



Universidade Federal  
de Campina Grande

CENTRO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E INFORMÁTICA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

JOÃO PEDRO DA COSTA SOUZA

DEFINIÇÃO DOS PRINCIPAIS ATRIBUTOS PARA  
IDENTIFICAÇÃO DO ESTADO OPERACIONAL DE  
ISOLADORES POLIMÉRICOS POR APRENDIZADO DE  
MÁQUINA

Campina Grande, Paraíba, Brasil

Fevereiro de 2022

João Pedro da Costa Souza

DEFINIÇÃO DOS PRINCIPAIS ATRIBUTOS PARA  
IDENTIFICAÇÃO DO ESTADO OPERACIONAL DE  
ISOLADORES POLIMÉRICOS POR APRENDIZADO DE  
MÁQUINA

*Dissertação apresentada à Coordenação do  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica  
da Universidade Federal de Campina Grande como  
parte dos requisitos necessários para a obtenção do  
grau de Mestre em Ciências, no Domínio da  
Engenharia Elétrica.*

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: PROCESSAMENTO DA ENERGIA

Orientadores:

Professor Edson Guedes da Costa, D. Sc.

Professor Luiz Augusto Medeiros Martins Nobrega, D. Sc.

Campina Grande, Paraíba, Brasil

Fevereiro de 2022

S729d

Souza, João Pedro da Costa.

Definição dos principais atributos para identificação do estado operacional de isoladores poliméricos por aprendizado de máquina / João Pedro da Costa Souza. – Campina Grande, 2022.

100 f. : il. color.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2022.

“Orientação: Prof. Dr. Edson Guedes da Costa, Prof. Dr. Luiz Augusto Medeiros Martins Nobrega”.

Referências.

1. Isoladores Poliméricos. 2. Processamento da Energia. 3. Seleção de Atributos. 4. Redução de Subjetividade. 5. Bancos de Dados. I. Costa, Edson Guedes da. II. Nobrega, Luiz Augusto Medeiros Martins. III. Título.

CDU 621.315.6(043)

João Pedro da Costa Souza

DEFINIÇÃO DOS PRINCIPAIS ATRIBUTOS PARA  
IDENTIFICAÇÃO DO ESTADO OPERACIONAL DE  
ISOLADORES POLIMÉRICOS POR APRENDIZADO DE  
MÁQUINA

*Dissertação apresentada à Coordenação do  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica  
da Universidade Federal de Campina Grande como  
parte dos requisitos necessários para a obtenção do  
grau de Mestre em Ciências, no Domínio da  
Engenharia Elétrica.*

APROVADO (A) EM \_\_\_\_/\_\_\_\_/\_\_\_\_

BANCA EXAMINADORA:

---

Professor Edson Guedes da Costa, D. Sc.  
Orientador

---

Professor Luiz Augusto Medeiros Martins Nobrega, D. Sc.  
Coorientador

---

Washington Luiz Araujo Neves, D. Sc.  
Examinador

---

George Rossany Soares de Lira, D. Sc.  
Examinador



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

REGISTRO DE PRESENÇA E ASSINATURAS

1. ATA DA DEFESA PARA CONCESSÃO DO GRAU DE MESTREEM ENGENHARIA ELÉTRICA, REALIZADA EM 10 DE MARÇO DE 2022  
(Nº 736)

CANDIDATO: **JOÃO PEDRO DA COSTA SOUZA**. COMISSÃO EXAMINADORA: EDSON GUEDES DA COSTA, D.Sc., UFCG, LUIZ AUGUSTO MEDEIROS MARTINS NÓBREGA, D.Sc., UFCG, Orientadores, WASHINGTON LUIZ ARAÚJO NEVES, Ph.D., UFCG, GEORGE ROSSANY SOARES DE LIRA, D.Sc., UFCG. TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: Definição dos Principais Atributos para Identificação do Estado Operacional de Isoladores Poliméricos por Aprendizado de Máquina. HORA DE INÍCIO: 14h00 – LOCAL: **Sala Virtual, em virtude da suspensão de atividades na UFCG decorrente do coronavírus 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 candidato(a) foi arguido oralmente pelos membros da Comissão Examinadora, tendo demonstrado suficiência de conhecimento e capacidade de sistematização, no tema de sua dissertação, obtendo conceito APROVADO. Face a aprovação, declara o presidente da Comissão, achar-se o examinando, legalmente habilitado a receber o Grau de Mestre em Engenharia Elétrica, cabendo a Universidade Federal de Campina Grande, como de direito, providenciar a expedição do Diploma, a que o mesmo(a) faz jus. Na forma regulamentar, foi lavrada a presente ata, que é assinada por mim, Leandro Ferreira de Lima, e os membros da Comissão Examinadora presentes. Campina Grande, 10 de Março de 2022.

LEANDRO FERREIRA DE LIMA  
Secretário

REGISTRO DE PRESENÇA E ASSINATURAS

1. ATA DA DEFESA PARA CONCESSÃO DO GRAU DE MESTREEM ENGENHARIA ELÉTRICA, REALIZADA EM 10 DE MARÇO DE 2022  
(Nº 736)

CANDIDATO: **JOÃO PEDRO DA COSTA SOUZA**. COMISSÃO EXAMINADORA: EDSON GUEDES DA COSTA, D.Sc., UFCG, LUIZ AUGUSTO MEDEIROS MARTINS NÓBREGA, D.Sc., UFCG, Orientadores, WASHINGTON LUIZ ARAÚJO NEVES, Ph.D., UFCG, GEORGE ROSSANY SOARES DE LIRA, D.Sc., UFCG. TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: Definição dos Principais Atributos para Identificação do Estado Operacional de Isoladores Poliméricos por Aprendizado de Máquina. HORA DE INÍCIO: 14h00 – LOCAL: **Sala Virtual, em virtude da suspensão de atividades na UFCG decorrente do coronavírus 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 candidato(a) foi arguido oralmente pelos membros da Comissão Examinadora, tendo demonstrado suficiência de conhecimento e capacidade de sistematização, no tema de sua dissertação, obtendo conceito APROVADO. Face a aprovação, declara o presidente da Comissão, achar-se o examinando, legalmente habilitado a receber o Grau de Mestre em Engenharia Elétrica, cabendo a Universidade Federal de Campina Grande, como de direito, providenciar a expedição do Diploma, a que o mesmo(a) faz jus. Na forma regulamentar, foi lavrada a presente ata, que é assinada por mim, Leandro Ferreira de Lima, e os membros da Comissão Examinadora presentes. Campina Grande, 10 de Março de 2022.

LEANDRO FERREIRA DE LIMA  
Secretário

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 **LEANDRO FERREIRA DE LIMA, SECRETÁRIO (A)**, em 14/03/2022, às 17:27, 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 **WASHINGTON LUIZ ARAUJO NEVES, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 14/03/2022, às 18:43, 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 **GEORGE ROSSANY SOARES DE LIRA, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 14/03/2022, às 22:05, 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, PROFESSOR 3 GRAU**, em 15/03/2022, às 07:52, 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 **LUIZ AUGUSTO MEDEIROS MARTINS NOBREGA, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 15/03/2022, às 12:04, 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 **João Pedro da Costa Souza, Usuário Externo**, em 06/04/2022, às 20:27, 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 **2173637** e o código CRC **2272F57C**.

Dedico este trabalho a Neuza, minha gata,  
cuja simples existência foi uma das únicas  
razões para conservação da minha própria.

# AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha família, especialmente a minha mãe, Francisca Neta, cujos esforços e palavras me mantiveram são (na medida do possível).

Aos meus orientadores, Edson Guedes e Luiz Augusto, por toda instrução, pela enorme paciência e confiança (algumas vezes desmerecida).

Aos meus colegas de pesquisa, Bruno Dias, Antônio Neto e Kal-El Brito, pela construção das bases que sustentam este trabalho. Também pelo companheirismo e aprendizado contínuo.

Agradeço aos meus outros colegas da pós-graduação, especialmente Arthur Francisco e João Victor Jales, pela amizade e suporte.

Mais um obrigado a Arthur, porque somente duas linhas não seriam suficientes para agradecer por toda a ajuda prestada.

A todos que fazem parte do Laboratório de Alta Tensão – LAT, professores, alunos e técnicos, especialmente a Higor, que manteve incansavelmente o laboratório funcionando.

Aos membros da comissão examinadora, pela disponibilidade na construção deste trabalho.

Agradecimentos também são devidos à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo suporte financeiro.

Por fim, agradeço ao ser humano que descobriu as propriedades do café. Sem sua descoberta, esta dissertação estaria fadada ao fracasso.

*[...] porque eu não sou da informática:*

*eu sou da invencionática.*

*Só uso a palavra para compor meus silêncios.*

Manoel de Barros



## RESUMO

Isoladores poliméricos têm substituído paulatinamente isoladores cerâmicos em linhas de transmissão nas últimas décadas. Entretanto, ainda que isoladores poliméricos apresentem vantagens em relação aos cerâmicos, o seu diagnóstico é mais complexo e afetado em maior ou menor grau pela subjetividade do avaliador. A utilização de métodos de aprendizado de máquina pode mitigar esse problema. Todavia, há uma carência na bibliografia especializada da definição dos atributos de entrada mais significativos para esses métodos, bem como de bancos de dados representativos. Outro problema comumente observado é a elevada subjetividade durante a classificação inicial (rotulagem) dos isoladores. Nesse contexto, o presente trabalho tem como objetivo definir os atributos mais significativos oriundos das técnicas de inspeção por termografia infravermelha, detecção de radiação ultravioleta e ruído ultrassônico enquanto propõe uma metodologia para redução da subjetividade na classificação de isoladores. Também se pretendeu disponibilizar um banco de dados vasto e representativo. Para tanto, 60 isoladores retirados de uma linha de transmissão foram ensaiados em laboratório para extração de dados a partir de cada uma das técnicas citadas. Os dados foram processados e uma metodologia baseada em agrupamento difuso para redução da subjetividade na rotulagem de isoladores foi proposta, considerando ainda a inspeção visual em uma concepção conservadora. Três métodos de seleção de atributos foram utilizados para determinação dos atributos mais significativos, a saber: *minimum Redundancy*, *Maximum Relevance*, *Relief-F* e testes qui-quadrado. A partir dos resultados obtidos, constatou-se que atributos oriundos de ruído ultrassônico, mais precisamente da transformada *wavelet* de sinais de ruído ultrassônico, se apresentaram promissores para o diagnóstico de isoladores poliméricos, bem como atributos relacionados à localização de pontos quentes no corpo do isolador. Assim, os principais atributos elencados são: os locais de máximo para o aumento de temperatura, bem como para variações de temperatura e variações das variações; a assimetria dos coeficientes de detalhe do segundo nível da transformada Wavelet e a 1ª harmônica para os sinais de ruído ultrassônico. No entanto, os resultados demonstraram que a inspeção visual ainda é um critério importante para a classificação de isoladores. Resultados indicam que a metodologia proposta não é afetada pelas características ambientais nos ensaios, porém mais estudos são necessários. Novos trabalhos podem propor outros atributos, especialmente relativos à inspeção por detecção de radiação ultravioleta, bem como novos métodos de seleção de atributos.

**Palavras-chaves:** Seleção de Atributos, Redução de Subjetividade, Isoladores Poliméricos, Bancos de Dados

# ABSTRACT

Polymer insulators have gradually replaced ceramic insulators in transmission lines in the last decades. However, even though polymer insulators have advantages over ceramic ones, their diagnosis is more complex and affected to a greater or lesser degree by the subjectivity of the evaluator. The use of machine learning methods can mitigate this problem. However, specialized literature lacks on the definition of the most significant input features for these methods, as well as on representative databases. Another problem commonly observed is the high subjectivity during the initial classification (labeling) of insulators. In this context, the present work aims to determine the most significant features arising from the following inspection techniques: infrared thermography, detection of ultraviolet radiation and ultrasonic noise, while proposing a methodology for reducing subjectivity in the classification of insulators. It was also intended to provide a vast and representative database. Therefore, 60 polymer insulators removed from a transmission line were tested in laboratory to extract data from each of the aforementioned techniques. The data were processed and a methodology based on fuzzy clustering was proposed to reduce subjectivity in the labeling of insulators, considering the visual inspection in a conservative conception. Three feature selection methods were used to determine the most significant attributes, namely: minimum Redundancy, Maximum Relevance, Relief-F and chi-square tests. From the results obtained, it was found that features from ultrasonic noise, more precisely from the wavelet transform of ultrasonic noise signals, were promising for the diagnosis of polymer insulators, as well as features related to the location of hot spots in the insulator body. Thus, the main attributes listed are the maximum locations for the temperature increase, as well as the temperature variations and variations of the variations; the asymmetry of the detail coefficients of the second level of the Wavelet transform and the first harmonic for the ultrasonic noise. However, the results showed that visual inspection is still an important criterion for classifying insulators. Results also indicate that the proposed methodology is not affected by the environmental characteristics in the tests, but more studies are needed. New works may propose other attributes, especially related to inspection by detection of ultraviolet radiation, as well as new methods of attribute selection.

**Keywords:** Feature Selection, Subjectivity Reduction, Polymer Insulators, Databases

# SUMÁRIO

1	Introdução .....	9
1.1	Objetivos .....	12
1.2	Organização do Texto .....	13
2	Fundamentação Teórica .....	14
2.1	Isoladores Elétricos .....	14
2.2	Monitoramento e diagnóstico de isoladores .....	17
2.3	Aprendizado de Máquina .....	23
2.4	Processamento de dados .....	31
2.5	Síntese do Capítulo .....	33
3	Revisão Bibliográfica .....	34
3.1	Inspeção Visual .....	34
3.2	Inspeção por Detecção de Radiação UV .....	37
3.3	Inspeção por Termografia Infravermelha .....	38
3.4	Inspeção por emissões acústicas e de radiofrequência .....	40
3.5	Outros trabalhos notáveis e lacunas .....	44
3.6	Síntese do Capítulo .....	45
4	Material e Métodos .....	47
4.1	Material .....	47
4.2	Métodos .....	48
4.3	Síntese do Capítulo .....	59
5	Resultados e Discussões .....	60
5.1	Inspeção Visual .....	60
5.2	Ensaio em Laboratório .....	62
5.3	Processamento de dados e Extração de atributos .....	64
5.4	Rotulagem baseada em Agrupamento Difuso .....	71
5.5	Seleção de Atributos .....	81
5.6	Síntese do Capítulo .....	88
6	Considerações finais .....	89
6.1	Conclusões e Contribuições para o estado da arte .....	89
6.2	Trabalho Futuro .....	90
6.3	Publicações .....	91
6.1	Estágios .....	92
	Referências .....	94

# 1 INTRODUÇÃO

Linhas de transmissão e de distribuição conectam as centrais geradoras de energia elétrica aos centros consumidores. As linhas normalmente utilizam cabos nus (sem camada isolante adjacente ao condutor) para transmitir a energia elétrica. Os cabos, por sua vez, são sustentados mecanicamente por isoladores, que têm também a função de prover isolamento elétrico. Ao longo da sua vida útil os isoladores podem falhar, isto é, perder suas funções.

Falhas em isoladores elétricos são a principal causa de interrupção na transmissão de energia elétrica (Bezerra e outros, 2009). Assim, manter a boa condição operacional dos isoladores elétricos constitui uma das principais tarefas a serem realizadas de modo a maximizar a disponibilidade e confiabilidade da transmissão de energia elétrica. Desse modo, o seu monitoramento e manutenção é foco de diversos estudos na área de sistemas elétricos (Aquabed e outros, 2010; Khaled, El-Hag e Assaleh, 2016; Gorur, Cherney e Burnham, 1999).

Isoladores podem ser fabricados utilizando materiais cerâmicos (porcelana e vidro) ou poliméricos. Desde a década de 1980, isoladores poliméricos vêm gradativamente substituindo isoladores cerâmicos em razão de diversas vantagens, tais como menor peso e custo, e maior resistência à contaminação (Martins, 2015; Pushpa e Vasudev, 2017). Apesar das vantagens, existe carência de informações relativas ao processo de formação de falhas, como o envelhecimento dos materiais poliméricos e a influência da exposição contínua à poluição, o que fomenta a necessidade do uso de técnicas inovadoras para garantir a disponibilidade e confiabilidade das linhas. Nesse contexto, o desenvolvimento de novas técnicas de monitoramento que viabilizem o diagnóstico de falhas em isoladores poliméricos em tempo hábil, permitindo a sua manutenção, é essencial (Khaled, El-Hag e Assaleh, 2016; Kim e Shong, 2011; Karunarathna e outros, 2018).

Algumas das diversas técnicas utilizadas no monitoramento e diagnóstico de isoladores poliméricos não requerem interferência imediata no sistema elétrico, tais como inspeção visual (Domingues, 2012; Dias, 2021; Alves, 2018), inspeção por detecção de radiação ultravioleta (UV) (Fangcheng, Shenghui e Heming, 2010; Brito, 2017, 2021; Guedes, 2015; Barros, 2011), inspeção por termografia infravermelha (Costa e outros,

2009; Lima, 2017) e medição de emissões acústicas (Polisetty, El-Hag e Jayaram, 2019; Rocha, 2014, 2017; Florentino e outros, 2015; Ferreira e outros, 2019). Como não requerem interferência no sistema, elas apresentam aplicação em campo relativamente simples. Além disso, podem ser utilizadas conjuntamente, de modo a gerar uma maior quantidade de informações para auxiliar o diagnóstico dos isoladores. Entretanto, de acordo com o procedimento comumente aplicado, o diagnóstico está sempre sujeito à subjetividade do técnico responsável, que geralmente recorre ao seu senso crítico e experiência. Como todo ser humano, o técnico está sujeito à falha.

Uma forma de contornar essas dificuldades se dá pela associação de técnicas não invasivas a modelos de aprendizado de máquina para determinação do estado operacional de isoladores poliméricos. A associação reduz a subjetividade inerente à utilização de algumas das técnicas de inspeção mais comuns, como é o caso da inspeção visual, reduzindo a chance de falha humana no processo de monitoramento e diagnóstico. Trata-se de uma linha de pesquisa relativamente nova, que tem se desenvolvido nos últimos anos e ainda apresenta diversas lacunas, como a determinação dos atributos que mais se relacionam com a condição operacional de isoladores poliméricos, dificuldades na rotulagem de isoladores para treinamento de modelos de aprendizado de máquina, a criação de bancos de dados abrangentes e a mensuração da influência das condições ambientais. Essas lacunas necessitam ser preenchidas em consonância com as dificuldades associadas ao diagnóstico de isoladores poliméricos de modo a assegurar maior confiabilidade aos métodos de monitoramento.

A existência de diferentes modelos e composições dos materiais constituintes torna a padronização de técnicas de monitoramento para isoladores poliméricos ainda mais complexa (Batalović e outros, 2019). Além disso, o desempenho dos isoladores está condicionado às condições ambientais, como altitude, temperatura, pressão atmosférica e outros fatores associados a regiões e microrregiões nos quais os equipamentos estão instalados, que necessitam ser levadas em consideração. Apesar dos esforços de diversos pesquisadores e da mobilização por parte de entidades como o Cigré, a falta de padronização e de critérios objetivos para determinação do estado operacional de isoladores poliméricos ainda se apresenta como um problema evidente. Como citado, a técnica de inspeção mais comum – a inspeção visual – depende profundamente da experiência e senso crítico do avaliador; a inspeção por detecção de radiação UV carece de padronização e da determinação de parâmetros significativos para identificação do estado de degradação do isolador (Brito, 2017; Fangcheng, Shenghui e Heming, 2010); e

inspeções por termografia infravermelha e medições acústicas, por sua vez, apresentam grande influência do ambiente, ainda não completamente mensuradas (Polisetty; El-Hag; Jayaram, 2019).

Uma alternativa possível é a utilização de diversas técnicas de inspeção em conjunto, com o objetivo de mitigar as limitações particulares de cada técnica (Lima, 2015; Dias, 2021). A utilização de diversas técnicas de inspeção gera uma grande quantidade de dados, que, embora possam fornecer informações adicionais a respeito do estado operacional de isoladores, acabam dificultando ainda mais a padronização e objetividade do seu diagnóstico. No atual contexto tecnológico, mesmo com inserção de modelos de aprendizado de máquina em conjunto com as técnicas de monitoramento convencionais, a dificuldade persiste. Há uma variação significativa nos atributos utilizados como entrada em modelos de aprendizado de máquina nos diversos trabalhos reportados na bibliografia especializada (Rocha e outros, 2019), o que dificulta a interpretação dos resultados e gera dúvidas a respeito de quais seriam os métodos mais eficientes de monitoramento e diagnóstico. É de suma importância que os atributos utilizados nos modelos de aprendizado de máquina condensem as informações mais significativas acerca do estado operacional de isoladores. Nesse contexto, a determinação dos atributos mais relevantes para o diagnóstico de isoladores poliméricos norteará futuras pesquisas, direcionando o foco durante inspeções, auxiliando na padronização de métodos de monitoramento e aumentando a eficácia de modelos de aprendizado.

