusões da pesquisa e algumas propostas de trabalhos futuros.

6.1 CONCLUSÕES

Uma proposição de gestão técnica de isoladores poliméricos por meio da aplicação de técnicas de inspeção associadas a algoritmos de aprendizado de máquina foi apresentada neste trabalho.

A metodologia é capaz de tornar o processo de inspeção e diagnóstico de isoladores mais eficiente, de modo não invasivo e objetivo, fornecendo, para as equipes de manutenção, uma classificação do estado operacional de isoladores automática. Para tanto, foram ensaiados em laboratório 60 isoladores poliméricos retirados de operação. A partir da realização dos ensaios, foi feita a extração de atributos de cada técnica de inspeção. As técnicas de inspeção, foram utilizadas em conjunto: detecção de descargas UV, detecção de ruídos ultrassônicos e termografia infravermelha.

A extração de atributos da técnica de termovisão a partir de imagens de infravermelho por meio de técnicas de estatística descritiva resultou em nove atributos. Os resultados demonstraram que a amplitude e a diferença de temperatura são diretamente correlacionadas. O valor médio, valor mínimo, moda e mediana também se correlacionam diretamente. Os resultados evidenciam que estado de degradação dos isoladores estão diretamente relacionados com o aumento dos valores dos atributos. Os resultados mostraram que os atributos de amplitude, curtose e mediana foram pouco correlacionados entre si. Em relação à distribuição dos dados, constatou-se que a mediana apresenta uma distribuição simétrica dos dados, porém, a amplitude e curtose não apresentaram simetria e todos os atributos apresentaram *outliers*.

A análise de atributos extraídos da técnica de detecção de descargas UV a partir de vídeos das descargas nos isoladores por meio da utilização de técnicas de processamento digital de imagens (PDI) demonstrou que os atributos área e perímetro são diretamente correlacionadas, e que aumentam conforme o estado de degradação dos isoladores. A persistência, por outro lado, apesar de ser um atributo importante nas análises, por representar

a taxa de repetibilidade das descargas, não apresentou comportamento de fácil interpretação relacionado ao estado de degradação dos isoladores.

A avaliação dos atributos extraídos da técnica de detecção de ruídos ultrassônicos foi realizada a partir de amostras de RU por meio de técnica baseada em Vetores de Energia dos Centróides das Sub-Bandas Espectrais (VECSE). Os resultados evidenciaram que os maiores valores médios de frequência foram correlacionados ao cluster de isoladores com estado de degradação elevado. Quando se analisa o padrão para classe intermediária, estes foram correlacionados aos menores valores médios de frequência. Os isoladores com estado de degradação baixa apresentaram valores médios de frequência intermediários.

A utilização de algoritmos de aprendizado de máquina no pré-processamento, divisão não supervisionada do banco de dados foi dividida em quatro etapas e proporcionou a divisão e classificação do banco de dados. A utilização do gráfico de *boxplot* se mostrou efetivo para identificação dos *outliers*, facilitando a exclusão de amostras que pudessem enviesar o banco de dados na etapa de divisão não supervisionada.

Os resultados da divisão não supervisionada do banco de dados demonstraram que o algoritmo *k-means* se mostrou efetivo e dividiu os isoladores em três clusters. Os clusters foram relacionados com o estado operacional dos isoladores, tendo como base as referências bibliográficas. Também foi constatado que o banco de dados não era balanceado conduzindo a erros na classificação pelo uso da RNA.

A aplicação do algoritmo *undersampling* possibilitou o balanceamento do banco de dados e a classificação correta dos isoladores nas suas classes de degradação do seu estado operacional, resultando em uma taxa de acerto superior a 97,22%, caso em que é utilizada duas camadas ocultas. Como exemplo de aplicabilidade, a RNA desenvolvida foi aplicada na classificação de um isolador que não participou de seu treinamento, comprovando que esta metodologia pode ser utilizada na classificação de isoladores em que não se conhece o seu estado operacional.

A implementação da RNA desenvolvida para análise de isoladores em campo quanto ao seu estado operacional é possível, porém, para essa implementação é necessário inicialmente que toda metodologia de extração de atributos e utilização de algoritmos de aprendizado de máquinas seja aplicada a um banco de dados de isoladores inspecionados em campo, de modo que a classificação de isoladores de uma determinada linha e região de operação, seja feita com base nos atributos retirados de isoladores submetidos às mesmas condições operacionais.

Pelo exposto, conclui-se que a metodologia desenvolvida se apresentou efetiva na classificação do estado operacional de isoladores poliméricos de forma não invasiva, por meio da aplicação em conjunto das técnicas de inspeção por termografia infravermelha, detecção de radiação ultravioleta e detecção de ruídos ultrassônicos associada a algoritmos de aprendizado de máquina. A metodologia se mostrou capaz de prover a gestão técnica de isoladores poliméricos aplicados em linhas de transmissão.

6.2 TRABALHOS FUTUROS

Como continuação ao trabalho realizado, propõe-se:

- Analisar os atributos extraídos, com objetivo de eliminar atributos redundantes e simplificar a gestão técnica;
- Analisar os atributos extraídos da técnica de descargas UV, de modo a entender como a persistência pode ser associada ao estado de degradação dos isoladores;
- Analisar e ponderar a contribuição de cada atributo, com objetivo de determinar quais técnicas de inspeção são mais relevantes na determinação do estado operacional dos isoladores;
- Analisar e implementar algoritmo *oversampling* no balanceamento do banco de dados, com o objetivo de aumentar o banco de dados e verificar se a replicação de dados semelhantes pode prejudicar a capacidade de generalização da RNA;
- Desenvolver banco de dados com isoladores inspecionados em campo, para implementação da gestão técnica em isoladores em operação.

PUBLICAÇÕES

Autores	Título	Evento/Periódico	Ano
FLORENTINO, M. T. B. COSTA, E. G. FERREIRA, T. V. BRITO, K. B. DIAS, B. A. OLIVEIRA, R. G. D. GERMANO, A. D.	<i>Proposal and Evaluation of a Technique Based on Ultrasound for Composite Insulator Monitoring</i>	ISH	2017
BRITO, K. B. COSTA, E. G. OLIVEIRA NETO, A. B. FLORENTINO, M. T. B. DIAS, B. A. FERREIRA, T. V.	<i>Attribute Extraction and Sensitivity Analysis for Classification of Polymeric Insulators Ultraviolet Images</i>	ISH	2017
DIAS, B. A. COSTA, E. G. GERMANO, A. D. FERREIRA, T. V. BRITO, K. B. BARBOSA, L. A. BEZERRA, R. C. MELLO, D. R.	<i>Impact Analysis of Biological Pollution on Glass Insulators</i>	ISH	2017
DIAS, B. A. COSTA, E. G. GERMANO, A. D. FERREIRA, T. V. BRITO, K. B. BEZERRA, R. C.	Simulação Computacional dos Efeitos do Limo sobre Isoladores de Vidro	ERAC	2017

Autores	Título	Evento/Periódico	Ano
DIAS, B. A. COSTA, E. G. DINIZ, L. LEITE NETO, A. F. ROCHA, J. M. L. MORENO, V. G.	Análise comparativa do desempenho elétrico de isoladores tipo pino sob diferentes condições de poluição	PRINCÍPIA	2019
LEITE NETO, A. F. COSTA, E. G. DIAS, B. A. SOUZA, J. P. C. MELO, J. V. J.	Análise por Campo Elétrico da Presença de Cavidades Internas em Isoladores Poliméricos Tipo Pino sob Poluição	ALTAE	2019
DIAS, B. A. COSTA, E. G. DINIZ, L. LEITE NETO, A. F. ROCHA, J. M. L. MORENO, V. G.	Análise do Efeito da Poluição em Isoladores Poliméricos Tipo Pino	IWADA	2019
DINIZ, L. COSTA, E. G. DIAS, B. A. LEITE NETO, A. F. ROCHA, J. M. L. MORENO, V. G.	Análise de Isoladores Poliméricos Íntegro e com Defeito Externo por Campo Elétrico	IWADA	2019
DIAS, B. A. COSTA, E. G. GERMANO, A. D. FERREIRA, T. V. BRITO, K. B. BARBOSA, L. A. BEZERRA, R. C. MELLO, D. R.	Sistema de Monitoramento e Diagnose de Biofilmes Condutores em Isoladores da Regional de Transmissão do Pará da Eletronorte	SNPTEE	2019