Além da determinação dos atributos mais adequados, a bibliografia especializada transparece a grande carência de bancos de dados vastos que englobem diversos defeitos e condições de serviço de isoladores poliméricos e que sejam capazes de alimentar modelos de aprendizado de máquina de forma apropriada. A maioria dos bancos de dados disponíveis compreende algumas poucas amostras, com medições realizadas de forma sucessiva, o que pode provocar enviesamento (*overfitting*) nos modelos utilizados. Adicionalmente, a própria classificação de isoladores varia entre guias instituídos, com alguns defeitos sendo considerados críticos por alguns e, em outros, não (Domingues, 2012). Instaura-se, assim, um grau de incerteza associado aos bancos de dados, desde a sua classificação inicial (rotulagem) para treinamento de modelos de aprendizado de máquina supervisionados. Reduzir esse grau de incerteza é de interesse geral na linha de pesquisa sob estudo, de maneira que o desenvolvimento de metodologias confiáveis e com menor grau de subjetividade indispensável para aumentar efetivamente a confiabilidade dos bancos de dados utilizados.

Com o preenchimento dessas lacunas, o processo de diagnóstico de isoladores poliméricos pode ser aprimorado a partir da aplicação de modelos de aprendizado de máquina de forma consistente, com um banco de dados abrangente e atributos de entrada significativos. Ao classificar um isolador em relação a seu estado operacional e associar uma ação coerente a esse estado (manter o isolador, retirá-lo, etc.), é possível tornar, teoricamente, o processo de tomada de decisão tão exato quanto o classificador utilizado. Para isso, a identificação dos atributos mais significativos tem papel fundamental e pode também orientar outras pesquisas com foco em isoladores poliméricos e suas falhas.

Nesse contexto, a investigação de diferentes atributos de entrada e condições para classificação do estado operacional de isoladores poliméricos deve contribuir para o aumento da acurácia em seu diagnóstico, auxiliando na programação eficiente de manutenções e substituições, com maior aproveitamento possível da vida útil do componente, porém sem submeter o sistema elétrico a riscos indevidos.

## 1.1 OBJETIVOS

### 1.1.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral deste trabalho é identificar os atributos oriundos das técnicas de inspeção por detecção de radiação UV, termografia infravermelha e ruído ultrassônico (RU) que sejam mais significativos para a identificação do estado operacional de isoladores poliméricos a partir de aprendizado de máquina.

### 1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Os objetivos específicos do trabalho são:

- Construir um banco de dados abrangente e consistente, com informações relativas às técnicas de inspeção por termografia infravermelha, detecção de radiação UV e detecção de ruído ultrassônico;
- Criar uma metodologia de classificação (rotulagem) dos isoladores poliméricos que reduza as incertezas associadas ao processo de rotulagem do banco de dados;
- Investigar os possíveis impactos da umidade relativa e temperatura ambiente na aquisição de dados.

## 1.2 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

Este trabalho é organizado do seguinte modo:

No capítulo 1, o tema central de estudo foi introduzido e discutido, de forma a apresentar as motivações do presente trabalho, elencando-se os seus objetivos.

No capítulo 2, conceitos fundamentais para o entendimento do trabalho são apresentados, com foco nos princípios norteadores referentes à aprendizagem de máquina.

No capítulo 3, é apresentada a revisão bibliográfica efetuada, de forma a analisar e avaliar as contribuições de outros autores no que se refere à determinação do estado operacional de isoladores poliméricos a partir de aprendizagem de máquina, bem como verificar quais são os principais atributos utilizados nesse processo.

No capítulo 4, o material utilizado e os métodos desenvolvidos para alcançar os objetivos propostos são apresentados.

No capítulo 5, os resultados obtidos são expostos e discutidos.

Por fim, no capítulo 6, as conclusões alcançadas são apresentadas; trabalhos futuros são sugeridos; as publicações realizadas até o momento são elencadas e os estágios realizados são destacados.

Este documento se encerra com a apresentação das referências utilizadas para seu desenvolvimento.



## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo os conceitos fundamentais necessários ao entendimento da metodologia utilizada e dos resultados obtidos são apresentados e discutidos. Isoladores elétricos são apresentados, com foco em isoladores poliméricos, objeto do presente estudo. Em seguida, os fundamentos de aprendizado de máquina são examinados. Por fim, os princípios básicos relativos às técnicas de monitoramento de isoladores poliméricos são apresentados.

### 2.1 ISOLADORES ELÉTRICOS

Isoladores elétricos são componentes essenciais para a transmissão e distribuição de energia elétrica e suas funções são o suporte mecânico de cabos e o isolamento elétrico de elementos com diferentes potenciais elétricos. Isoladores devem ser resistentes às intempéries ambientais e ao desgaste oriundo de esforços elétricos, atuando perfeitamente sob condições normais e adversas, como surtos de manobra e sobretensões atmosféricas (Gorur; Cherney e Burnham, 1999).

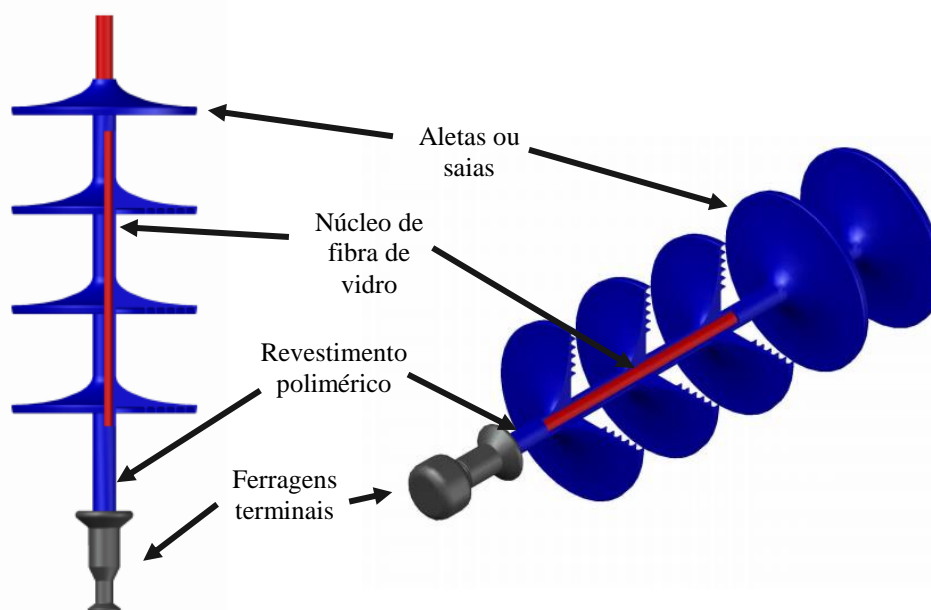
Isoladores podem ser classificados a partir de suas características geométricas, nível de tensão, aplicação e material de fabricação. No que tange ao material de fabricação, isoladores são comumente classificados em cerâmicos (fabricados com vidro e porcelana) e poliméricos. Isoladores cerâmicos são inertes frente a diversos compostos químicos e apresentam elevada resistência ao calor, o que os auxilia a suportar esforços térmicos advindos de arcos elétricos. Entretanto, são pesados e frágeis, o que impõe dificuldades às operações de transporte, instalação e manutenção. Ademais, isoladores de vidro são comumente alvos de vandalismo devido ao efeito visual provocado pela sua destruição. Essas inúmeras desvantagens impulsionaram o desenvolvimento de isoladores poliméricos, que vêm gradualmente substituindo isoladores cerâmicos nas últimas décadas (Gorur, Cherney e Burnham, 1999).

### 2.1.1 ISOLADORES POLIMÉRICOS

O desenvolvimento de isoladores poliméricos teve início na década de 1940 com foco em aplicação interna (*indoor*) e somente no fim da década de 1950 eles alcançaram as linhas de transmissão (Gorur; Cherney e Burnham, 1999). Pesquisas e o aprimoramento no processo de fabricação permitiram o aprimoramento da tecnologia, que a partir da década de 1980 alcançou o mercado e constituiu uma alternativa viável aos isoladores cerâmicos (Martins, 2015; Pushpa e Vasudev, 2017).

Isoladores poliméricos são constituídos por um núcleo de fibra de vidro reforçada, revestido com material polimérico, aletas (também denominadas saias) e ferragens terminais. Na Figura 1, as principais partes constituintes de isoladores poliméricos são apresentadas.

Figura 1. Partes constituintes de isoladores poliméricos.



Fonte: Adaptado de LAPP INSULATORS (2019).

O núcleo de fibra de vidro tem como função prover suportabilidade aos esforços mecânicos e elétricos aos quais o isolador está submetido. As saias, compostas por material polimérico, como EPDM (monômero de etileno propileno-propilenodieno) e borracha de silicone, aumentam a distância de escoamento (caminho percorrido pela corrente de fuga superficial, cujo comprimento influencia no desempenho de isoladores sob condição de contaminação externa e umidade). As ferragens, por sua vez, transmitem os esforços mecânicos para o núcleo e podem ser compostas de aço, alumínio fundido,

forjado ou usinado, ou de ferro maleável. Por fim, o revestimento polimérico, composto tradicionalmente por silicone, etileno, propileno ou dieno, tem como principal função realizar a selagem do núcleo, impedindo a entrada de umidade e da radiação UV, que poderia dar início a um processo interno de degradação (Bisnath, 2006).

Isoladores poliméricos apresentam inúmeras vantagens em relação a isoladores cerâmicos, das quais as principais são:

- *Maior resistência à contaminação*: devido a sua composição, isoladores poliméricos apresentam boa característica hidrofóbica, o que colabora para um bom desempenho em condições de contaminação (Qaddoumi e outros, 2014; Pushpa e Vasudev, 2018);
- *Menor peso e tamanho*: devido a essas características, a utilização de isoladores poliméricos em detrimento de isoladores cerâmicos contribui para redução de custos relativos ao transporte e manuseio; e
- *Resistência ao vandalismo*: isoladores poliméricos apresentam elevada resistência mecânica e apresentam bons resultados em regiões com elevados índices de vandalismo (Gubanski e outros, 2007). Um fator que contribui para isso é que a estrutura do isolador não se estilhaça, tornando-se um alvo menos atrativo aos vândalos.

Apesar do grande número de vantagens, isoladores poliméricos apresentam algumas desvantagens em relação a isoladores cerâmicos, como:

- *Difícil identificação de falhas internas*: isoladores poliméricos apresentam dificuldades na identificação de falhas internas, como bolhas ou desacoplamento do núcleo, o que dificulta a localização de defeitos visualmente.
- *Menor resistência à ação dos raios ultravioleta (UV)*: a radiação UV atua deteriorando o material polimérico, degradando estruturas poliméricas e as transformando em outras, menores, reduzindo a hidrofobicidade do material. Com isso, a corrente de fuga aumenta, podendo comprometer as características dielétricas do isolador (Ahmadi-Joneidi e outros, 2013).
- *Susceptibilidade a danos elétricos*: isoladores poliméricos apresentam maior susceptibilidade a danos elétricos causados pelo efeito corona, descargas parciais e superficiais, e corrente de fuga, que podem desgastar o material polimérico até a falha;
- *Dificuldades na avaliação do envelhecimento*: Dada a inserção relativamente recente de isoladores poliméricos no mercado, os mecanismos de envelhecimento

e deterioração de materiais poliméricos utilizados ainda não são inteiramente conhecidos (Karunarathna e outros, 2018).

A gama de defeitos que pode acometer isoladores poliméricos, juntamente à grande quantidade de materiais e modelos disponíveis, se apresenta como uma séria dificuldade para catalogação e padronização de métodos de monitoramento. Defeitos em isoladores poliméricos podem ter evolução lenta, geralmente associada ao envelhecimento natural de seus materiais, como é o caso da oxidação de ferragens; ou evolução rápida, que se dá em um curto espaço de tempo, como danos causados por disparo de arma de fogo (CIGRE WG B2.21, 2008).

Defeitos em isoladores podem atingir partes como saias e ferragens, alguns dos principais relacionados a defeitos na superfície, majoritariamente relacionados ao envelhecimento do material polimérico e poluição, que ocasionam perda da hidrofobicidade. A presença de defeitos na superfície do isolador pode promover o surgimento de descargas parciais e corona que, por sua vez, podem conduzir à falha. Outros defeitos estão associados ao manuseio, vandalismo, ação de roedores e pássaros, e contaminação biológica (Gubanski e outros, 2007).

Uma outra preocupação relativa a isoladores poliméricos tem origem em suas interfaces (região de encontro entre as partes constituintes), especialmente no caso de isoladores aplicados em tensões mais elevadas. Hidrólise, descargas parciais e decomposição térmica podem levar à perda de adesão nas interfaces, a exemplo da interface núcleo-revestimento, causando falha no isolador (Gubanski e outros, 2007).

Um isolador contendo defeitos pode permanecer em serviço por anos antes de falhas começarem a ameaçar de fato a sua funcionalidade. A duração do processo de degradação pode variar significativamente, de modo que se torna necessário o monitoramento dos defeitos em isoladores poliméricos sob uma perspectiva de longo prazo (Gubanski e outros, 2007). Nesse contexto, o monitoramento e diagnóstico do estado operacional de isoladores poliméricos é de importância crítica.

## 2.2 MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO DE ISOLADORES

Isoladores são inspecionados rotineiramente em linhas de transmissão, com o objetivo de identificar possíveis defeitos e, conseqüentemente, avaliar o seu estado operacional. O diagnóstico de isoladores deve auxiliar na tomada de decisão sobre quando

procedimentos de manutenção ou substituição devem ser realizados (Gubanski e outros, 2007).

Os critérios para determinação da periodicidade das inspeções variam de acordo com o tipo de inspeção e com a empresa responsável, porém estão normalmente associados ao nível de importância estratégica da instalação, sua idade e histórico de defeitos. Por exemplo, no Brasil, inspeções minuciosas (torre a torre) são comumente realizadas com prazo bienal ou trienal, e que pode ser estendido ou adiantado de acordo com o histórico de defeitos da linha (CIGRE WG B2.21, 2008).

Dentre as técnicas de monitoramento mais comuns, destacam-se a inspeção visual, inspeção por detecção de radiação ultravioleta, inspeção por termografia infravermelha, diagnóstico por emissões acústicas e radiofrequência.

### 2.2.1 INSPEÇÃO VISUAL

Inspeção visual é a técnica mais comumente utilizada para diagnóstico de isoladores poliméricos. Para obtenção de resultados confiáveis, é desejável que o técnico responsável obtenha uma imagem registrada de uma posição próxima, ou seja, é necessária a utilização de helicóptero, drone, *bucket truck* ou acesso a partir das torres de transmissão. Binóculos ou telescópios também podem ser empregados. O examinador deve estar familiarizado aos modelos e aos possíveis tipos de falhas em isoladores, de modo que a sua experiência é um fator determinante para o diagnóstico correto.

A avaliação é feita a partir da identificação de defeitos externos como erosão, perfuração por arma de fogo, danos ou indícios de umidade. Embora esses sejam problemas externos, podem proporcionar uma ideia de possíveis falhas internas. Caso sejam detectados núcleo exposto, interfaces danificadas, erosão ou trilhamento severos no revestimento, a substituição imediata do isolador deve ser efetuada (STRI, 2005).

Diversas entidades, como o Instituto de Pesquisa em Energia Elétrica (EPRI, do inglês *Electric Power Research Institute*) dos Estados Unidos, o Instituto Suíço de Pesquisa em Transmissão (STRI, do inglês *Swedish Transmission Research Institute*), e o CIGRÉ, resumiram os possíveis defeitos conhecidos em guias, auxiliando as concessionárias na tomada de decisão em relação ao manejo de isoladores poliméricos. Ademais, diversos autores também desenvolveram métodos de classificação de isoladores, como é o caso de Domingues (2012) e Gorur (2006), cujas classificações são descritas nas Tabelas 1 e 2, respectivamente.

Tabela 1. Classificação de isoladores segundo Domingues (2012).

<b>Rótulo</b>	<b>Estado operacional e decisão associada</b>
<b>A</b>	Isolador novo ou quase novo. Nenhuma ação necessária.
<b>B</b>	Isolador com pequeno defeito. Monitorar possíveis danos.
<b>C</b>	Isolador com grau moderado de danos. Considerar substituição.
<b>D</b>	Isolador em estado crítico. Efetuar substituição imediata.

Fonte: Domingues (2012).

Tabela 2. Classificação de isoladores segundo Gorur (2006).

<b>Medida</b>	<b>Defeitos</b>
<b>Sem problemas</b>	Perda de hidrofobicidade
	Erosão leve
	Fissuras leves
<b>Preparar parada</b>	Erosão no revestimento
	Crescimento de musgo excessivo
	Fissuras mais extensas
<b>Ação imediata</b>	Danos nas interfaces
	Dano no núcleo/revestimento <i>Tracking</i>

Fonte: Gorur (2006).

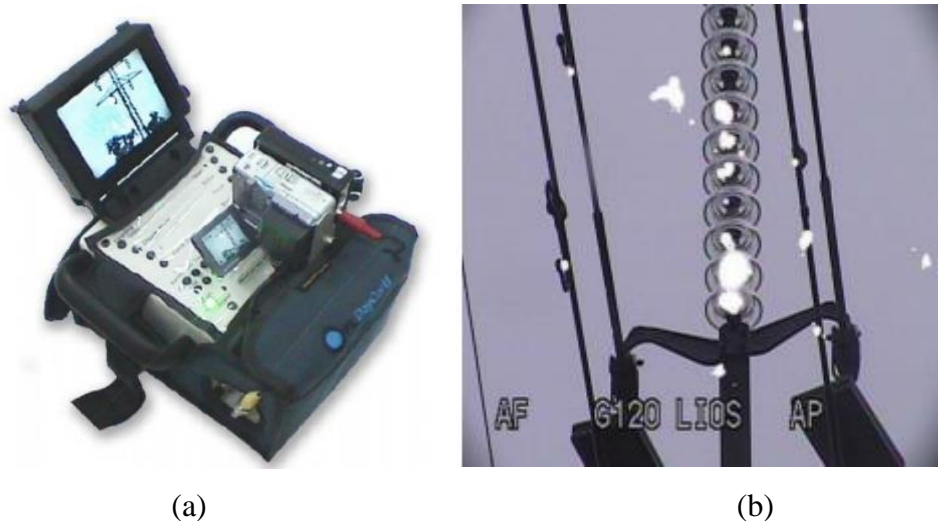
Ainda que a inspeção visual seja uma técnica amplamente utilizada, a dependência da experiência do avaliador e a subjetividade presente no diagnóstico fomentam a utilização de outras técnicas de inspeção, como a inspeção por detecção de radiação UV.

### 2.2.2 INSPEÇÃO POR DETECÇÃO DE RADIAÇÃO UV

A presença de defeitos no revestimento polimérico, como erosão ou trilhamento, provoca o surgimento de descargas parciais na superfície dos isoladores. Durante a noite, a presença das descargas pode ser detectada a olho nu ou a partir da utilização de equipamentos de visão noturna. Entretanto, tendo em vista que a maioria dos fótons emitidos pelas descargas tem comprimento de onda fora do espectro visível, equipamentos sensíveis à radiação UV são comumente utilizados durante inspeções para identificação de descargas na superfície de isoladores, o que permite a detecção de falhas desde o seu estágio inicial.

Na Figura 2, são apresentadas fotografias que ilustram o monitoramento a partir da detecção de radiação UV. Na Figura 2 (a), a fotografia de um equipamento comumente utilizado para a captação da radiação UV é apresentada. Na Figura 2 (b), é apresentada uma imagem obtida a partir de um equipamento do gênero.

Figura 2. (a) Fotografia de equipamento utilizado para inspeção por detecção de radiação UV e (b) imagem com informação de radiação UV.



Fonte: (a) Barros (2011) e (b) CIGRE WK B2.03 (2013).

A utilização de inspeção a partir de detecção UV carece de padronização que permita o diagnóstico preciso do estado operacional de isoladores poliméricos, o que fomenta o estudo da relação entre diferentes parâmetros oriundos do método e possíveis defeitos. Além disso, a utilização de técnicas de processamento de imagem para extração de atributos relevantes associados à imagem registrada também tem sido aprimorada (Brito, 2017, 2021; Alves, 2018).

A técnica de inspeção por detecção de radiação UV pode ser utilizada em conjunto com outras técnicas, como a inspeção por termografia infravermelha.

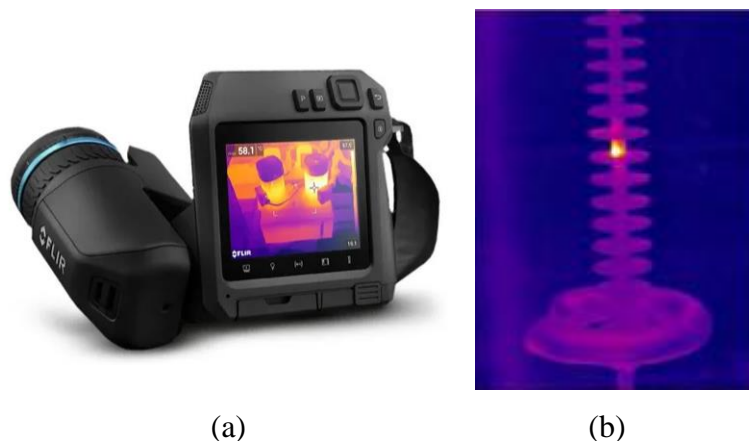
### 2.2.3 INSPEÇÃO POR TERMOGRAFIA INFRAVERMELHA

A inspeção por termografia infravermelha tem se mostrado uma técnica bastante eficiente para detecção de defeitos em isoladores poliméricos, dado que a degradação de materiais sob estresse elétrico está muitas vezes associada à geração de calor. Entretanto, as variações de temperatura resultantes são geralmente bastante pequenas, o que pode tornar a técnica sensível às condições ambientais de medição. Assim, a recomendação é a utilização da técnica no período noturno, o que propicia menores interferências (Gubanski e outros, 2007).