Autores	Título	Evento/Periódico	Ano
LEITE NETO, A. F. COSTA, E. G. ARAUJO, J. F. DIAS, B. A. BALBINO, L. S.	<i>Comparative Analysis of Polymeric Insulators under External Defect and Pollution Using the Finite Element Method</i>	ICHVE	2020
DIAS, B. A. COSTA, E. G. BRITO, K. B. SOUZA, J. P. C. LEITE NETO, A. F. FLORENTINO, M. T. B.	<i>Technical Management of Polymeric Insulators with Machine Learning*</i>	IJEPES	2021
BRITO, K. B. COSTA, E. G. DIAS, B. A. FLORENTINO, M. T. B. LIRA, G. R. S.	<i>Development of DIP-based Algorithm for Extraction of UV Video Attributes from Corona Discharges on Polymeric Insulators*</i>	IJEPES	2021

*Artigos submetidos em processo de revisão.

REFERÊNCIAS

ABU-MOSTAFA, Y. S.; MAGDON-ISMAIL, M.; LIN, H.-T. **Learning From Data**. Califórnia: [s.n.].

ADAMI, J. F. **Detecção e Identificação de Arcos de Contorno em Cadeias de Isoladores de Linhas de Transmissão Utilizando Técnicas de Processamento de Sinais**. [s.l.] universidade Federal de Itajubá, 2008.

ALBANO, M.; WATERS, R. T.; HADDAD, A. **Visual and Infrared Techniques for the Assessment of Partial Arcs on Conventional and Textured Insulator Surfaces**. The 20th International Symposium on High Voltage Engineering. Buenos Aires, Argentina: 2017

BARROS, W. P. P. **Análise do Efeito Corona para Diagnóstico de Isoladores Poliméricos**. [s.l.] Universidade Federal de Campina Grande, 2011.

BEZERRA, R. C.; MELLO, D. R.; PORFIRIO, D. M.; ARAÚJO, F. E. R.; TEIXEIRA, J. M. T.; PINHEIRO, J. C.; ANDRADE, J. A. S.; NETO, O. F.; ALVES, R. C. **Avaliação de Isoladores poliméricos em Linha de Transmissão de 138 kV– Estudo de Caso**. IV Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos. Goiânia, Goiás: 2012

BOLOGNA, F.; MAHATHO, N.; HOCH, D. A. **Infra-red and ultra-violet imaging techniques applied to the inspection of outdoor transmission voltage insulators**. IEEE AFRICON Conference. 2002

BRANCO, P.; TORGO, L.; RIBEIRO, R. A Survey of Predictive Modelling under Imbalanced Distributions. **ACM Computing Surveys**, v. 49, n. 2, p. 1–50, 2015.

BRITO, K.-E. B. **Extração de Atributos de Fâculas de Imagens Ultravioletas de Isoladores Poliméricos**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Campina Grande, 2017.

CAMPOS NETO, C. DE M. **Análise inteligente de dados em um banco de dados de procedimentos em cardiologia intervencionista**. [s.l.] Universidade de São Paulo, 2016.

CAPELINI, R. M. **Localização de cadeias de isoladores defeituosas em linhas de**

transmissão através de redes neurais. Universidade Federal de Itajubá, 2011.

CHEN, T. W.; CHIEN, S. Y. **Bandwidth adaptive hardware architecture of *K-means* clustering for intelligent video processing.** IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings, v. 18, n. 6, p. 573–576, 2009.

CHEN, Y.; CHEN, Y; GAO, Z; XV, M; LU, X; NIU, L; WANG, S; WANG, Z; FANGCHENG, L. **Development of Management System for Insulator UV Imaging Detection.** IEEE Student Conference on Electric Machines and Systems. **Anais.**2020

CHERNEY, E. A.; BAKER, A. C.; FREIMARK, B.; GORUR, R. S.; LODI, Z.; MARZINOTTO, M.; RAMIREZ, I.; STEWART, G. A. **Evaluation of and replacement strategies for aged high-voltage toughened glass-suspension insulators.** IEEE Transactions on Power Delivery, v. 30, n. 3, p. 1145–1152, 2015.