Na Figura 3, são apresentadas fotografias que ilustram o monitoramento a partir de termografia infravermelha. Na Figura 3 (a), a fotografia de um equipamento

comumente utilizado em inspeções por termografia infravermelha é apresentada. Na Figura 2 (b), é apresentada uma imagem obtida a partir de um equipamento do gênero

Figura 3. (a) Fotografia de equipamento utilizado para inspeção por termografia infravermelha e (b) imagem termográfica indicando um ponto quente em um isolador.



Fonte: (a) Flir (2020) e (b) CIGRE WK B2.03 (2013).

A inspeção por termografia infravermelha se mostrou deveras eficiente para detecção de defeitos no interior de isoladores (Costa e outros, 2009), sendo uma das principais vantagens da técnica a possibilidade de detecção de defeitos a partir de qualquer posição em relação ao isolador monitorado. Outra técnica de inspeção emprega medições de emissões acústicas e radiofrequência.

#### 2.2.4 INSPEÇÃO POR MEDIÇÕES DE EMISSÕES ACÚSTICAS

Descargas elétricas geram ruídos audíveis e sinais de radiofrequência, que podem ser captados por microfones sensíveis ou antenas. Assim, a medição de emissões acústicas e de radiofrequência tem sido utilizada no diagnóstico de isoladores. Um exemplo de equipamento utilizado para detecção de ruídos ultrassônicos pode ser observado na Figura 4.



Figura 4. Fotografia de equipamento utilizado para inspeção por ruído ultrassônico.



Fonte: Florentino (2015).

Uma das grandes desvantagens da aplicação de medições acústicas em campo é a presença de ruídos advindos de outras fontes que podem interferir na precisão do diagnóstico (Gubanski e outros, 2007). Entretanto, estudos sugerem que informações sobre o estado operacional de isoladores poliméricos ainda podem ser obtidas com relativamente elevado grau de confiabilidade a partir da análise de diferentes atributos extraídos dos sinais, tais como o seu conteúdo harmônico (Anjum e outros, 2017). A utilização de outros atributos, como o Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais (VECSE) também tem sido estudada (Ferreira, Germano e Costa, 2012; Florentino e outros, 2019).

#### 2.2.5 OUTROS MÉTODOS DE INSPEÇÃO

Outros métodos utilizados para monitoramento e diagnóstico de isoladores poliméricos incluem a análise da distribuição de campo elétrico e a medição da sua hidrofobicidade. A distribuição de campo elétrico em isoladores poliméricos depende da permissividade e condutividade dos materiais utilizados, bem como de sua geometria. Ademais, é afetada pela presença de poluição e umidade (Gubanski e outros, 2007).

Outros métodos de inspeção têm sido desenvolvidos, como a aplicação de raio X na identificação de defeitos internos e a análise química do material polimérico

(Qaddoumi e outros, 2014; Qiu e outros, 2019; Stefenon e outros, 2020). Embora diversas técnicas tenham sido propostas para diagnóstico de isoladores de vidro e porcelana, a correlação de atributos com a presença de defeitos em isoladores poliméricos ainda representa um grande problema. Essa dificuldade, somada à grande quantidade de informação oriunda dos diversos métodos fomenta a utilização de inteligência artificial para uma análise mais objetiva e acurada. Assim, nos últimos anos, técnicas baseadas em aprendizado de máquina ganharam espaço no diagnóstico e monitoramento de isoladores poliméricos. Esse tema é discutido na próxima seção.

## 2.3 APRENDIZADO DE MÁQUINA

O aprendizado de máquina tornou-se um dos pilares da tecnologia de informação nas últimas décadas devido ao aumento considerável da quantidade de dados disponíveis nos mais diversos âmbitos. De modo geral, aprendizado de máquina pode ser definido como o conjunto de métodos computacionais que utilizam informações passadas (experiência) para aumentar seu desempenho ou realizar previsões (Mohri, Rostamizadeh e Talwalkar, 2018).

O aprendizado de máquina se fundamenta na concepção de que computadores podem identificar padrões e realizar a tomada de decisão com o mínimo de interferência humana, englobando problemas dos mais variados tipos, como classificação binária, de múltiplas classes ou estimação (Smola e Vishwanathan, 2010).

Nesse contexto, a qualidade e tamanho do banco de dados são cruciais para o sucesso das previsões provenientes dos métodos de aprendizado. Em sistemas de classificação, por exemplo, a dificuldade da “tarefa” está relacionada à qualidade dos rótulos associada aos dados disponíveis e a quantidade de classes possíveis (Mohri, Rostamizadeh e Talwalkar, 2018).

O aprendizado de máquina pode ser classificado em aprendizado supervisionado e não-supervisionado. No aprendizado não-supervisionado, o objetivo é a determinação de estruturas no banco de dados: a identificação de possíveis padrões, sem a necessidade de rótulos prévios explícitos. De forma resumida, busca-se a identificação de uma possível relação entre dados disponíveis com associação de tendências. No aprendizado supervisionado, exemplos de entradas de dados e suas respectivas saídas são fornecidos,

de modo que se torna possível mapear o comportamento das saídas em função das entradas a partir de uma regra geral. Em suma, o objetivo é determinar relações ou estruturas específicas (padrões) nos dados de entrada, de modo a fornecer dados de saída corretos. É importante salientar que a saída é determinada de acordo com os dados de treinamento. Assim, dados incorretos ou classificações errôneas no treinamento reduzirão a efetividade do modelo (Soni, 2018).

Neste trabalho, visando eliminar componentes de subjetividade desnecessários e superar os problemas citados, apenas o aprendizado não supervisionado foi utilizado. Uma das principais tarefas desse tipo de aprendizado é o agrupamento (ou *clustering*, no inglês).

### 2.3.1 AGRUPAMENTO (*CLUSTERING*)

Agrupamento é uma tarefa de aprendizado de máquina não supervisionado que tem como objetivo reunir objetos em grupos (doravante denominados *clusters*), de forma que objetos similares estejam contidos em um mesmo *cluster* e objetos diferentes estejam em *clusters* diferentes. O agrupamento é uma das tarefas mais utilizadas em análise exploratória de dados e pode ser realizado a partir de diferentes algoritmos, que podem ser divididos em duas categorias: agrupamento hierárquico e agrupamento baseado em uma função objetivo. Nessa última categoria está o agrupamento difuso (Pedrycz, 2005), que acrescenta um fator intermediário na alocação de elementos a *clusters*. O agrupamento difuso mostra-se adequado à avaliação do processo de degradação do isolador, o qual, por ser contínuo, pode não ter suas nuances de diagnóstico abrangidas por uma classificação rígida.

#### 2.3.1.1 Agrupamento Difuso

Agrupamento difuso (ou *fuzzy clustering*, no inglês) é um tipo de agrupamento que cria classificações intermediárias, diferentemente de outras formas de agrupamento, que atribuem um elemento unicamente a um determinado *cluster*. Assim, o agrupamento difuso também é algumas vezes denominado de agrupamento suave (*soft clustering*, no inglês).

O agrupamento difuso é bastante útil quando fronteiras entre *clusters* são ambíguas e não estão bem definidas. Além disso, a afiliação a múltiplos *clusters* pode

auxiliar na descoberta de relações mais sofisticadas entre *clusters* para um dado conjunto de dados (Xu e Wunsch II, 2009).

O algoritmo *Fuzzy C-means* (FCM) se destaca como um dos principais algoritmos empregados para realizar operações de agrupamento difuso. O algoritmo, que teve seu conceito introduzido por Dunn (1974) e generalizado por Bezdek (1981), e busca criar partições, representadas por  $c$  *clusters* difusos, para um conjunto de dados  $\mathbf{x}_j \in \mathbb{R}^d, j = 1, 2, \dots, N$ , enquanto minimiza a função

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{M}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m D_{ij}^2, \quad (1)$$

em que  $\mathbf{U} = [u_{ij}]_{c \times N}$  é a matriz de partição difusa, e  $u_{ij} \in [0,1]$  é o coeficiente de filiação do  $j$ -ésimo objeto no  $i$ -ésimo *cluster* que satisfaz as seguintes restrições:

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall j, \quad (2)$$

que garante o mesmo peso para todos os pontos, e

$$0 < \sum_{i=1}^c u_{ij} < N, \forall i, \quad (3)$$

que garante a inexistência de *clusters* vazios. Quanto mais próximo de 1 é o coeficiente de filiação para um dado *cluster*, maior o grau de pertencimento ao *cluster*. De maneira inversa, quanto mais próximo de 0, menor é a associação a esse *cluster*.  $\mathbf{M} = [\mathbf{m}_1, \dots, \mathbf{m}_c]$  é a matriz de centros de *cluster* (protótipos de *cluster*) e  $m \in [1, \infty)$  é o parâmetro de difusão (*fuzzyfication*, no inglês), geralmente adotado como sendo  $m = 2$ . Valores elevados de  $m$  proporcionam uma clusterização mais difusa, enquanto valores mais próximos de 1 tendem a gerar *clusters* mais bem definidos.

No contexto do agrupamento difuso, *clusters* podem ser validados a partir de dois parâmetros, o índice de partição e a entropia de partição (Pedrycz, 2005), que, para uma dada matriz de partição  $\mathbf{U}$ , podem ser obtidos a partir de (4) e (5), respectivamente:

$$P(U) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^2 \quad (4)$$

e

$$H(U) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij} \ln(u_{ij}). \quad (5)$$

$P(U)$  quantifica a ambiguidade da matriz de partição, de forma que se todos os coeficientes de filiação forem iguais a  $\frac{1}{c}$ , tem-se  $P(U) = \frac{1}{c}$ . Por outro lado, quando os elementos pertencem exclusivamente a um único *cluster* (matriz de partição booleana),  $P(U) = 1$ .  $H(U)$ , por sua vez, varia de 0 a  $\ln(c)$ . Caso considere-se uma matriz de partição booleana, a entropia é igual a 0. Do contrário, caso os coeficientes de filiação sejam distribuídos de forma igualitária entre *clusters* para todos os elementos, tem-se uma entropia  $H(U) = \ln c$ .

### 2.3.2 SELEÇÃO DE ATRIBUTOS

A seleção dos melhores atributos é uma importante etapa em problemas de classificação, e vem sendo estudada desde meados da década de 1960. Um conjunto otimizado de atributos pode ser obtido a partir da remoção de informações irrelevantes ou redundantes do conjunto original. Nesse contexto, a seleção de atributos pode indicar soluções a partir da descoberta de quais atributos são mais significativos para um determinado problema (Dong e Liu, 2018), o que simplifica sua análise e tende a fornecer resultados mais precisos.

A utilização de dados de alta dimensão insere limitações práticas, como custos computacionais e de armazenamento, além da inserção de ruído e redundância. A seleção dos principais atributos no banco de dados pode auxiliar na mitigação dessas limitações, reduzindo a complexidade computacional e o armazenamento necessário, além de contribuir para construção de modelos generalistas (Berrendero, Cuevas e Torrecilla, 2016).

A seleção dos melhores atributos tem efeito imediato no aumento da velocidade de processamento do modelo de classificação utilizado, aumenta a sua acurácia e pode melhorar a sua compreensão. Estratégias de seleção de atributos podem ser divididas em dois grupos: estratégias baseadas em procura e estratégias baseadas em correlação. Na

estratégia de seleção baseada em procura, subconjuntos de atributos são divididos, avaliados e comparados entre si de acordo com um determinado critério. O processo de geração de subconjuntos e avaliação segue até que um determinado critério de parada seja alcançado. Uma seleção ótima de atributos deve selecionar atributos não redundantes entre si e fortemente relevantes (Dong e Liu, 2018).

Métodos baseados em procura podem ser divididos a partir do método de procura e do critério de parada (avaliação). Em relação a esse último, algoritmos de seleção de atributos podem ser subdivididos em filtro, embrulho (*wrapper*, no inglês) ou híbridos. Enquanto métodos do tipo filtro avaliam os dados sem o envolvimento de algoritmos de aprendizado, métodos de embrulho utilizam algoritmos de aprendizado ao invés de critérios independentes de avaliação. Por fim, um método híbrido utiliza os dois tipos de critério. As principais vantagens e desvantagens de cada método são condensadas na Tabela 3.

Tabela 3. Resumo das principais vantagens e desvantagens associadas a métodos de seleção de atributos baseadas em procura.

<b>Modelo</b>	<b>Vantagens</b>	<b>Desvantagens</b>
<b>Filtro</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Rápido;</li> <li>• Escalonável;</li> <li>• Independente do classificador;</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Ignora interações com o classificador;</li> </ul>
<b>Embrulho</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Simples;</li> <li>• Interage com o classificador;</li> <li>• Modela dependências entre atributos;</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Risco de <i>overfitting</i>;</li> <li>• Seleção dependente do classificador;</li> <li>• Elevado custo computacional;</li> </ul>
<b>Híbrido</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Interage com o classificador;</li> <li>• Menor complexidade em comparação com métodos de Embrulho;</li> <li>• Modela dependências entre atributos;</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Seleção dependente do classificador;</li> </ul>

Fonte: Adaptado de Dong e Liu (2018).

Em relação à forma de procura, modelos podem ser subdivididos em completos, sequenciais e aleatórios. Métodos completos avaliam todos os subconjuntos possíveis, de modo que um subconjunto ótimo em relação ao critério de avaliação é encontrado. Métodos sequenciais adicionam ou retiram atributos do subconjunto de acordo com o

critério de avaliação. Métodos aleatórios, por sua vez, começam com um subconjunto aleatório e se utilizam da aleatoriedade para adicionar ou retirar atributos.

Dentre as estratégias de seleção de atributos, métodos de filtro têm recebido bastante atenção nos últimos anos devido a sua simplicidade, além de ter foco nas características gerais dos dados e critérios de avaliação, sem envolver algoritmos de aprendizado e, portanto, não inserindo tendências na seleção (Dong e Liu, 2018).

Estratégias baseadas em correlação avaliam a correlação entre atributos (redundância) e entre atributos e classes (relevância). A seleção de atributos deve buscar atributos fortemente correlacionados com classe e pouco correlacionados entre si.

Uma estratégia baseada em correlação deve, assim, conter uma análise de relevância, selecionando o subconjunto de atributos mais relevantes e, em seguida, de redundância, retirando elementos que não adicionam muita informação. Um dos principais algoritmos que utilizam essa estratégia é o *minimum redundancy maximum relevance* (mRMR). Os métodos de seleção de atributos utilizados neste trabalho, incluindo o mRMR são apresentados a seguir.

### 2.3.2.1 Minimum Redundancy Maximum Relevance

O método de seleção de atributos mRMR (ou mínima Redundância Máxima Relevância, em tradução livre) seleciona atributos com alta correlação com a classe e baixa correlação entre si. O método foi proposto por Ding e Peng (2005).

Dado um conjunto de atributos  $\{X_i\}$  e uma classe de interesse  $C$ , a máxima relevância é obtida a partir da informação mútua entre todos os atributos e a classe  $C$ . Matematicamente, a informação mútua  $IM$  entre duas variáveis  $X$  e  $Y$  pode ser apresentada de acordo com (6):

$$IM(X, Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} \rho(x, y) \log \frac{\rho(x, y)}{\rho(x)\rho(y)}, \quad (6)$$

em que  $\rho(x, y)$  é a probabilidade conjunta de  $x$  e  $y$  e  $\rho(x)$  e  $\rho(y)$  são as probabilidades de  $x$  e  $y$ , respectivamente. Caso  $X$  e  $Y$  sejam independentes, nota-se que a informação mútua é nula. Para um banco de dados  $S$ , uma medida da relevância global dos atributos  $X_i$  com respeito à classe de interesse  $C$  pode ser dada como:

$$V_I(S) = \frac{1}{|S|} \sum_{X_i \in S} IM(C, X_i), \quad (7)$$

em que  $|S|$  é o número de atributos no banco de dados. A relevância de atributos pode ser complementada com a utilização do critério de redundância mínima. A redundância global entre atributos pode ser obtida a partir de (8):

$$W_I(S) = \frac{1}{|S|^2} \sum_{X_i, X_j \in S} IM(X_i, X_j) \quad (8)$$

Unindo as duas métricas apresentadas em (7) e (8), obtém-se o critério de mínima redundância e máxima relevância, que pode ser expresso a partir de

$$\max\{\Phi(V_I(S), W_I(S))\}, \quad (9)$$

em que

$$\Phi = V_I(S) - W_I(S). \quad (10)$$

Também é possível utilizar o quociente de informação mútua, QIM, por exemplo:

$$MIQ = \frac{V_I(S)}{W_I(S)}. \quad (11)$$

Outro método de seleção de atributos bastante comum é o *Relief*.

### 2.3.2.2 *Relief*

O método de seleção de atributos *Relief* foi inicialmente projetado para aplicações com problemas binários, com atributos numéricos. No algoritmo, proposto inicialmente por Kira e Rendell (1992), um sistema de pontuação é estabelecido, com atribuição de pesos a cada atributo. O sistema de pontuação se baseia na identificação de diferenças entre os valores dos atributos para pares de observações utilizando um sistema de vizinho mais próximo (*Nearest Neighbor*). O método procura pelo vizinho de mesma classe mais próximo (acerto mais próximo) e pelo vizinho mais próximo de classe diferente (erro mais próximo). Caso uma diferença entre os atributos seja observada entre vizinhos próximos



de uma mesma classe, a pontuação de um atributo diminui. De modo contrário, caso uma diferença seja observada entre atributos de classes diferentes, a pontuação do atributo aumenta.

Diversos métodos de seleção de atributos baseados no *Relief* surgiram, dentre eles o *ReliefF*, que possui aplicações para problemas de classificação envolvendo múltiplas classes. O método foi proposto por Kononeko (1994) e apresenta muitas aplicações em diversos tipos de banco de dados. Outro método que pode ser utilizado para seleção de atributos é a aplicação de testes qui-quadrado.

### 2.3.2.3 Testes Qui-Quadrado

Em estatística, testes qui-quadrado podem ser utilizados para quantificar a independência entre duas variáveis. Em termos gerais, diz-se que testes qui-quadrado avaliam a relação entre o resultado de um experimento e a distribuição esperada do fenômeno. Uma distribuição qui-quadrado é obtida a partir de (12):

$$\chi_c^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}, \quad (12)$$

em que  $\chi_c^2$  é a estatística de teste cumulativa,  $c$  é o número de graus de liberdade,  $O$  representa a quantidade de amostras resultantes observadas e  $E$  a quantidade esperada de para uma dada variável aleatória. Em suma, a medida de qui-quadrado mensura o quanto a estimativa de distribuição  $E$  varia da dos resultados observados. Quando os valores esperados e os observados estão próximos, o valor de qui-quadrado é pequeno, o que implica dependência entre as variáveis. Ao contrário, valores de qui-quadrado elevados indicam grande disparidade entre a distribuição esperada e os resultados do experimento em questão, o que implica em uma relação de independência entre variáveis.

Testes de qui-quadrado são, portanto, uma medida de dependência entre as variáveis de entrada e seu classificador. Quanto menores os valores de qui-quadrado, maior a relação entre a variável de entrada e a de saída (rótulo). Assim, testes sequenciais podem ser utilizados na seleção dos atributos que mais se relacionam com o rótulo estabelecido (Spencer e outros, 2020).

## 2.4 PROCESSAMENTO DE DADOS

Uma das condições essenciais ao aprendizado de máquina e da seleção de atributos é a existência de atributos que forneçam as informações que expliquem os rótulos fornecidos, sendo relevantes e não redundantes na medida do possível. Para isso, o processamento dos dados originais é indispensável. Algumas operações necessárias a esse processamento são descritas a seguir.

### 2.4.1 OPERAÇÕES ESTATÍSTICAS

A utilização de operações estatísticas se apresenta como uma maneira de extrair informações de dados brutos, de forma a evidenciar tendências, características estatísticas ou padrões. Algumas das métricas básicas, como a média, moda ou mediana, são conhecidas como medidas de tendência central e proporcionam uma representação geral de um conjunto de dados. Medidas de dispersão, por sua vez, tais como os valores de máximo, amplitude, variância e desvio padrão, descrevem a variabilidade das amostras dentro do conjunto de dados. Mais informações acerca das medidas de tendência central e de dispersão podem ser obtidas em Bussab e Morettin (2017).

### 2.4.2 TRANSFORMAÇÃO DE DADOS

A interpretação de conjuntos de dados pode ser auxiliada a partir da sua representação em diferentes domínios (Rocha, 2014). Para esse fim, as transformadas de Fourier e *Wavelet* são amplamente empregadas.

Na década de 1970, a idealização de um método de análise a partir de funções janelas em diferentes faixas de frequência representou um grande avanço na análise de sinais. A essas funções foi dado o nome *wavelet*, expressão que pode ser traduzida como “pequena onda”, tendo em vista serem pequenas e oscilantes (Grossman; Morlet, 1984).

*Wavelets* ( $\psi(t)$ ) podem ser divididas em famílias, e têm como principais características o fato de serem finitas e de área total delimitada nula. A partir da modificação da escala de uma *wavelet*, é possível analisar sinais a partir de aspectos globais, em baixa frequência (com aumento da escala), ou locais, em alta frequência (com redução da escala). Para uma dada família, pode-se definir uma *wavelet* mãe  $\psi_{a,b}$ , definida a partir de dois parâmetros: a escala  $a$  e o deslocamento, de acordo com (13):

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right). \quad (13)$$

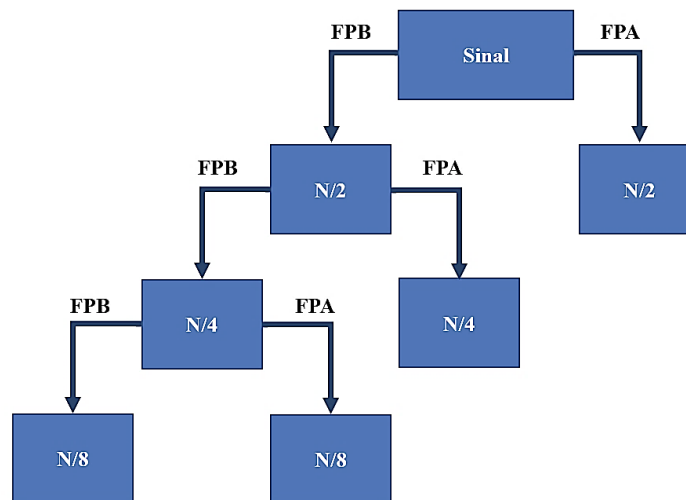
A transformada *Wavelet* contínua (TWC) de um sinal  $x(t)$ , por sua vez, pode ser matematicamente descrita a partir de (13):

$$TWC(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{a,b}(t) dt. \quad (13)$$

A equação (13), no entanto, restringe-se à utilidade teórica, dado que na prática é impossível realizar infinitas translações e escalonamentos. Assim, surge como alternativa a utilização da transformada *Wavelet* discreta (TWD). A partir da TWD, sinais podem ser analisados em função do tempo ou frequência (escala). Desse modo, a TWD pode ser utilizada para realização de uma análise multirresolução de um sinal contínuo  $x(t)$ , que resulta em um conjunto de coeficientes de decomposição,  $\gamma(m, n)$ . Esses coeficientes podem ser divididos em coeficientes de aproximação (CA) e coeficientes de detalhes (CD), que podem ser compreendidos como resultados de processos de filtragem do sinal a partir de filtros passa baixa (FPB) e passa alta (FPA), respectivamente.

O processo de filtragem ocorre de forma sucessiva e origina uma árvore de decomposição, conforme pode ser observado na Figura 5. Após cada etapa, o número de amostras cai pela metade. Na maioria dos sinais, os CA apresentam maior importância, pois carregam a identidade do sinal. Os CD, por sua vez, carregam os detalhes, que podem conter elevados níveis de ruído.

Figura 5. Árvore de decomposição *wavelet*.



Fonte: Adaptado de Rocha (2014).

## 2.5 SÍNTESE DO CAPÍTULO

Neste capítulo, os fundamentos necessários para a compreensão da metodologia utilizada e dos resultados obtidos na presente dissertação foram apresentados. O capítulo teve início com a exposição dos principais aspectos relativos a isoladores poliméricos, com foco em seus possíveis estados operacionais e os diferentes métodos de monitoramento e diagnóstico utilizados. Em seguida, os principais fundamentos de aprendizado de máquina foram apresentados, em especial os conceitos relativos a agrupamento difuso e seleção de atributos, com foco nos métodos utilizados neste trabalho. No próximo capítulo, por sua vez, serão listados e discutidos os trabalhos correlatos considerados mais relevantes encontrados na literatura especializada.

## 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo, as principais contribuições à classificação de isoladores a partir de aprendizado de máquina são apresentadas e discutidas. Uma tendência crescente à aplicação de aprendizado de máquina na determinação do estado operacional de isoladores tem sido relatada nos últimos anos (Pernebayeva e outros, 2019).

O monitoramento de isoladores auxiliado por métodos de classificação baseados em aprendizado de máquina geralmente propõe a utilização de informações oriundas de técnicas de inspeção consolidadas (Maraaba, Al-Hamouz e Al-Duwaish, 2014). A seguir, estudos relacionados ao diagnóstico de isoladores são analisados, com foco naqueles que utilizam de forma conjunta aprendizado de máquina e as técnicas de inspeção discutidas no capítulo anterior. Os trabalhos são listados de acordo com a técnica de inspeção estudada. A maioria dos trabalhos encontrados na literatura se atém a uma técnica apenas.

### 3.1 INSPEÇÃO VISUAL

Dentre as técnicas de monitoramento e diagnóstico de isoladores poliméricos utilizadas atualmente, a mais comum é a inspeção visual. Assim, diversos autores e institutos de pesquisa têm se esforçado para padronizar e consolidar os fundamentos da técnica em guias práticos. Dentre os guias produzidos, destacam-se os elaborados por EPRI, STRI e CIGRE. Os guias incluem informações detalhadas dos possíveis tipos de defeitos, bem como exemplos fotográficos, permitindo diagnósticos qualitativos do estado operacional de isoladores e contribuindo no processo de tomada de decisão (EPRI, 2006; STRI, 2005; CIGRE WG B2.03, 2013).

Nesse sentido, o trabalho de Domingues (2012) se destaca pela abrangência na discussão da técnica. A autora empregou princípios de inspeção visual para realizar um estudo sobre gestão de isoladores poliméricos, efetuando uma revisão bibliográfica extensa, de modo a reunir os principais mecanismos de falha em isoladores poliméricos e criar mapas de identificação de defeitos, propondo uma metodologia para gestão eficiente de isoladores poliméricos. Domingues (2012) também revisou metodicamente outras técnicas de monitoramento, classificando-as quanto à usabilidade. A autora ressalta

os avanços relativos à aplicação da técnica de inspeção visual em campo e à interpretação de dados, ambas as quais podem ser auxiliadas pela utilização conjunta de processamento de imagem e inteligência artificial (Domingues, 2012). Ainda que tais avanços sejam citados, maiores investigações não são realizadas e o tema é tratado de forma superficial, não tendo sido propostas soluções para o problema evidente da subjetividade humana.

A utilização conjunta de processamento de imagem e classificadores automáticos, como Redes Neurais Artificiais (RNA), é foco de diversos trabalhos da bibliografia. Um exemplo é o trabalho de Maraaba, Al-Hamouz e Al-Duwaish (2014), que abordou a predição do nível de poluição em isoladores cerâmicos. Em seus estudos, os autores utilizaram RNA combinadas com processamento digital de imagens fotográficas para predição do índice de poluição na superfície de isoladores cerâmicos. Espécimes retirados de campo tiveram seus índices de poluição definidos previamente com base no critério ESDD (Densidade do Depósito de Sal Equivalente ou *Equivalent Salt Deposit Density*, no inglês), sendo classificados em três níveis de poluição: leve, média e pesada. Posteriormente, o índice de poluição foi previsto a partir do modelo construído e os isoladores foram reclassificados. Embora uma taxa de sucesso de 86,67% tenha sido alcançada na classificação das 51 amostras avaliadas, a apresentação de análises quantitativas relativas aos índices de ESDD em mg/cm<sup>2</sup> poderia ter enriquecido o trabalho, proporcionando uma avaliação mais criteriosa da aplicação da metodologia. Por exemplo, ainda que alguns isoladores tenham sido reclassificados na categoria em que foram previamente colocados por inspeção visual, os índices de ESDD estimados diferiram de forma considerável do valor medido. O trabalho também apresenta dificuldades à aplicabilidade prática, tendo em vista a utilização de espécimes isolados e não em cadeia.

O processamento de imagens é foco de outros trabalhos, como o de Jayabal, Karuppiyan e Sidharthan (2019), que utilizaram classificadores bayesianos para determinação do nível de hidrofobicidade na superfície de isoladores poliméricos a partir de imagens binárias, sob variações de iluminação. Uma acurácia de 97,82% foi obtida na classificação das amostras nas quatro classes de hidrofobicidade propostas. O trabalho também apresenta indícios de que a seleção dos principais atributos de entrada pode ter consequências positivas na classificação com aprendizado de máquina, tendo-se reduzido o número de atributos de 12 para 8 a partir da utilização de uma metodologia baseada em PCA. No entanto, os autores não consideraram em suas análises a possibilidade de problemas como poluição, que podem alterar a classificação por hidrofobicidade. Desse

modo, novas pesquisas ainda se mostram necessárias de modo a ampliar a aplicabilidade da metodologia proposta.

Sampedro e outros (2019) utilizaram um sistema baseado na combinação de diferentes métodos de aprendizado profundo (*deep learning*) para segmentação (delimitação das regiões de interesse, no caso os corpos dos isoladores) de 19 cadeias de isoladores e diagnóstico de falhas em isoladores de vidro. Os autores propuseram uma Rede Neural Convolucional, ou CNN (do inglês *Convolutional Neural Network*), inspirada em uma rede neural conhecida como *U-Net* para segmentação da imagem de isoladores e reconhecimento da cadeia, e duas outras para reconhecimento de discos ausentes (sabugos) e danificados. Variações das CNNs utilizadas também foram testadas. Em geral, os autores obtiveram acurácia de mais de 90% durante os testes realizados. Cabe salientar que o teste para discos ausentes foi realizado de forma “simulada”, e o método não avalia outros problemas possíveis em isoladores, como a presença de poluição e o nível de degradação das ferragens. Um longo caminho ainda deve ser percorrido para aplicação da técnica em isoladores poliméricos, que apresentam uma gama de defeitos bastante vasta.

Ibrahim e outros (2020), por sua vez, utilizaram processamento de imagens e inteligência artificial para a determinação do nível de erosão na superfície de isoladores, classificando-a em severa, moderada ou pequena/nenhuma erosão. Os autores classificaram os isoladores previamente com base em inspeção visual, usando a maioria dos votantes entre três avaliadores experientes. Uma RNA convencional e uma convolucional (CNN), bem como diferentes técnicas de melhoramento de imagem foram utilizadas no processo. A CNN utilizada apresentou maior acurácia, 89,5%, e os resultados não variaram de forma significativa entre os classificadores testados. Análises adicionais relacionadas aos impactos da iluminação e ângulo da fotografia poderiam ter sido implementadas. Ademais, defeitos internos em isoladores não são contemplados e o trabalho pode ter sido afetado pela subjetividade da inspeção visual, criticada pelos autores, na classificação inicial.

Li, Su e Liu (2020) utilizaram-se de duas CNNs em cascata, a saber: R-CNN rápida e *U-Net*, para reconhecimento de defeitos em isoladores em dois níveis. O método se baseia na detecção simultânea de defeitos com segmentação global (considerando toda a imagem) e local. Os índices de acerto são elevados (cerca de 91%), mas os autores não se aprofundam nos tipos de defeito a serem detectados, abordando apenas a ausência de

aletas. Outros defeitos, como a presença de poluição, tornam a aplicação do método a isoladores poliméricos restrita e a tomada de decisão por parte dos operadores limitada.

### 3.2 INSPEÇÃO POR DETECÇÃO DE RADIAÇÃO UV

Outra técnica que pode ser auxiliada pelo processamento de imagem e pela aplicação de inteligência artificial é o monitoramento por detecção de radiação ultravioleta. A partir de uma câmera especial, a radiação luminosa gerada por corona e descargas superficiais pode ser detectada, de forma a identificar a intensidade da descarga e seu local de origem. Autores como Chandrasekar e outros (2010) demonstraram que há grande correlação entre a intensidade das descargas e o estado operacional de isoladores, relacionando-as também à umidade relativa. Nesse contexto, o processamento de imagem permite a extração de parâmetros que podem ser utilizados na determinação de padrões e, conseqüentemente, na identificação de falhas.

Fangcheng, Shenghui e Heming (2010) analisaram a proposição de que há correlação entre o nível da ocorrência de descargas e o estado operacional de isoladores, visando à classificação do nível de poluição em isoladores cerâmicos a partir de informações oriundas de inspeção por radiação ultravioleta e umidade relativa do ar, utilizando métodos de inferência por Lógica *Fuzzy*. A área, em pixels, e a persistência das descargas foram utilizadas como parâmetros de entrada. Os autores concluíram que os parâmetros de entrada estão fortemente correlacionados à umidade relativa do ar e à poluição na superfície de isoladores. Entretanto, o número de isoladores utilizados (oito) não foi representativo e a umidade não variou de forma significativa durante os experimentos (amplitude de 15%), de modo que as conclusões observadas ainda precisam de análises mais aprofundadas.

Com premissa similar, Guedes (2015) visou à classificação de isoladores poliméricos de 230 kV em função de seu nível de degradação com base em informações oriundas de inspeção por radiação ultravioleta e umidade relativa do ar, com aplicação de um sistema de lógica *Fuzzy*. Para tanto, a autora inspecionou isoladores poliméricos visualmente, utilizando uma escala de avaliação própria, estabelecida para quantificar o nível de degradação dos isoladores, denominada de Índice de Degradação de Isoladores (IDI), que se resume a uma média de notas atribuídas aos componentes do isolador, como aletas e ferragens, e classificando seu estado operacional em novo, médio e crítico, a



depende do valor de IDI determinado. Após inspeção por radiação ultravioleta, a autora observou discrepância entre os dados e a classificação prévia, optando por uma nova classificação, de acordo com os índices de fâculas por minuto. Embora os resultados tenham apresentado alta correlação com o índice de degradação dos isoladores após a mudança de estratégia de classificação, maiores explicações sobre a reclassificação a partir dos índices de fâcula por minuto são necessárias. A umidade também não variou de forma considerável durante os experimentos, de modo que foi apenas superficialmente analisada.

Brito (2021), por sua vez, desenvolveu um algoritmo para extração de atributos de descarga corona em isoladores poliméricos. Os atributos calculados foram a persistência das descargas ao longo do vídeo, a área das descargas (número de pixels associados à manifestação UV), o perímetro das descargas (número de pixels correspondente às bordas da manifestação UV) e o fator de forma (razão entre área e perímetro de descargas). Técnicas de análise multivariada foram utilizadas para considerar possíveis variações nos atributos extraídos com relação ao estado operacional dos isoladores poliméricos estudados. Isoladores com nível de degradação mais intenso apresentaram maiores variações nos atributos em relação ao isolador tomado como referência (novo) quando comparado a um isolador com nível intermediário de degradação (rachaduras). Os resultados obtidos sugerem que o método de detecção de radiação ultravioleta pode fornecer informações úteis para identificação de isoladores em estados operacionais críticos, porém informações insuficientes para identificação de estados operacionais intermediários. Ademais, Brito (2021) não se aprofundou na classificação de isoladores poliméricos com base em dados de radiação ultravioleta.

### 3.3 INSPEÇÃO POR TERMOGRAFIA INFRAVERMELHA

Outra técnica de monitoramento frequentemente utilizada é a inspeção por termografia infravermelha. Embora seja um método consolidado de inspeção de isoladores, a utilização de termografia infravermelha é pouco explorada no contexto de aplicação conjunta com inteligência artificial na bibliografia especializada. Uma das razões para tal é a presença de dificuldades intrínsecas à automação do método, tais como a necessidade de identificação do corpo do isolador na imagem termográfica para extração de parâmetros. Tentando sanar essa dificuldade, Zhao e outros (2017)

propuseram uma metodologia para identificação de isoladores em imagens termográficas baseada na utilização de CNNs e Vetor de Descritores Localmente Agregados (VLAD, do inglês *Vector of Locally Aggregated Descriptors*). Os autores obtiveram acurácia de 93% na identificação de isoladores, o que se mostra um avanço para aplicação conjunta de inteligência artificial e inspeção por termografia. Outros avanços, relativos aos melhores atributos e formas de extração de tais atributos ainda devem ser investigados.

Souza (2016) propôs uma metodologia de monitoramento a partir do processamento de imagens termográficas e RNAs como alternativa à inspeção visual. O autor utilizou um processo similar ao de Guedes e outros (2015) para determinação do estado operacional de isoladores a partir de inspeção visual. Embora o trabalho seja bastante informativo a respeito da técnica, o autor obteve baixos índices de acerto, 37,5%. Ele justifica-se defendendo que a inspeção visual sozinha é incapaz de fornecer um diagnóstico completo, devendo ser auxiliada por outros métodos de inspeção. Problemas com a classificação inicial ou na aplicação da metodologia podem ter ocorrido, tendo em vista a diferença dos resultados obtidos quando comparado com outros trabalhos similares.

Liu e outros (2017) utilizaram imagens termográficas e CNNs para determinação do estado operacional de isoladores cerâmicos. Para tanto, três isoladores danificados foram testados em diferentes posições de uma cadeia de isoladores. Os isoladores testados tinham resistências elétricas entre seus terminais iguais a 7,5 M $\Omega$ , 19 M $\Omega$  e 150 M $\Omega$ . Nos experimentos, a etapa inicial foi aplicação de tensão com duração de duas horas para estabilização da temperatura, e, em seguida, imagens termográficas foram adquiridas em intervalos de 30 minutos. Diferentes níveis de poluição foram aplicados; umidade, ângulo de captura das imagens, temperatura ambiente, nível de degradação e posição do isolador defeituoso foram observados. Imagens individuais de isoladores foram extraídas das imagens da cadeia completa e os espécimes foram então classificados separadamente em duas classes: defeituoso e não-defeituoso. Os autores obtiveram acurácia de 93%. Embora se note evidente preocupação na montagem de um banco de dados diversificado, análises relativas às condições ambientais durante as medições não são aprofundadas. O trabalho também não é claro em relação aos defeitos dos isoladores defeituosos utilizados nos experimentos.

A técnica de inspeção por termografia infravermelha pode ser utilizada de forma conjunta com outras técnicas, como a detecção de radiação ultravioleta. De fato, Costa e outros (2009) observaram elevada correlação entre informações de temperatura e radiação

ultravioleta na presença de defeitos em isoladores poliméricos durante um estudo com isoladores de 230 kV. Os autores concluíram que os dois métodos devem preferencialmente ser utilizados de forma complementar, tendo em vista que a presença de poluição pode gerar mudanças no padrão da emissão ultravioleta.

Lima (2017), por sua vez, buscou a classificação de isoladores poliméricos utilizando ambas as técnicas de inspeção: por detecção de radiação ultravioleta e termografia infravermelha, para produzir os dados de entrada para RNAs. A autora classificou um grupo de isoladores de acordo com seu estado operacional nas classes bom, médio e crítico, e utilizou métodos de processamento de imagem para obtenção de atributos, reclassificando-os a partir de uma RNA. Uma acurácia média de mais de 92% na classificação utilizando dados combinados das duas técnicas foi obtido, valor superior aos índices com utilização de dados das técnicas isoladas, o que corrobora a aplicação de dados oriundos de diferentes técnicas de monitoramento de isoladores. Embora o conjunto utilizado nos ensaios não seja deveras representativo (oito isoladores), o trabalho apresenta diversos avanços, como a utilização de técnicas de estatística descritiva para representação dos vetores de dados relativos às imagens termográficas e a análise de separabilidade de parâmetros, de forma a tornar o classificador mais eficiente.

### 3.4 INSPEÇÃO POR EMISSÕES ACÚSTICAS E DE RADIOFREQUÊNCIA

A aplicação de dados de radiofrequência (RF) e emissões acústicas para determinação do estado operacional de isoladores em conjunto a classificadores automáticos também é observada na bibliografia. Ferreira, Germano e Costa (2012) apresentaram um método de diagnóstico de isoladores cerâmicos baseado em ruído ultrassônico e RNAs. Em seu trabalho, os autores utilizaram Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais (VECSEs) para classificação do nível de poluição na superfície de isoladores sob diferentes condições de umidade relativa, alcançando taxas de sucesso acima de 80%. Os autores observaram que a umidade relativa apresenta grande correlação com a composição da emissão acústica e deve ser levada em consideração durante o treinamento de classificadores, abrangendo uma gama variada de umidades relativas. Os melhores resultados de classificação foram obtidos com 75% de

umidade relativa do ar. Também é possível inferir do trabalho que um conjunto de treinamento vasto, com diferentes níveis de poluição e sob diferentes condições de umidade relativa deve ser utilizado para aumentar a eficiência da classificação.