DA COSTA, E. G.; FERREIRA, T V.; NERI, M G.; QUEIROZ, I B.; GERMANO, A G. **Characterization of polymeric insulators using thermal and UV imaging under laboratory conditions.** IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 16, n. 4, p. 985–992, 2009.

DERNFALK, A.; GUBANSKI, S. **Techniques for estimation of biological contamination on insulators using image analysis.** 2004 Annual Report Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, p. 659–662, 2004.

DIAS, B. A. **Simulação Computacional da Poluição Biológica em Isoladores de Vidro.** Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Campina Grande, 2017.

DINIZ, L. **Aprimoramento da Inspeção de Isoladores Poliméricos Correlacionando Temperatura e Campo Elétrico.** Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Campina Grande, 2019.

EL-ARABATY, A.; NOSSEIR, A.; EL-DEBEIKY, S.; NASSER, E.; EL-SHARKAWI, E.; EL-SARKY, A. **Application of infra-red thermography to the study of temperature distribution on energized polluted insulators.** IEEE Transactions on Electrical Insulation, v. EI-14, n. 5, p. 278–280, 1979.

EPRI, E. P. R. I. **Field Guide : Visual Inspection of Polymer Insulators.** [s.l: s.n.].

FANGCHENG, L.; SHENGHUI, W.; HEMING, L. **Insulator pollution grade evaluation based on ultraviolet imaging and fuzzy logic inference**. Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, APPEEC.2010

FERNÁNDEZ, A.; GARCÍA, S; GALAR, M; PRATI, R C.; KRAWCZYK, B; HERRERA, F. **Learnig from Imbalanced Data Sets**. [s.l.] Springer, 2019. v. 807

FERNANDO, M. A. R. M.; GUBANSKI, S. M. **Leakage Current Patterns on Contaminated Polymeric Surfaces**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 6, n. 5, p. 688–694, 1999.

FERREIRA, T. V. **Estimação Inteligente da Poluição de Isolamentos Elétricos Baseada nos VECSE do Ruído Ultrassônico**. Tese de Doutorado Universidade Federal de Campina Grande, 2011.

FERREIRA, T. V.; GERMANO, A. D.; DA COSTA, E. G.; ANGELINI, J. M.G.; NALLIM, F. E.; MENDONÇA, P. **Naturally aged polymeric insulators: Washing and its consequences**. Proceedings - International Symposium: Modern Electric Power Systems, MEPS'10, 2010.

FERREIRA, T. V.; GERMANO, A. D.; DA COSTA, E. G. **Ultrasound and artificial intelligence applied to the pollution estimation in insulations**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 27, n. 2, p. 583–589, 2012.

FLIR. **Câmera termográfica para manutenção preditiva T620**. Disponível em: <<https://prod.flir.com.br/products/t620/>>. Acesso em: 1 jul. 2019.

FLORENTINO, M. T. B. **Análise de Sensibilidade do Método dos Vetores de Energia dos Centroides das Sub-Bandas Espectrais Aplicado ao Monitoramento de Isoladores Poliméricos**. [s.l.] Universidade Federal de Campina Grande, 2015.

FLORENTINO, M. T. B.; COSTA, E G; FERREIRA, T V; BRITO, K B; DIAS, B A; GERMANO, A D. **Proposal and Evaluation of a Technique Based on Ultrasound for Composite Insulator Monitoring**. The 20th International Symposium on High Voltage Engineering. *Anais*.Buenos Aires, Argentina: 2017

FLORENTINO, M. T. B.; DA COSTA, E. G.; FERREIRA, T. V.; GERMANO, A. D. **Spectral Subband Centroid Energy Vectors Algorithm and Artificial Neural Networks for**

Acoustic Emission Pattern Classification. Advances in Electrical and Computer Engineering, v. 19, n. 3, p. 49–56, 2019.