Rocha (2014), por sua vez, realizou uma série de experimentos com sinais de radiofrequência e diversas famílias de *wavelets* para classificação de isoladores de vidro de 69 kV a partir de redes neurais artificiais. O autor alcançou uma acurácia superior a 96,5% na classificação de isoladores quando tratadas apenas duas classes, “isolador poluído” e “isolador limpo”, considerando para as medições uma faixa de frequência entre 80 MHz e 130 MHz. A *wavelet* mãe com melhor percentual de acerto foi a Daubechies de 12ª ordem. O trabalho é deveras importante no que se refere à aplicação de *wavelets* na classificação do estado operacional de isoladores, especialmente por tratar de níveis distintos e diversas famílias de *wavelets*, porém o número de isoladores não é significativo (com comparação de no máximo 4 (quatro) isoladores, separadamente, e 3 (três) cadeias) e as classes utilizadas não são suficientes para abranger todo o espectro de estados operacionais em isoladores.

Dando continuidade ao seu trabalho, Rocha (2017) abordou isoladores de diferentes classes de tensão (69 kV, 230 kV e 500 kV) e materiais (polímero e vidro), aumentando o número de classes para três, com poluição “leve”, “média” e “pesada”, além de abranger a coleta de dados em campo. Isoladores poliméricos apresentaram menor acurácia na classificação quando comparados com isoladores de vidro, uma dificuldade relatada em outros trabalhos. O autor também observou dificuldades na diferenciação de isoladores com poluição “leve” e “média”, com menores dificuldades para identificação de isoladores com estado operacional mais crítico. É importante salientar que os melhores resultados foram obtidos com utilização de transformadas *wavelet* de 3º nível. É um trabalho notável, entretanto o autor se ateve demasiadamente às possíveis diferenças ambientais entre as situações de laboratório e campo, informações que acabaram tomando o espaço de informações possivelmente mais importantes, como detalhes sobre os dados utilizados.

O grupo de pesquisa de Anjum e outros (2014; 2015; 2017) propôs uma técnica de monitoramento *online* de isoladores cerâmicos baseada na captação de dados em radiofrequência por uma antena, com aplicação de classificadores automáticos. Os isoladores cerâmicos foram classificados a partir de diversos defeitos (rachadura na aleta, aleta quebrada, perfuração e corona) com Máquinas de Vetores de Suporte (SVM) e RNA. Durante a pesquisa, os autores utilizaram parâmetros de entrada distintos para

classificação: estatísticos e de frequência, advindos das transformadas de Fourier e Wavelet dos sinais de tempo, alcançando 95% de acurácia com aplicação da RNA. Os autores também propuseram a aplicação da metodologia utilizada em campo, o que representa um avanço na linha de pesquisa, porém os testes realizados foram simplificados em relação aos testes em laboratório, embora a aplicação em campo tenha apresentado ótima separabilidade de classes. A pesquisa subsidiou a utilização de atributos em diferentes domínios na determinação de defeitos em isoladores, porém análises mais abrangentes em relação à presença de defeitos simultâneos não foram realizadas, assim como a influência da localização do isolador na cadeia. Por fim, apesar de 200 amostras de sinal terem sido coletados de cada amostra, o grupo de testes é pouco representativo (somente três isoladores defeituosos).

Já Park, Motai e Yoon (2017) utilizaram ruídos acústicos e redes neurais artificiais para localização e diagnóstico de defeitos em diferentes estruturas isolantes, a citar: chave seccionadora, isolador cerâmico, *line poster* e para-raios. Os autores utilizaram quatro sensores acústicos para captação de sinais em uma câmara anecóica que abrigou as estruturas isolantes em condições normais e sob defeito. Os sinais foram processados para extração da sua característica exponencial a partir de um banco de filtros e utilizada em conjunto com dados no domínio da frequência como parâmetros de entrada em uma RNA. Vinte amostras de cada estrutura foram testadas, com classificação realizada em duas classes: estrutura defeituosa e não-defeituosa. A localização espacial do defeito obteve elevado índice de precisão, com erro máximo de 12 cm. A classificação também obteve elevados índices de acerto, sendo o menor deles observado para o para-raios (75%) e o maior para o *line poster* (100%). O trabalho proporciona subsídios para pesquisas futuras, porém o conjunto de estudo não é representativo e a classificação de defeitos é insuficiente para uma tomada de decisão precisa. Ademais, tendo em vista que o experimento ocorreu em uma câmara anecóica, o teste em campo é imprescindível para validação do trabalho, tendo em vista que nele há a presença de diferentes fontes de ruído.

El-hag e outros (2018) também relataram a aplicação de emissões acústicas na classificação de defeitos que resultam em descargas parciais. Os autores utilizaram configurações de eletrodos para geração de diferentes tipos de descarga e avaliaram a aplicação de uma RNA para classificação. Uma média de 91,7% de acurácia na identificação caso-a-caso nas classes de defeitos propostas foi obtida a partir da utilização das componentes de frequência de 50 Hz, 100 Hz e 150 Hz como parâmetros de entrada. Ainda que o trabalho não tenha abordado isoladores de forma direta, a pesquisa denota

clara separabilidade entre os tipos de descarga, o que pode ser facilmente aplicado na classificação de isoladores. Entretanto, a simplificação caso-a-caso reduz essa aplicabilidade.

Florentino e outros (2019), por sua vez, deram continuidade à pesquisa de Ferreira, Germano e Costa (2012) e avaliaram a aplicação de VECSEs e inteligência artificial para determinação das condições de operação de isoladores poliméricos de 230 kV. Os autores separaram previamente os isoladores sob estudo em três classes: limpo, poluído e danificado, a partir de inspeção visual. Entretanto, após extração de atributos, uma nova classificação foi realizada com base na frequência acústica irradiada dominante. Posteriormente, uma RNA foi utilizada para reclassificação, de modo avaliar dois algoritmos para seu treinamento: o algoritmo de Propagação Resiliente (RPROP) e outro baseado no método de Levenberg-Marquardt (LM). Os autores observaram taxas de acerto de 88,37% e 97,66% para os dois métodos de treinamento, respectivamente. Embora técnicas de sobreposição tenham sido utilizadas para aumento do banco de dados, o número de espécimes em estudo é pouco representativo (somente nove). A nova divisão, com base na frequência irradiada dominante, precisa de mais explicações.

Emissões acústicas também foram alvo de estudo de Polisetty, El-Hag e Jayaram (2019), que avaliaram a utilização de sinais acústicos e RNA na classificação de isoladores cerâmicos. Diferentes tipos de descarga parcial, geradas artificialmente, bem como diferentes defeitos, foram testados, com sinais acústicos medidos simultaneamente a um detector de descargas parciais. Os autores observaram que a distância de medição é bastante significativa para classificação, de modo que maiores distâncias podem gerar menor diferenciação de classes. Ademais, os autores alcançaram taxas de acerto superiores a 90% na classificação, comprovando a aplicabilidade da utilização de dados de emissão acústica em conjunto com inteligência artificial. O trabalho tem impactos significativos, especialmente no que diz respeito à distância do sensor acústico. Investigações relativas à aplicação da metodologia a isoladores poliméricos ainda devem ser realizadas.

Outros métodos de inspeção, como ultrassom, também são abordados na literatura. Stefenon e outros (2020) utilizaram uma Máquina de Aprendizado Extremo Conjunta (EN-ELM, do inglês *Ensemble Extreme Learning Machine*) associada a técnicas como *Particle Swarm Optimization* (PSO) e *Principal Component Analysis* (PCA) para seleção ótima de parâmetros do classificador e redução da dimensionalidade de parâmetros, respectivamente, na classificação de isoladores cerâmicos do tipo pino

com base em informações de ultrassom. Como parâmetros de entrada, foram utilizados os Coeficientes de Energia Wavelet (WEC). Apenas três classes foram consideradas: bom, poluído e danificado, com cada sinal obtido dividido em 500 amostras. Os autores obtiveram acurácia maior que 98%. Embora o trabalho possa ser considerado como promissor, o número de amostras utilizado é muito baixo (somente quatro isoladores) e a distância de aquisição muito curta (2,2 m), o que reduz significativamente a aplicabilidade da técnica. Ademais, os espécimes de cada classe não representam a grande diversidade de defeitos que podem acometer isoladores e a pesquisa pelo reconhecimento da presença de múltiplos defeitos ainda deve ser conduzida.

### 3.5 OUTROS TRABALHOS NOTÁVEIS E LACUNAS

A determinação do estado operacional de isoladores, com foco em tomada de decisão, é relativamente pouco reportada na bibliografia. Um dos trabalhos que visam a gestão de isoladores poliméricos, embora não esteja diretamente ligado à inteligência artificial, é o de Chen e outros (2016), que utilizaram métodos estatísticos e indicadores de envelhecimento de polímeros para classificação de isoladores poliméricos no que se refere ao seu nível de degradação. Os autores se utilizaram de uma quantidade considerável de amostras em comparação com seus pares na literatura: ao todo 65 isoladores, e propuseram duas estratégias de classificação: uma semiquantitativa, a ser realizada em laboratório, e que considera aspectos construtivos do isolador, de modo que alguns dos testes aplicáveis são destrutivos; e outra qualitativa, com testes não destrutivos e aplicáveis ao campo.

Na primeira estratégia, a classificação dos isoladores resultou em três categorias, a citar: em perigo, envelhecido e novo; associadas a três decisões: troca, reavaliar em um ano e não efetuar nenhuma ação. A classificação foi realizada a partir dos discriminantes de Bayes e de Fisher. Na segunda, uma classificação binária é proposta: aceitável e não aceitável, com decisões associadas de: não efetuar nenhuma ação e trocar imediatamente. Para classificação qualitativa, um modelo de regressão binária logística foi proposto. A análise binária do estado operacional de isoladores representa um problema para concessionárias que almejam utilizar seus isoladores até a máxima extensão de sua vida útil. Ademais, não engloba todas as possíveis ações a serem tomadas, não enquadrando os diversos estados dos isoladores poliméricos.

Dias (2021) propôs uma metodologia de gestão técnica de isoladores baseada em aprendizado de máquina, com atributos oriundos de diversos tipos de inspeção, a citar: detecção de radiação infravermelha, radiação ultravioleta e ruído ultrassônico. O autor reconhece a necessidade de redução da subjetividade na rotulagem dos isoladores, empregando uma metodologia baseada em aprendizado não-supervisionado, com o algoritmo *k-means*, mas em certa medida ignora as possíveis informações disponibilizadas pela inspeção visual. Além disso, a representação do estado operacional de isoladores a partir de informações de ruído ultrassônico foi bastante limitada, com utilização de um único atributo. A correlação entre atributos e seus impactos na classificação de isoladores também foi ignorada, de forma que uma abordagem com maior abrangência e que considere os impactos da inspeção visual e da correlação entre atributos (redundância) pode ser benéfica.

Do exposto, torna-se claro que há diversas lacunas na bibliografia no que se refere à utilização de aprendizado de máquina no diagnóstico de isoladores, especialmente poliméricos. Embora diversos avanços tenham sido alcançados, a classificação de isoladores poliméricos de forma automática ainda necessita de diversas melhorias. Os atributos mais relevantes para classificação ainda não foram definidos e um banco de dados realmente expressivo (com dezenas de isoladores, por exemplo) ainda necessita ser construído. Ademais, os impactos da umidade relativa do ar ainda não foram devidamente estudados e embora muitas pesquisas tenham sido propostas para classificação em relação ao nível de poluição ou identificação de defeitos, há a necessidade do estabelecimento de classes abrangentes que englobem de forma adequada a condição operacional dos isoladores, facilitando a tomada de decisão. Nesse quesito, há pouca informação no que tange à tomada de decisão, de modo que ainda deve-se recorrer à análise humana. Há também a evidente necessidade de redução de subjetividade no que se refere ao treinamento dos classificadores, posto que, em diversos trabalhos, ele é realizado somente a partir de inspeção visual. Este trabalho visa contribuir para a superação dessas lacunas.

### 3.6 SÍNTESE DO CAPÍTULO

Neste capítulo, foi realizada uma revisão da literatura especializada com foco em aplicações de aprendizado de máquina em conjunto técnicas de inspeção de isoladores poliméricos. Constatou-se uma grande variação nos atributos e métodos associados aos



estudos analisados. A escassez de trabalhos com foco na seleção de atributos foi nítida. E poucos trabalhos se preocuparam com a redução da subjetividade na classificação de isoladores poliméricos desde a etapa de treinamento. Por fim, a presença de bancos de dados expressivos é bastante rara, assim como a investigação dos impactos das condições ambientais nos processos de análise. No próximo capítulo, a metodologia utilizada neste trabalho será apresentada.

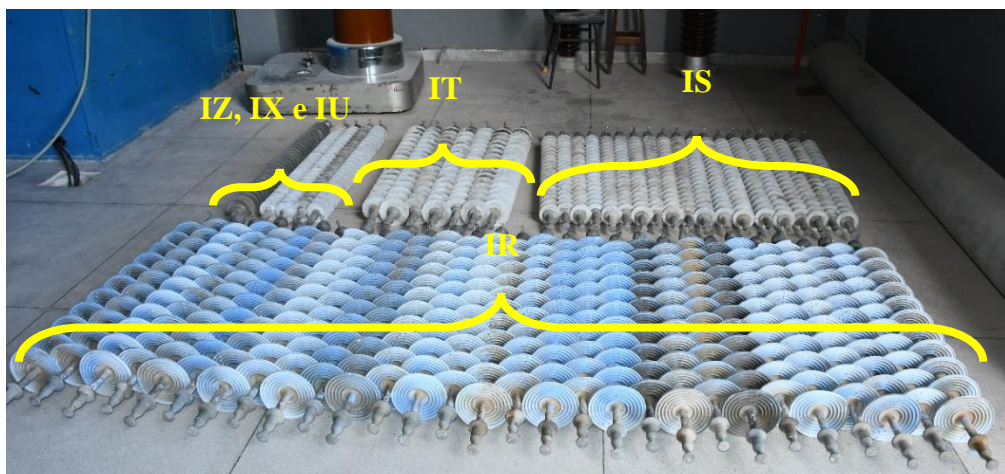
## 4 MATERIAL E MÉTODOS

Neste capítulo, o material e os métodos utilizados para a concretização da pesquisa são apresentados. Os isoladores poliméricos ensaiados são descritos e as inspeções realizadas são abordadas. Por fim, as diretrizes seguidas para extração e tratamento de dados, bem como para rotulagem auxiliada por agrupamento difuso e a seleção dos atributos mais importantes para classificação do estado operacional de isoladores poliméricos são apresentadas.

### 4.1 MATERIAL

Neste trabalho foram utilizados 60 isoladores poliméricos de 138 kV de fabricantes distintos. Os isoladores foram retirados da linha de transmissão que interliga os municípios de Campina Grande – PB e Santa Cruz – RN e cedidas por uma companhia brasileira de grande importância na geração e transmissão de energia elétrica. Os isoladores foram divididos previamente em grupos de acordo com o modelo. A identificação ocorreu a partir da letra I, de isolador, somada às letras R, S, T, U, X e Z, que serviram unicamente para indicar modelos diferentes de isolador. Além do modelo dos isoladores, uma numeração crescente foi definida para discriminar os isoladores de um mesmo modelo. Uma fotografia dos isoladores sob estudo pode ser observada na Figura 6.

Figura 6. Fotografia dos isoladores poliméricos utilizados no trabalho.



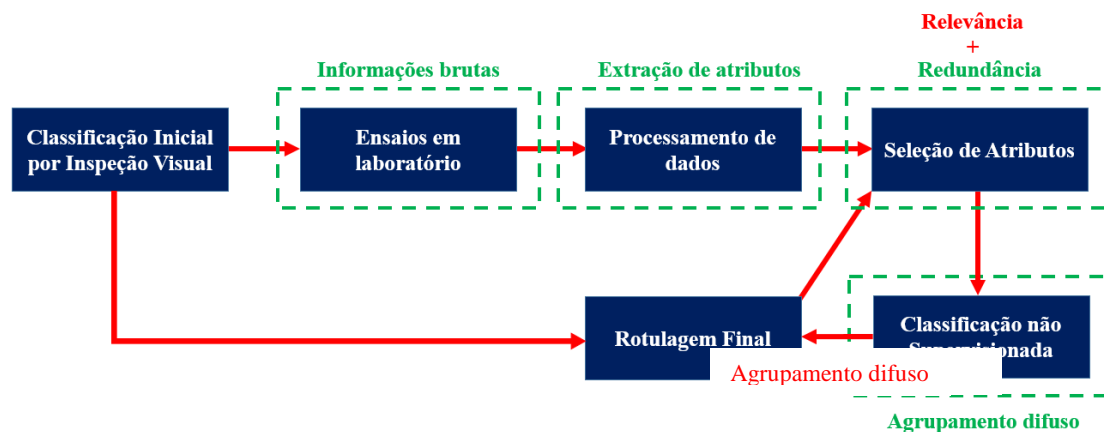
Fonte: o autor.

Os isoladores analisados possuem tipos distintos de revestimento polimérico, de EPDM e silicone, com terminais metálicos similares (tipo concha no terminal terra e bola no terminal fase); são fabricados em aço galvanizado; o núcleo é composto por fibra de vidro reforçada com resina epóxi. Os isoladores apresentavam níveis variados de degradação. De acordo com dados dos fabricantes, os isoladores têm massa aproximada de 5,00 kg e suportam uma carga mecânica de 80,00 kN (o equivalente a aproximadamente 8,15 ton). A seguir, os métodos utilizados neste trabalho para identificar os atributos mais significativos na determinação do estado operacional de isoladores poliméricos são apresentados.

## 4.2 MÉTODOS

Com o objetivo de selecionar os principais atributos para classificação do estado operacional de isoladores poliméricos, a metodologia empregada é resumida pelo fluxograma apresentado na Figura 7 e descrita em detalhes nas subseções seguintes.

Figura 7. Método utilizado neste trabalho.



Fonte: o autor.

Os isoladores foram inicialmente classificados a partir de inspeção visual, de acordo com diretrizes baseadas na bibliografia especializada (Domingues, 2012). A seguir, ensaios laboratoriais foram conduzidos para extração de informações relativas à termografia infravermelha, radiação ultravioleta e ruído ultrassônico. Os sinais da corrente de fuga também foram registrados, somente para controle. Os atributos foram extraídos das informações obtidas e analisados. Uma metodologia para redução da

subjetividade na rotulagem de isoladores foi desenvolvida a partir de classificação não-supervisionada, com agrupamento difuso associado à inspeção visual, como se discutirá a seguir, na seção 4.2.3.4. Nessa etapa, um processo de seleção de atributos não supervisionado foi iniciado, com exclusão de atributos altamente correlacionados entre si. Por fim, os atributos mais relevantes foram selecionados a partir de três algoritmos de seleção atributos, a saber: mRMR, *ReliefF* e Testes Qui-Quadrado. Os atributos mais frequentes entre os três métodos foram selecionados como sendo os principais atributos na identificação do estado operacional dos isoladores poliméricos que compõem o banco de dados estudado.

#### 4.2.1 CLASSIFICAÇÃO INICIAL A PARTIR DE INSPEÇÃO VISUAL

A classificação inicial ocorreu a partir de inspeção visual, a qual teve como base uma metodologia desenvolvida por Domingues (2012). Entretanto, neste trabalho, as classes A e B apresentadas na Tabela 1 foram unidas, visando um melhor desempenho no que se refere à utilização de modelos de aprendizado de máquina. Em geral, problemas de classificação com menor número de classes tendem a ser menos complexos e as soluções associadas são mais acuradas. Além disso, a união das duas classes não afeta de forma significativa o processo de tomada de decisão na gestão de isoladores.

A nova classificação, em contraposição à classificação proposta por Domingues (2012), pode ser observada na Tabela 4.

Tabela 4. Comparação entre a classificação sugerida por Domingues e a utilizada neste trabalho.

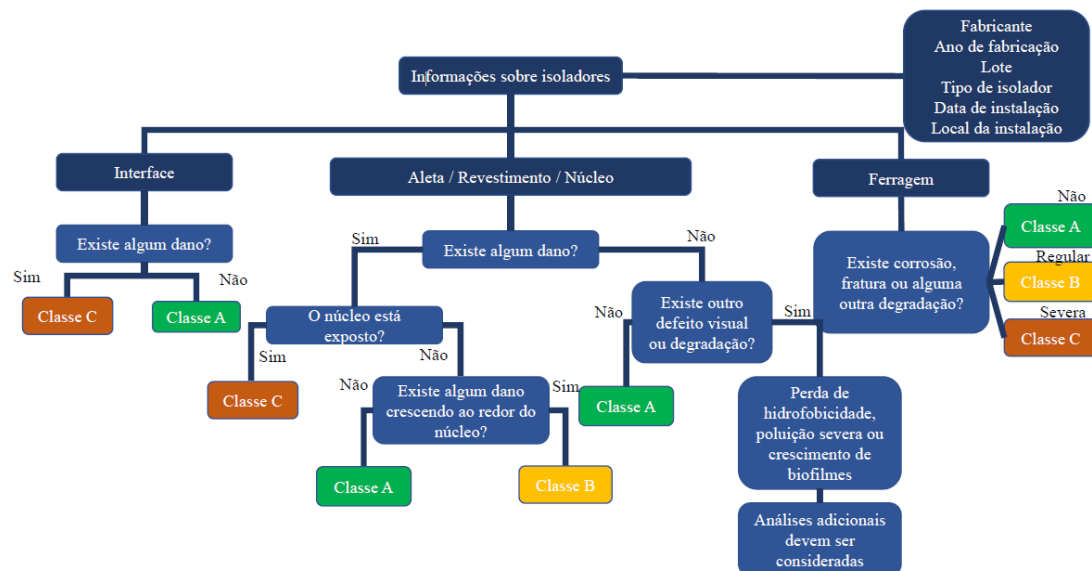
Classificação sugerida por Domingues (2012)		Classificação sugerida	
Classes	Estado operacional	Classes	Estado operacional
A	Isolador novo	A	Isoladores com baixo ou nenhum risco
B	Isolador com defeitos leves		
C	Isolador com grau moderado de danos	B	Isoladores com risco moderado
D	Isolador em estado crítico	C	Isoladores com risco crítico

Fonte: adaptado de Domingues (2012).

A metodologia utilizada para classificação por inspeção visual é representada a partir do fluxograma disposto na Figura 8. Aspectos presentes na metodologia de Gorur (2006) foram levados em consideração. Defeitos críticos, como exposição do núcleo e danos nas interfaces, foram considerados prioritariamente. Para cada isolador, a classificação mais crítica foi adotada, o defeito mais evidente (e grave) foi registrado,

uma breve descrição foi realizada e fotografias foram registradas sobre cartolina preta, para promover uniformidade em análises subsequentes baseadas em imagem.

Figura 8. Metodologia seguida para classificação de isoladores poliméricos a partir de inspeção visual.

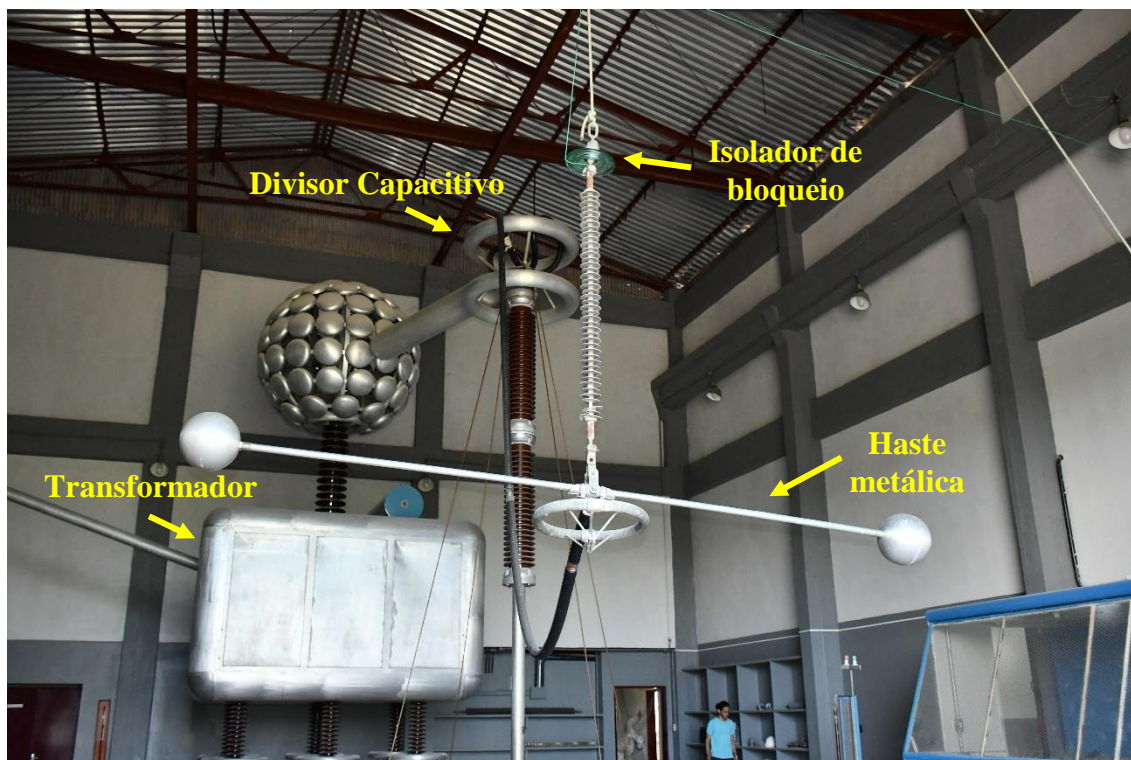


Fonte: adaptado de Domingues (2012) e Dias (2020).

#### 4.2.2 ENSAIOS LABORATORIAIS

De modo a obter um banco de dados abrangente baseado em experimentos utilizando as técnicas de monitoramento já discutidas, ensaios foram realizados no Laboratório de Alta Tensão (LAT) da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG). Para tanto, um transformador de ensaio de potência de 600 kVA e 600 kV foi utilizado, assim como um divisor capacitivo para medição da tensão aplicada. A tensão nominal de fase (aproximadamente 79,67 kV) foi aplicada aos isoladores. Uma fotografia do arranjo utilizado pode ser observada na Figura 9.

Figura 9. Fotografia do arranjo utilizado para os ensaios laboratoriais.



Fonte: o autor.

Um isolador de bloqueio de vidro foi utilizado para proporcionar suporte mecânico aos isoladores poliméricos sob ensaio e permitiu a conexão de um resistor *shunt*, que possibilitou a aquisição dos sinais da corrente de fuga. A corrente de fuga foi utilizada somente como controle durante as campanhas de medição, para identificar e prevenir possíveis descargas. Uma haste metálica foi utilizada para simulação do condutor da linha de transmissão que é conectado ao isolador. Além disso, como também observado na Figura 9, esferas ocas foram dispostas nas extremidades da haste para controle do campo elétrico, evitando a ocorrência do efeito corona, que de outro modo poderia prejudicar a extração de dados.

As técnicas de inspeção por termografia infravermelha, detecção de radiação UV e detecção de ruído ultrassônico foram aplicadas a partir de equipamentos posicionados em uma plataforma localizada a 8 m do objeto teste, após 1 h e 30 min da energização dos isoladores. Um isolador foi ensaiado por vez. O tempo utilizado possibilitou o alcance da situação de equilíbrio térmico, sendo padronizado após verificação de que a utilização de períodos maiores não provocava alterações significativas na temperatura. A umidade relativa e a temperatura ambiente também foram registradas. Ao todo, cerca de 120 horas

foram necessárias para realização dos ensaios. A seguir, são descritos os ensaios realizados, de acordo com a técnica adotada.

#### *4.2.2.1 Inspeção por Detecção de Radiação UV*

A inspeção por detecção de radiação UV foi realizada com objetivo de extrair dados de descargas nos isoladores poliméricos. A inspeção foi realizada utilizando uma câmera de detecção UV modelo DayCor II® da Ofil Systems. A câmera possui uma resolução temporal de aproximadamente 30 fps (*frames* por segundo). Os parâmetros de captura foram ajustados (a citar: o foco, exposição, *zoom* ótico e ganho) e, em seguida, os corpos dos isoladores foram percorridos de modo a identificar os pontos com maior presença de descargas. A câmera foi então posicionada e as capturas iniciadas. O registro dos *frames* foi realizado no sistema RGB, com resolução de *bits* de 24 *bits* e resolução espacial de  $720 \times 480$  pixels.

Para cada isolador ensaiado, dois vídeos com duração de 1 (um) minuto foram gravados, abordando duas formas de visualização de descargas distintas, algo possível devido a um recurso do modelo da câmera UV utilizada: na primeira forma de visualização, apenas as descargas UV foram registradas. Na segunda, as descargas UV em conjunto com o ambiente. Os dados obtidos foram armazenados para processamento e posterior classificação dos isoladores.

#### *4.2.2.2 Inspeção por Termografia Infravermelha*

A inspeção por termografia infravermelha foi realizada com objetivo de extrair dados de temperatura dos isoladores poliméricos. A inspeção foi realizada utilizando o termovisor Systems P65, da FLIR. Os parâmetros do termovisor foram ajustados, a saber: umidade, distância do objeto teste, temperatura ambiente, emissividade do material (considerou-se o valor de emissividade como sendo igual a 0,95 para isoladores poliméricos, segundo recomendações do Manual de Termografia Flir Systems (2004)) e temperatura refletida. Pelo menos três imagens foram registradas para cada isolador, as quais englobaram todo o seu corpo e pontos de calor detectados.

#### 4.2.2.3 *Inspeção por Detecção de Ruído Ultrassônico*

A inspeção por detecção de ruído ultrassônico foi realizada com objetivo de extrair sinais acústicos dos isoladores poliméricos. A inspeção foi realizada por meio do detector de ruído ultrassônico Ultraprob da EU Systems. Para tanto, os corpos dos isoladores poliméricos sob estudo foram percorridos pelo foco do instrumento até a identificação do ponto com maior incidência de ruído. Os sinais foram então registrados e armazenados com auxílio de um computador, a uma taxa de aquisição de 44.100 amostras por segundo, por 30 segundos. Um total de três registros consecutivos foi realizado para cada isolador. As informações foram armazenadas para posterior processamento.

#### 4.2.3 PROCESSAMENTO DE DADOS E EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS

Após a aquisição de informações a partir das técnicas de inspeção apresentadas, os dados foram processados para extração dos atributos e utilizados para a rotulagem dos isoladores em relação ao seu estado operacional. Neste trabalho, toda a etapa de processamento de dados e extração de atributos foi realizada em ambiente computacional.

##### 4.2.3.1 *Dados de Inspeções por Detecção UV*

A extração dos atributos oriundos das inspeções por detecção de radiação UV foi realizada a partir da metodologia proposta por Brito (2017), que se baseia na utilização de vídeos obtidos a partir de câmera UV, caracterizados pela taxa de quadros (*frames* por segundo), duração, largura e comprimento dos quadros (em pixels), para cálculo dos atributos de interesse. O processo de extração utilizado pode ser resumido nas seguintes etapas:

- a) Segmentação do isolador no vídeo;
- b) Segmentação das fâculas em cada quadro;
- c) Integralização das fâculas na imagem;
- d) Eliminação do ruído; e por fim
- e) Cálculo dos atributos de interesse.

Os atributos calculados foram a persistência das descargas ao longo do vídeo, a área das descargas, o perímetro das descargas e o fator de forma. Mais informações

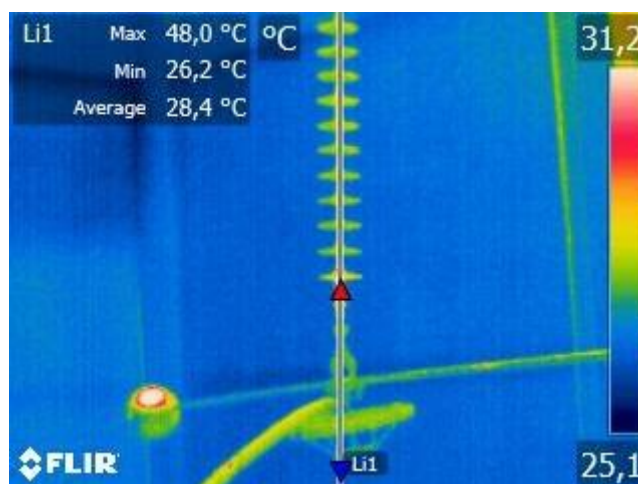


relativas ao método empregado para extração de atributos de radiação UV podem ser obtidas nos trabalhos de Brito (2017; 2021)

#### 4.2.3.2 Dados de Inspeções por Termografia Infravermelha

A extração dos atributos das informações obtidas a partir das inspeções por termografia infravermelha foi realizada a partir de operações de estatística descritiva, de forma similar à proposta por Lima (2017). Uma linha foi traçada ao longo do corpo do isolador, conforme apresentado na Figura 10, e os dados de temperatura ao longo dela foram extraídos e processados.

Figura 10. Linha ao longo do isolador da qual informações de temperatura foram extraídas.



Fonte: o autor.

O aumento de temperatura no isolador (em relação à temperatura ambiente), a variação de temperatura ao longo do isolador (1ª derivada do vetor de temperaturas) e a variação entre as variações de temperatura (2ª derivada do vetor de temperatura) foram utilizadas. Os atributos extraídos de cada tipo de dado foram:

- Amplitude;
- Valor máximo;
- Valor mínimo;
- Média;
- Moda;
- Mediana;
- Curtose;

- Assimetria;
- Variância;
- Área abaixo da curva de temperatura, calculada a partir da regra de integração trapezoidal;
- Local de máximo, definido em porcentagem, do terminal fase até o terminal terra.

Ao todo, 33 atributos de temperatura foram extraídos.

#### 4.2.3.3 *Dados de inspeções por detecção de ruído ultrassônico*

A extração dos atributos oriundos das inspeções por detecção ruído ultrassônico foi realizada para cada uma das três amostras de áudio registradas. Os atributos obtidos foram comparados entre si e o atributo mais distinto foi excluído. Uma média entre os dois atributos mais similares foi utilizada como o atributo final. Essa estratégia foi utilizada de modo a excluir amostras possivelmente afetadas por ruídos externos ou falhas na medição.

O processamento dos sinais de ruído ultrassônico abrangeu operações de estatística descritiva, extração de harmônicas, vetores de Energia dos Centróides de Sub-bandas Espectrais (VECSE) e a transformada Wavelet dos sinais. Os atributos extraídos dos sinais de áudio foram:

- Primeira, segunda e terceira harmônica;
- Média;
- Curtose;
- Assimetria;
- Variância;
- Número de valores negativos do sinal;
- Número de zeros;
- Valor eficaz;
- Coeficiente de variação;
- Área do sinal;
- Frequência central;
- Atributos da transformada de *Wavelet* para coeficientes de aproximação e detalhe até o terceiro nível;

Em relação à transformada *Wavelet*, os coeficientes aproximação (CA) e de detalhe (CD) foram utilizados para extração dos atributos de área, média, curtose, assimetria e variância em três níveis, processo similar ao realizado por Rocha (2014). A *wavelet* mãe utilizada foi a Daubechies de 12ª ordem, em consonância com os resultados obtidos pelo autor supracitado, que reportou melhoras significativas na classificação do estado operacional de isoladores de vidro a partir da sua utilização.

Ao todo, 37 atributos oriundos da inspeção por ruído ultrassônico foram extraídos.

#### 4.2.3.4 Rotulagem de isoladores a partir de agrupamento difuso

A classificação visual apresenta uma elevada carga de subjetividade e, portanto, carece de ser reforçada por outros métodos para se tornar confiável. Entretanto, descartá-la não se apresentou como uma opção viável, tendo em vista que se trata de um dos principais métodos utilizados no diagnóstico de isoladores. Assim, a rotulagem de isoladores (classificação final) proposta teve como base um sistema de notas (ou pesos) que levou em consideração a classificação visual e o agrupamento difuso (método de aprendizado não supervisionado) de informações oriundas dos diferentes métodos de inspeção empregados nos isoladores poliméricos ensaiados.

O processo de agrupamento difuso foi realizado isoladamente para cada método de inspeção, com exceção da inspeção visual, a saber: termografia infravermelha, detecção de radiação ultravioleta e detecção de ruído ultrassônico. A associação dos *clusters* obtidos com o estado operacional dos isoladores foi realizada a partir da análise dos seus centroides.

A seguir, tendo em vista que a seleção de atributos pode ajudar na melhoria de algoritmos de aprendizado não-supervisionado (Hancer, Xue e Zhang, 2020), uma seleção prévia de atributos foi realizada com base na correlação dos atributos entre si (redundância). Os atributos com mais elevada correlação com outros atributos foram considerados redundantes, sendo retirados a partir de um processo similar ao realizado por Haindl e outros (2006): os atributos foram ordenados a partir da correlação média com outros atributos e os atributos mais redundantes foram retirados. Tendo em vista o menor número de atributos oriundos das inspeções por detecção de radiação ultravioleta (quatro), a seleção prévia de atributos não foi realizada para os dados desse tipo de inspeção.

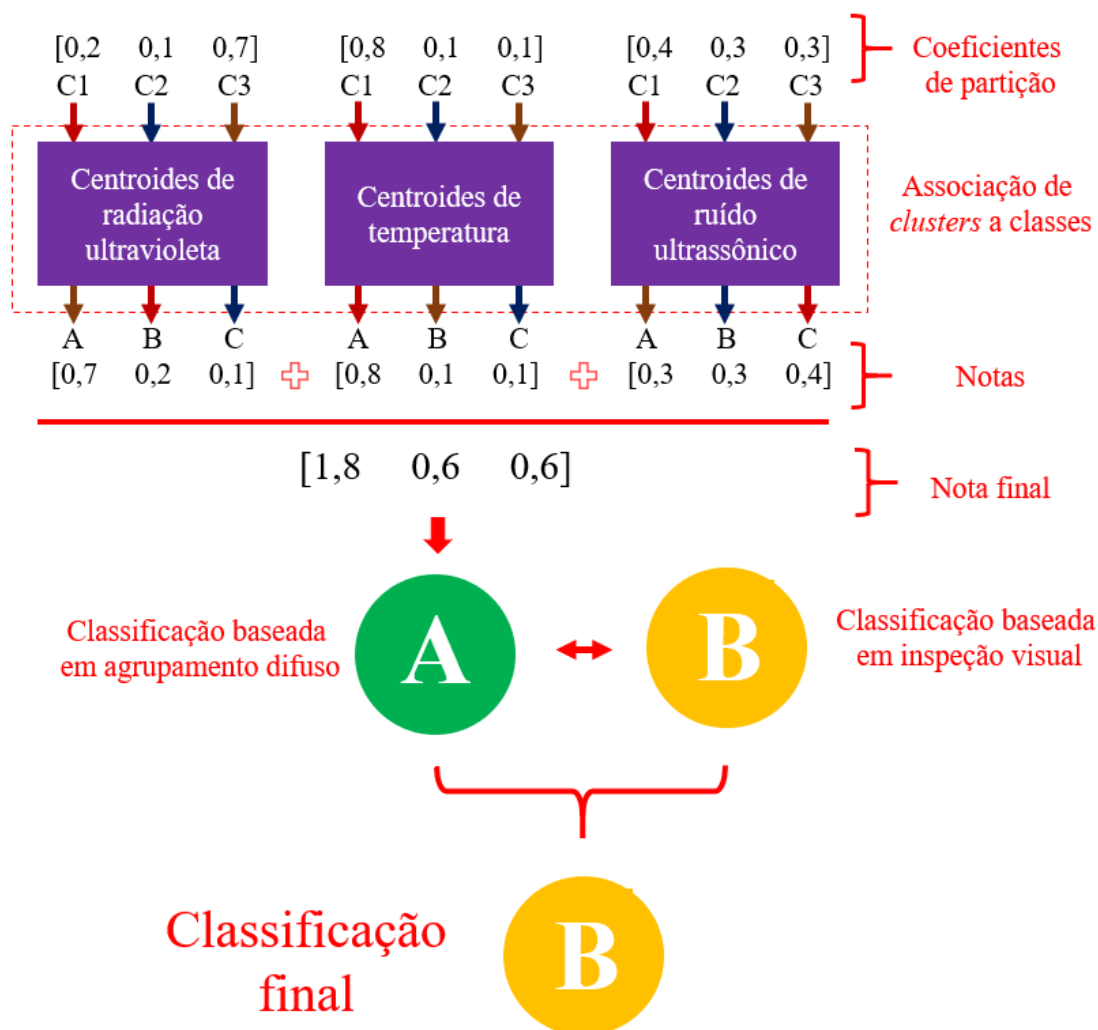
Após a seleção inicial, realizada especialmente para atributos de temperatura e ruído ultrassônico, que contavam com um número elevado de atributos, o processo de agrupamento difuso foi realizado. O primeiro passo para realização do agrupamento difuso foi a escolha de um parâmetro de difusão  $m$ . Ainda que a estipulação  $m = 2$  seja comum na bibliografia (Schwämmle e Jensen, 2010), a escolha do parâmetro varia de acordo com as características do banco de dados em análise. Neste trabalho, diversos valores de  $m$  foram testados, com o objetivo de gerar matrizes de partição difusa que proporcionassem a maior separabilidade de *clusters* possível. Assim,  $m$  foi variado no intervalo de 1,1 a 5, com incrementos de 0,1. A escolha de 1,1 e 5 como limites inferior e superior foi realizada após testes empíricos, nos quais observou-se que, a partir desses valores, as saídas da matriz de partição passaram a ser quase completamente booleanas ou alcançaram valores de índice e entropia de partição muito próximos dos seus valores máximos e mínimos, respectivamente.

O agrupamento difuso foi realizado para todos os valores de  $m$  dentro do intervalo estabelecido. Como a inicialização do algoritmo é realizada de forma aleatória, o algoritmo foi implementado 20 vezes para cada caso e os valores médios de distância normalizada entre centroides, entropia de partição e índice de partição foram calculados. O número de implementações foi escolhido após testes iniciais, que conduziram à percepção de que o seu aumento não gerava variações significativas nos resultados. O valor de  $m$  que gerou maior distância normalizada entre centroides foi escolhido. Ademais, a inicialização que gerou a maior separação foi utilizada para a geração da matriz de partição a ser usada posteriormente.