GORUR, R. S.; CHERNEY, E. A.; BURNHAM, J. T. **Outdoor Insulators.** Phoenix, Arizona: Ravi S. Gorur, Inc, 1999.

GRANATYR, J. **Machine Learning e Data Science com Weka e Java.** Disponível em: <<https://www.udemy.com/course/machine-learning-com-weka-e-java/>>. Acesso em: 25 fev. 2021.

GUBANSKI, S. M.; DERNFALK, A.; WALLSTROOM, S.; KARLSSON, S. **Performance and diagnostics of biologically contaminated insulators.** Proceedings of the IEEE International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials, p. 23–30, 2007.

GUEDES, C. P. G.; COSTA E. G.; RIBEIRO, G. L.; GERMANO, A. D. **Classification of the Degradation Condition of Polymeric Insulators by UV Radiation Levels (Corona) and Fuzzy Logic.** The 19th International Symposium on High Voltage Engineering. Pilsen, Czech Republic: 2015

HAYKIN, S. **Redes Neurais Princípios e prática.** 2 Edição ed. [s.l.] Prentice Hall, Inc, 2001.

HSENERGIA. **Inspeção visual aérea.** Disponível em: <<http://www.hsenergia.com.br/visualInspection.html>>. Acesso em: 1 jul. 2019.

INSULATORS, L. **Company Profile and Product Overview.** Disponível em: <https://www.lappinsulators.com/fileadmin/user_upload/Broschuere-Unternehmen-Screen.pdf>. Acesso em: 29 jun. 2019.

KANUNGO, T. MOUNT, D. M.; NETANYAHU, N. S.; PIATKI, C. D.; SILVERMAN, R.; WU, A. Y. **An Efficient *k-means* Clustering Algorithm: Analysis and Implementation.** IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. 24, n. 7, p. 881–892, 2002.

KARADY, G. G.; AMARH, F. **Signature Analysis for Leakage Current Wave Forms of Polluted Insulators.** 1999 IEEE Transmission and Distribution Conference. 1999

KUFFEL, E.; ZAENGL, W. S.; KUFFEL, J. **High Voltage Engineering Fundamentals.** Second Edi ed. [s.l.: s.n.].

KUMAGAI, S.; YOSHIMURA, N. **Leakage current characterization for estimating the conditions of ceramic and polymeric insulating surfaces**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 11, n. 4, p. 681–690, 2004.

LEÓN, A. F.; ROJAS, H. E.; CANTOR, L. F.; PÉREZ, C. D. **Performance of Ceramic and Polymeric Distribution Insulators with Mold Growth on its Surface**. 2014 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exposition - Latin America (PES T&D-LA), p. 1–6, 2014.

LUNDGAARD, L. E. **Acoustic Partial Discharge Detection -Fundamental Considerations**. IEEE Electrical Insulation Magazine, n. August, p. 25–31, 1992.

LV, F. C.; DAI, R. J.; LI, H. D.; JIN, H. **Comparison of two UV imaging parameters's in the insulator fault diagnosis**. Proceedings - 2012 International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications, ISDEA 2012, n. 2, p. 1400–1403, 2012.

MATHIAS, T.; ALBANO, M.; ROBSON, S. **High voltage insulator monitoring using infrared camera and FPGA**. 2019 54th International Universities Power Engineering Conference, UPEC 2019 - Proceedings, 2019.

MELLO, D. R. DE; ANGELINI, J. M. G.; FRANÇA, F. R. R.; PAIVA, R. S.; DUARTE, A. R. C. L.; SOUSA, E. B. JR, I. C. L. **Avaliação de equipamentos de subestações contaminados com limo**. Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, p. 1–8, 2009.

NERI, M. G. G. **Avaliação de Tecnicas de Monitoramento de Isoladores Poliméricos**. Universidade Federal de Campina Grande, 2005.

OLIVEIRA, A. C. DE. **Método de Monitoramento Radiométrico para Disjuntores de Alta Tensão**. Universidade Federal de Campina Grande, 2019.