Ao fim da etapa não supervisionada, os *clusters* foram associados aos estados de degradação propostos na Tabela 4 e os coeficientes de partição foram considerados notas. As notas relativas a cada método de inspeção foram somadas para cada nível de degradação, em um sistema similar a uma votação. Quanto maior a nota, maior o nível de degradação estimado. Os isoladores foram classificados de acordo com o nível de degradação associado à maior nota.

Por fim, a classificação oriunda da etapa não supervisionada foi comparada à classificação inicial por inspeção visual e o estado mais crítico dentre as duas classificações foi considerado. Por exemplo, um isolador que tenha sido classificado como A na etapa não supervisionada e como B na classificação por inspeção visual teria B como rótulo final. Após a rotulagem, iniciou-se a etapa de seleção de atributos. Na Figura 11, o processo é exemplificado.

Figura 11. Sistema para rotulagem de isoladores proposto.



Fonte: o autor.

Na Figura 11, os *clusters* são associados a cada classe para os métodos de inspeção, com coeficientes de partição se tornando notas. Uma nota final é estabelecida pela soma das notas de cada método e o isolador recebe o rótulo A (isolador com baixo ou nenhum risco). Entretanto, o isolador foi alocado na classe B (isolador com risco moderado) pela inspeção visual, este último resultado prevalece.

#### 4.2.3.5 Seleção de atributos

Os atributos foram selecionados a partir de múltiplos métodos de seleção, a citar: *ReliefF*, mRMR e seleção univariada utilizando testes de Qui-Quadrado. Os atributos com maior frequência dentre os melhores atributos escolhidos por cada método foram

escolhidos como sendo os mais significativos na classificação do estado operacional de isoladores poliméricos.

Apenas métodos do tipo filtro foram utilizados, dada a sua simplicidade e independência de modelos de classificação. A importância dos atributos foi elencada a partir de um sistema de pontuação de importância, para visualização gráfica e posterior análise.

Durante a aplicação do método *ReliefF*, fez-se necessário analisar o número de vizinhos mais adequado para o método de vizinhos mais próximos. Para determinar qual o número de vizinhos, aplicou-se o algoritmo com número crescente de vizinhos e os pesos de todos os atributos foram somados. O número de vizinhos cuja execução gerou o maior peso total foi o escolhido.

### 4.3 SÍNTESE DO CAPÍTULO

Neste capítulo, foram apresentados o material utilizado e a metodologia empregada para determinação dos atributos mais significativos para a classificação de isoladores poliméricos. Foram descritos os procedimentos dos ensaios com isoladores poliméricos e as inspeções por termografia infravermelha, detecção de radiação ultravioleta e detecção de ruído ultrassônico. O processamento de dados também foi apresentado, bem como a metodologia proposta para rotulagem de isoladores com base em agrupamento difuso (aprendizado não supervisionado) e inspeção visual. Por fim, o método adotado para a seleção dos melhores atributos foi exposto. No próximo capítulo, serão apresentados e discutidos em pormenores os resultados obtidos a partir da análise conduzida com a metodologia descrita.

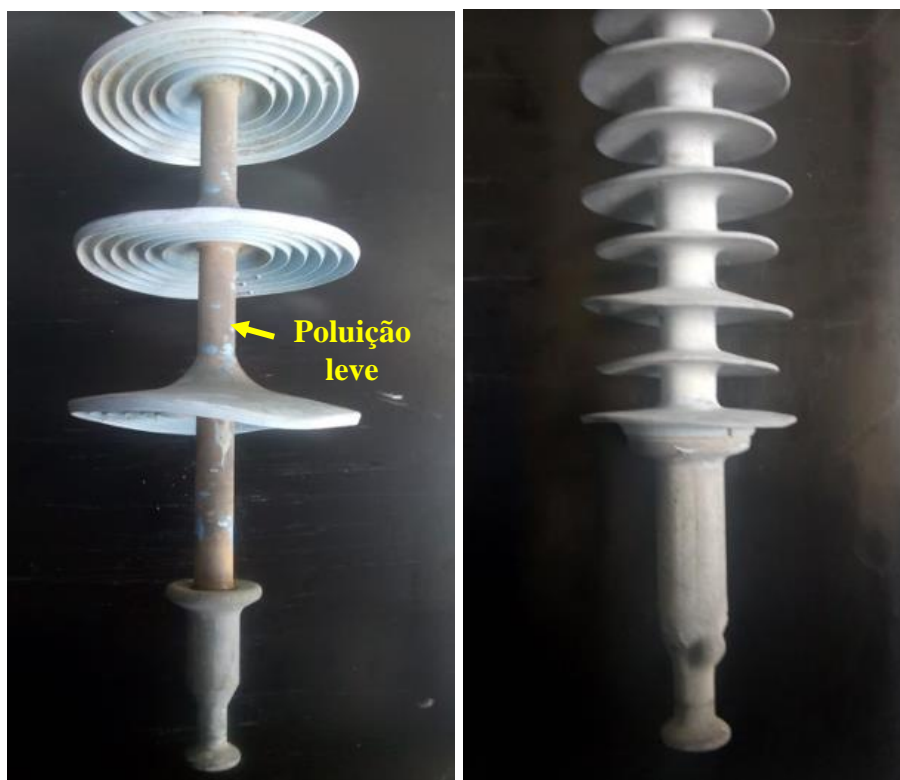
## 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, a classificação inicial a partir de inspeção visual e os resultados oriundos dos diferentes métodos de inspeção empregados são apresentados e discutidos. Os atributos extraídos, a rotulagem a partir da metodologia proposta e a seleção dos atributos mais relevantes também são apresentados.

### 5.1 INSPEÇÃO VISUAL

A partir da inspeção visual realizada, com o método baseado no sistema proposto por Domingues (2012), os isoladores poliméricos foram classificados nas classes A, B e C, descritas na Tabela 4. Exemplos de isoladores classificados em cada classe podem ser observados nas Figuras 12 a 14, com destaque para alguns dos defeitos mais evidentes observados.

Figura 12. Fotografias de isoladores classificados via inspeção visual como pertencentes à Classe A.

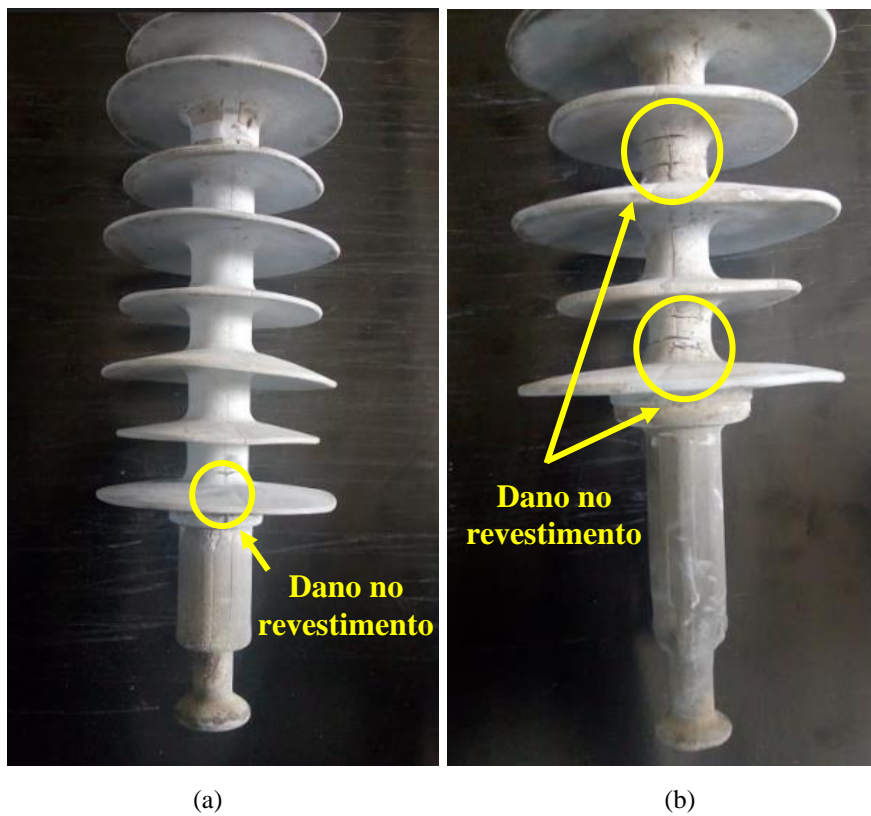


(a) IR

(b) IS

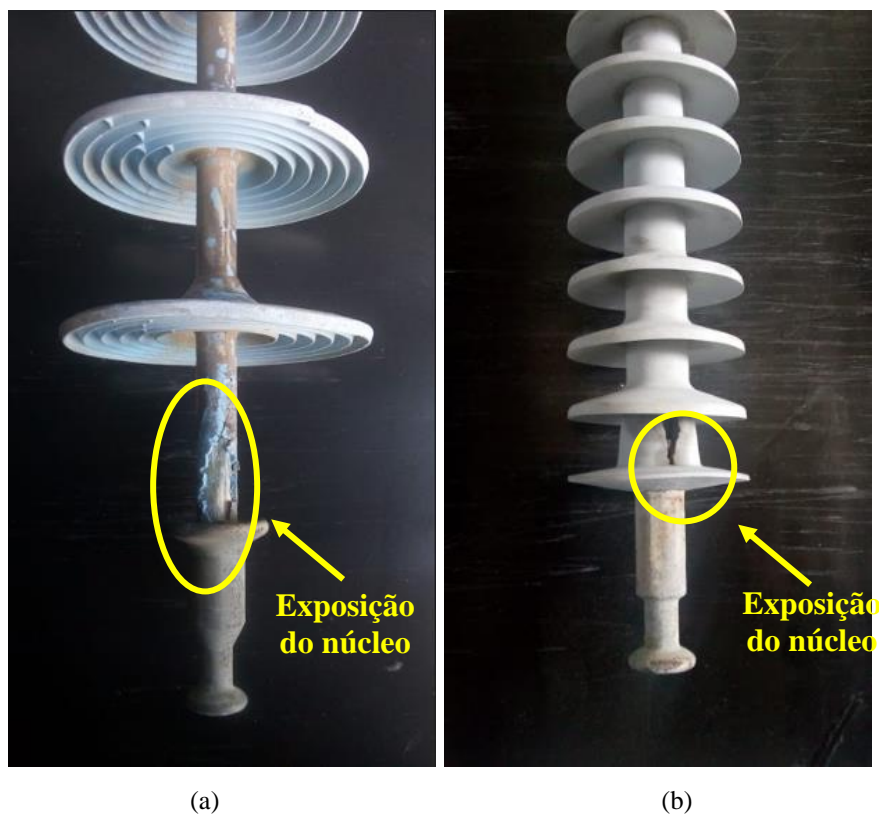
Fonte: o autor.

Figura 13. Fotografias de isoladores classificados via inspeção visual como pertencentes à Classe B.



Fonte: o autor.

Figura 14. Fotografias de isoladores classificados via inspeção visual como pertencentes à Classe C.



Fonte: o autor.



Nas Figuras 12 (a) e 12 (b) têm-se dois isoladores da Classe A, dos modelos IR e IS, respectivamente. Nota-se no isolador apresentado na Figura 12 (a) a presença de uma leve camada de poluição; no isolador apresentado na Figura 12 (b), não existem danos evidentes. Nas Figuras 13 (a) e 13 (b), observam-se dois isoladores dos modelos IX e IT, respectivamente, com danos crescentes no revestimento polimérico, porém sem exposição do núcleo de fibra de vidro, o que motivou a sua associação à classe B. Por fim, nas Figuras 14 (a) e 14 (b), os isoladores das classes IR e IU se apresentam como exemplos da classe C, que representa a condição operacional mais crítica dos isoladores, em que a exposição do núcleo de fibra de vidro é perceptível e os isoladores devem, assim, ser retirados de operação urgentemente. Os resultados da classificação a partir da inspeção visual podem ser resumidos na Tabela 5.

Tabela 5. Sintetização da distribuição de isoladores nas classes estabelecidas.

Classes	Número de Isoladores
A	14
B	21
C	25
Total	60

Fonte: o autor.

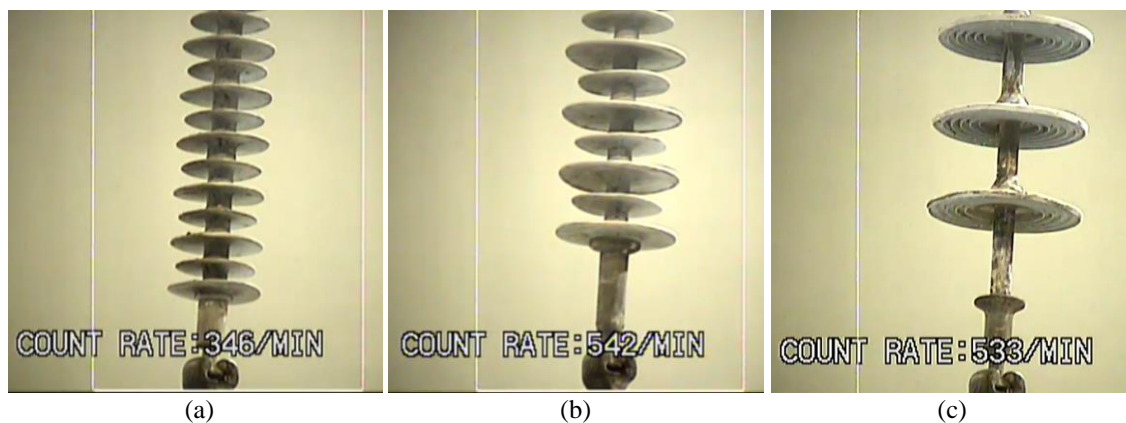
Após apresentação dos resultados oriundos da inspeção visual realizada, os resultados oriundos dos ensaios laboratoriais são apresentados e discutidos a seguir.

## 5.2 ENSAIOS EM LABORATÓRIO

### 5.2.1 INSPEÇÕES POR DETECÇÃO DE RADIAÇÃO UV

A partir das inspeções por detecção de radiação UV, mais de 2 horas de vídeo foram gravadas e armazenadas para posterior processamento e extração de atributos. Exemplos de *frames* extraídos dos vídeos podem ser observados na Figura 15 para isoladores de todas as classes abordadas. Os *frames* obtidos foram utilizados para extração dos atributos de área, perímetro e persistência das descargas.

Figura 15. Exemplos de *frames* oriundos dos vídeos de detecção UV obtidas para isoladores das classes A (a), B (b), C (c).

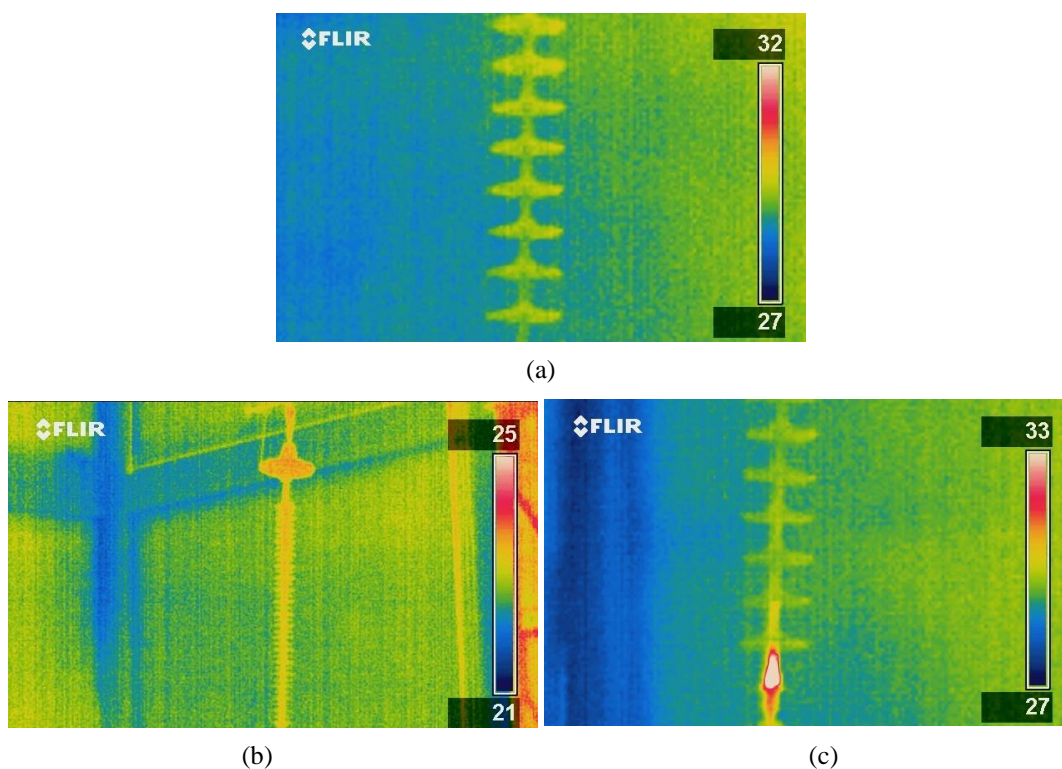


Fonte: o autor.

### 5.2.2 INSPEÇÕES POR TERMOGRAFIA INFRAVERMELHA

A partir das inspeções por termografia infravermelha, um banco de dados contendo mais 180 imagens térmicas foi gerado. Exemplos de imagens obtidas para cada classe podem ser observados na Figura 16. As imagens termográficas foram utilizadas para extração dos atributos de temperatura, conforme apresentado na metodologia.

Figura 16. Exemplos de imagens termográficas obtidas para isoladores das classes A (a), B (b), C (c).

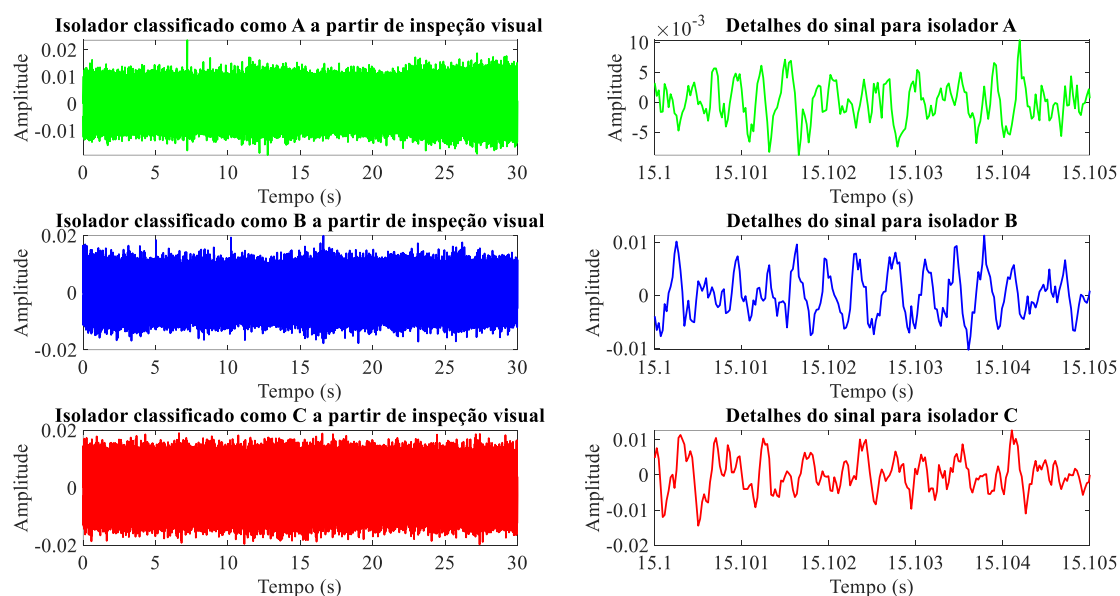


Fonte: o autor.

### 5.2.3 INSPEÇÕES POR DETECÇÃO DE RUÍDO ULTRASSÔNICO

A partir das inspeções por detecção de ruído ultrassônico, um banco de dados contendo cerca de 90 minutos de áudio foi gerado para posterior processamento. Exemplos de registros gráficos dos sinais de áudio extraídos para isoladores classificados como A, B e C a partir de inspeção visual, bem como detalhes desses sinais, podem ser observados na Figura 17. Os registros foram utilizados para extração de atributos de ruído ultrassônico, conforme apresentado na metodologia.

Figura 17. Registros de áudio para isoladores classificados visualmente como A (a), B (b) e C (c).



Fonte: o autor.