PEI, C. M.; SHU, N. Q.; LI, L.; LI, Z. P.; PENG, H. **On-line monitoring of insulator contamination-causing flashover based on acoustic emission**. 3rd International Conference on Deregulation and Restructuring and Power Technologies, DRPT 2008, n. April, p. 1667–1671, 2008.

PIEIDADE, M. P. **Uma abordagem de aprendizagem profunda que usa funções assimétricas para modelagem de pontuação de crédito no varejo**. [s.l.] Universidade

Federal do Amazonas, 2020.

PINNANGUDI, B.; GORUR, R. S.; KROESE, A. J. **Quantification of corona discharges on nonceramic insulators**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 12, n. 3, p. 513–523, 2005.

RIBEIRO, G. L. **Aprimoramento da Classificação de Isoladores Poliméricos por Medições Termográficas e Radiação UV usando Processamento de Imagens e RNA**. [s.l.] Universidade Federal de Campina Grande, 2017.

ROCHA, P. H. V. DA. **Estimação da poluição de isoladores em linhas de transmissão a partir da irradiação de RF**. Tese de Doutorado. Universidade Federal de Campina Grande, 2019.

SAVVA, T.; ALBANO, M. **Development of a Deep Learning Software for Visual Analysis of High Voltage Insulators**. UPEC 2020 - 2020 55th International Universities Power Engineering Conference, Proceedings, 2020.

SHURRAB, I. Y.; EL-HAG, A.; ASSALEH, K.; GHUNEM, R. **Partial discharge on-line monitoring of outdoor insulators**. Conference Record of IEEE International Symposium on Electrical Insulation, p. 391–394, 2012.

SILVA, K. M.; BRITO, N. S. D; COSTA, F. B.; SOUZA, B. A.; DANTAS, K. M. C. **Deteção e Classificação de Faltas a partir da Análise de Registros Oscilográficos Via Redes Neurais Artificiais e Transformada Wavelet**. Revista Controle & Automação, v. 18, n. 2, 2005.

SOPELSA NETO, N. F.; STEFENON, S. F.; MEYER, L. H.; BRUNS, R.; NIED, A.; SEMAN, L. O.; GONZALEZ, G. V.; QUIETINHO, V. R. **A Study of Multilayer Perceptron Networks Applied to Classification of Ceramic Insulators Using Ultrasound**. Applied Sciences, p. 19, 2021.

SOUZA, B. A. D. E. **Monitoramento e Diagnóstico de Isoladores Poliméricos Utilizando Processamento Digital de Imagens Termográficas**. Monitoramento e Diagnóstico de Isoladores Poliméricos Utilizando Processamento Digital de Imagens Termográficas. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Campina Grande, 2016.

STEFENON, S. F.; SILVA, M. C.; BERTOL, D. W.; MEYER, L. H.; NIED, A. **Fault diagnosis of insulators from ultrasound detection using neural networks**. Journal of

Intelligent and Fuzzy Systems, v. 37, n. 5, p. 6655–6664, 2019.

STRI, S. T. R. I.-. **Guide 5- Guide for Visual Identification of Deterioration and Damages on Suspension Composite Insulators**. Ludvika, Sweden: [s.n.].

SUDA, T. **Frequency characteristics of leakage current waveforms of an artificially polluted suspension insulator**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 8, n. 4, p. 705–709, 2001.

SUDA, T. **Frequency characteristics of leakage current waveforms of a string of suspension insulators**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 20, n. 1, p. 481–487, 2005.

TAO, J.; FANG, SHUHAN WANG, Z.; HE, M; QIN, Z. **A infrared detection method for zero-value insulators considering environmental interference**. 2020 IEEE 1st China International Youth Conference on Electrical Engineering, CIYCEE 2020, p. 1–6, 2020.

VOSLOO, W. L.; MACEY, R. E.; TOURREIL, C. DE. **The Practical Guide to Outdoor High Voltage Insulators**. South Africa: Crown Publications, 2008.

WANG, S.; LV, F.; LIU, Y. **Estimation of discharge magnitude of composite insulator surface corona discharge based on ultraviolet imaging method**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 21, n. 4, p. 1697–1704, 2014.