## 5.3 PROCESSAMENTO DE DADOS E EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS

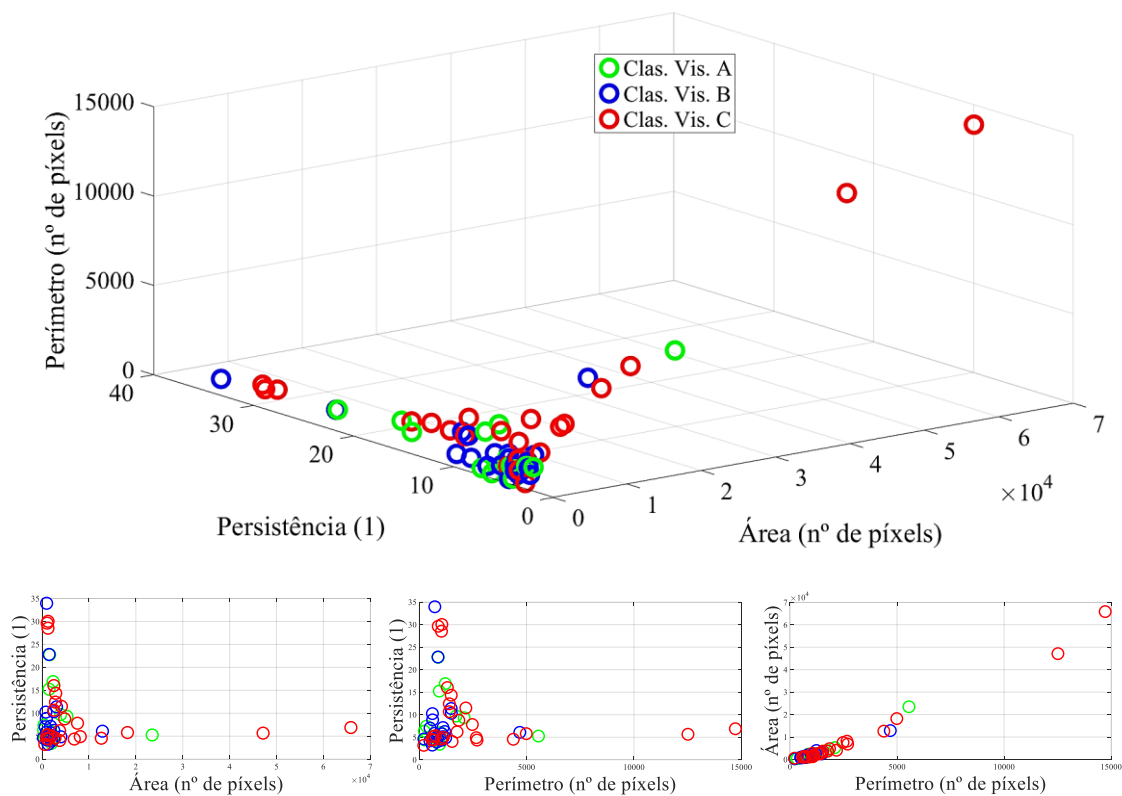
Após os ensaios laboratoriais, uma série de atributos foi extraída dos dados disponíveis, oriundos dos métodos de inspeção utilizados.

### 5.3.1 INSPEÇÕES POR DETECÇÃO DE RADIAÇÃO UV

A partir dos vídeos obtidos com a câmera UV e a metodologia proposta por Brito (2017), a área, o perímetro, a persistência e o fator de forma das descargas foram extraídos. As relações entre os atributos também foram investigadas, conforme esboçado

na Figura 18, para todos os atributos exceto o fator de forma, de modo a facilitar a visualização.

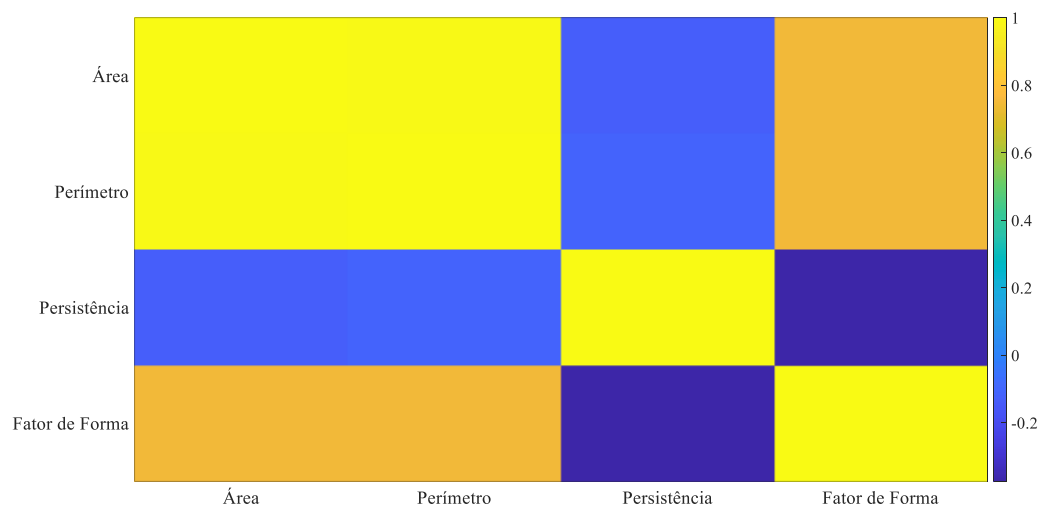
Figura18. Relação entre atributos de inspeções por detecção de radiação ultravioleta.



Fonte: o autor.

A partir de análise da Figura 25, constata-se uma relação aproximadamente linear (positiva) entre a área e o perímetro, o que é esperado em certa medida, considerando que a relação geométrica entre os dois atributos é diretamente proporcional para polígonos regulares. A matriz de correlação para os quatro atributos evidencia de forma clara a relação entre a área e o perímetro, conforme pode ser constatado na Figura 19.

Figura 19. Matriz de correlação para atributos de radiação ultravioleta.



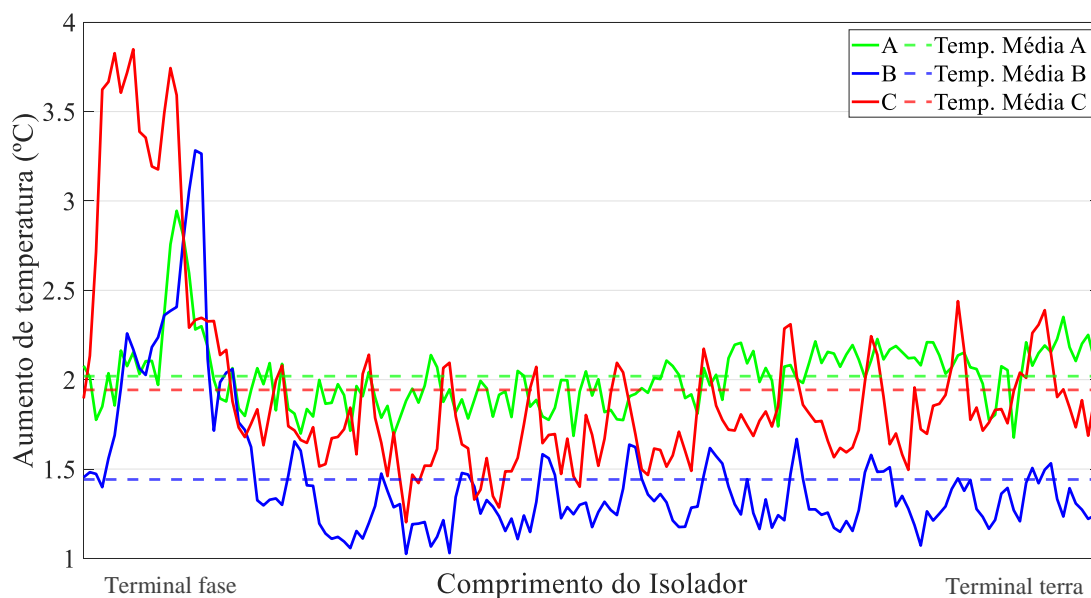
Fonte: o autor.

O coeficiente de correlação entre área e perímetro é muito próximo de 1. De fato, sendo mais preciso, ele é de 0,9895, enquanto os coeficientes de correlação entre persistência e área e persistência e perímetro são de -0,1274 e -0,1064. Para o fator de forma, os coeficientes de correlação com área, perímetro e persistência são de 0,7469, 0,7439 e -0,3729, respectivamente. Este resultado pode ser explicado em razão da relação matemática entre os parâmetros.

### 5.3.2 INSPEÇÕES POR TERMOGRAFIA INFRAVERMELHA

Exemplos de vetores de aumento da temperatura nos isoladores podem ser observados na Figura 20 para as três classes definidas a partir de inspeção visual.

Figura 20. Aumento de temperatura para três isoladores classificados visualmente em três classes distintas.

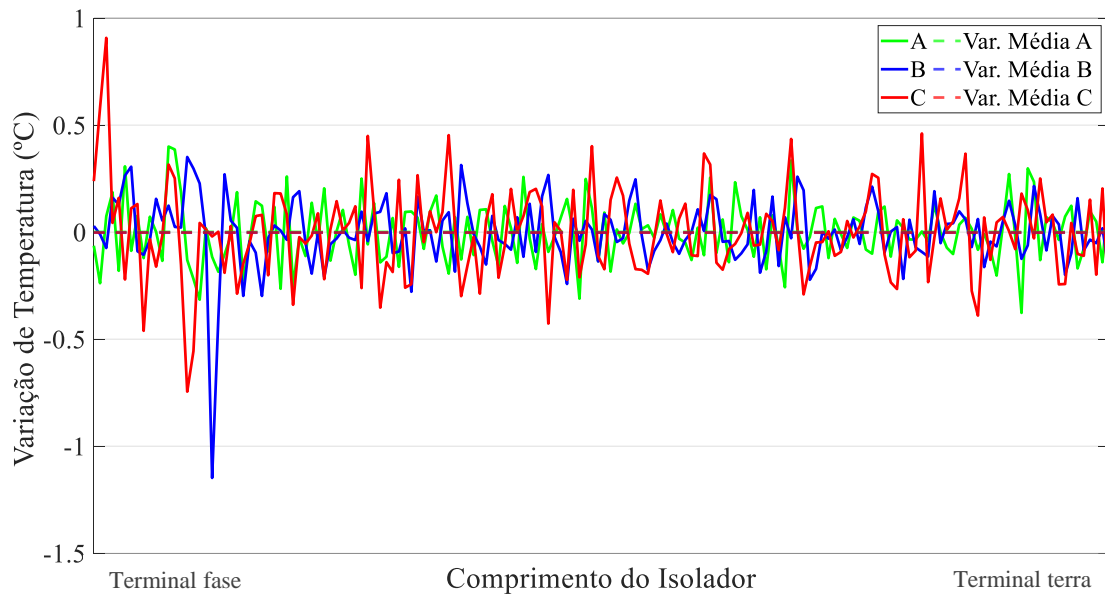


Fonte: o autor.

Padrões com certa regularidade de variação de temperatura podem ser observados nos três isoladores representados na Figura 19, possivelmente causadas pela presença das saias de material polimérico. Ademais, um pico de calor nas proximidades do terminal fase pode ser observado para os três isoladores. É importante observar que, embora os picos de aumento de temperatura nos isoladores classificados visualmente como B e C sejam elevados em comparação com o isolador classificado como A, o aumento médio de temperatura nesse último é maior, de modo que análises mais profundas são necessárias. Nas Figuras 21 e 22, as variações de temperatura e as variações entre variações de temperatura (segunda derivada) podem ser observadas.

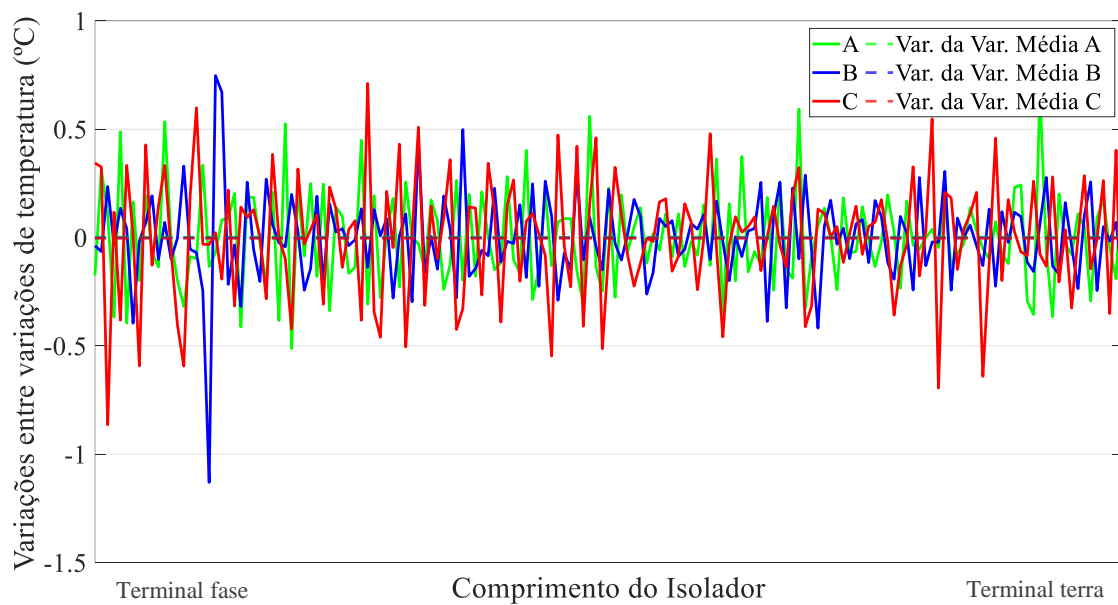
Diferentemente do que ocorre na Figura 20, a princípio não é possível notar um padrão regular nas Figuras 21 e 22, porém observa-se que a média de variações de temperatura se mantém aproximadamente em 0. A Figura 23 apresenta a matriz de correlação calculada para os atributos de temperatura.

Figura 21. Variação de temperatura para três isoladores classificados visualmente em três classes distintas.



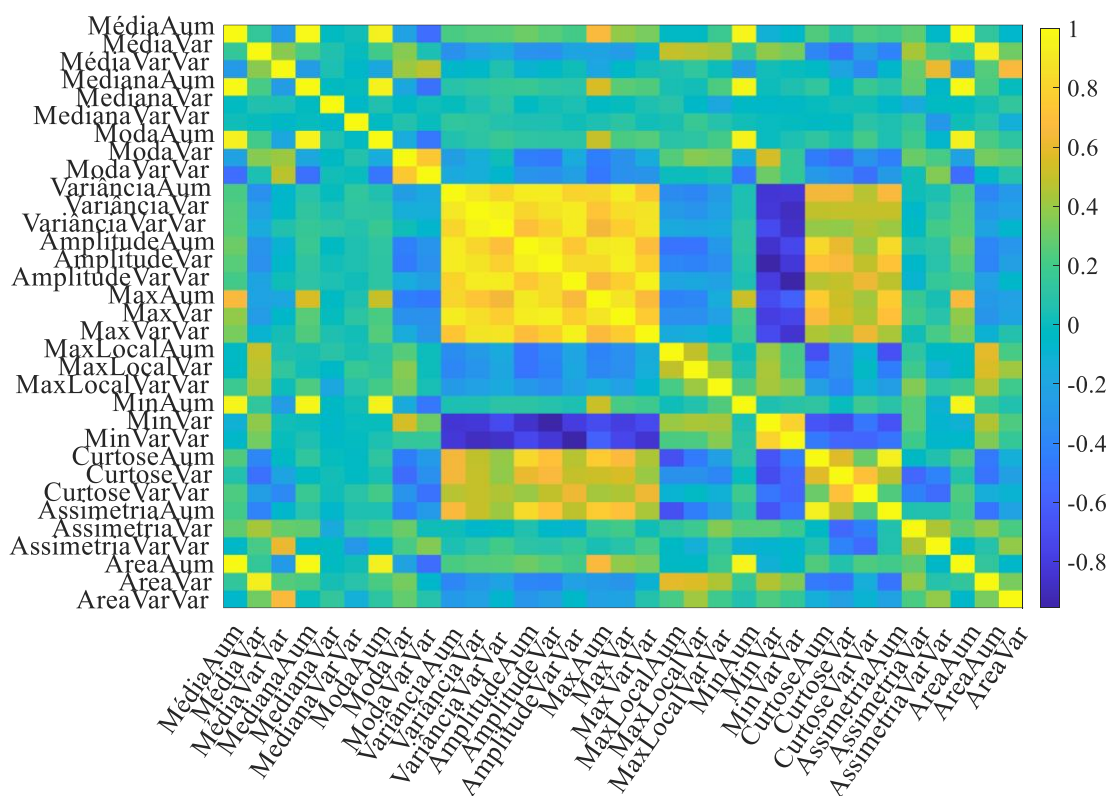
Fonte: o autor.

Figura 22. Variação entre variações de temperatura para três isoladores classificados visualmente em três classes distintas.



Fonte: o autor.

Figura 23. Matriz de correlação para atributos de temperatura.



Fonte: o autor.

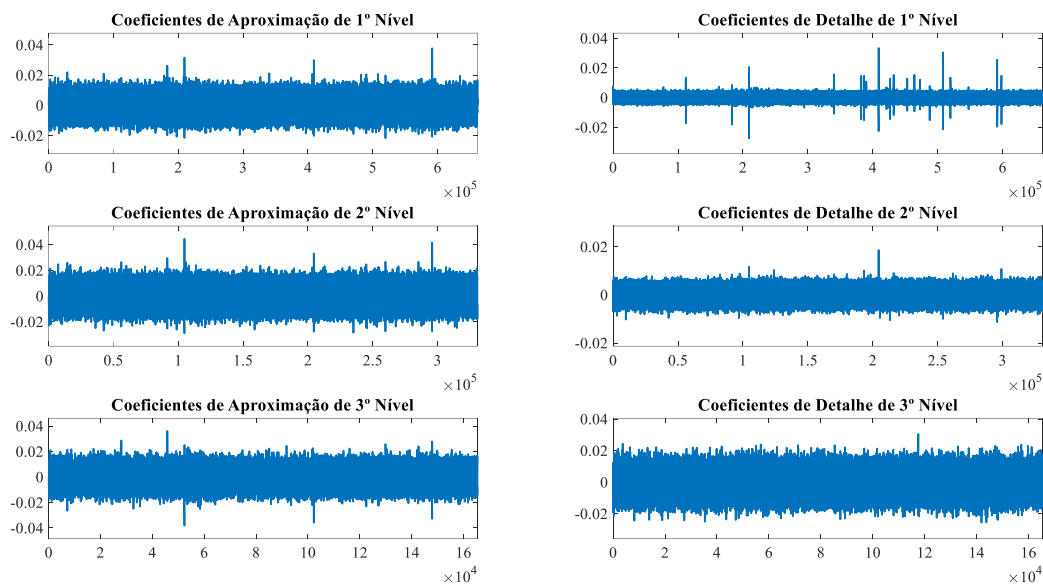
Observando a Figura 23, nota-se um elevado grau de correlação entre as variâncias calculadas para os vetores relativos ao aumento de temperatura, às variações de temperatura e às variações entre variações. Os valores máximos também apresentam elevado grau de correlação.

### 5.3.3 INSPEÇÕES POR DETECÇÃO DE RÚIDO ULTRASSÔNICO

Um exemplo de transformada de *Wavelet* obtida a partir dos dados de RU pode ser observado na Figura 24, para o isolador IX – 01.



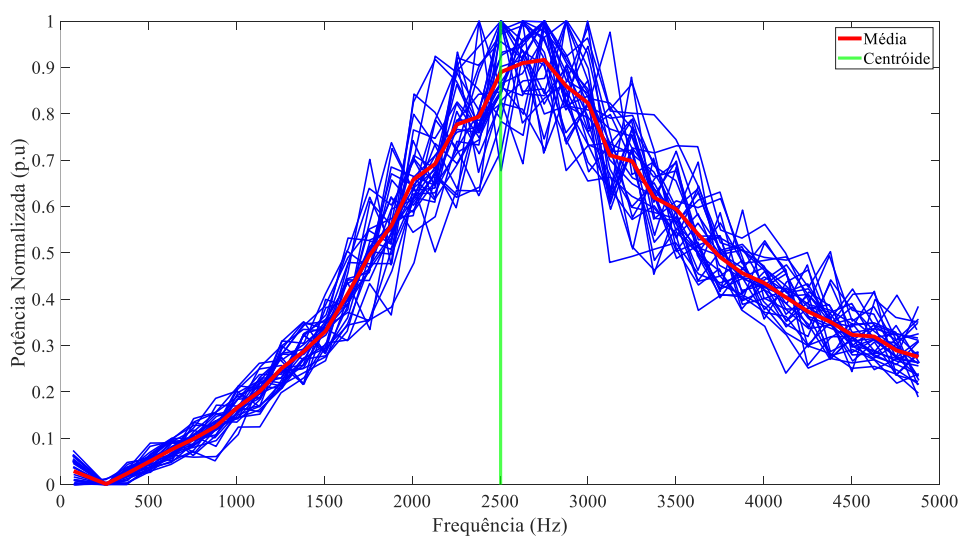
Figura 24. Coeficientes de Aproximação e de Detalhe para três níveis de decomposição a partir da transformada Wavelet.



Fonte: o autor.

A partir da análise da Figura 18 é possível observar que o nível de decomposição impacta diretamente no número de amostras do sinal. Os coeficientes apresentados foram utilizados para extração dos atributos de média, área, curtose, assimetria e variância nos três níveis apresentados. Além da transformada *Wavelet*, os VECSE também foram extraídos para cada amostra e a localização do centroide foi utilizada como atributo. Os VECSEs obtidos e o centroide para o isolador IX – 01 são apresentados na Figura 25.

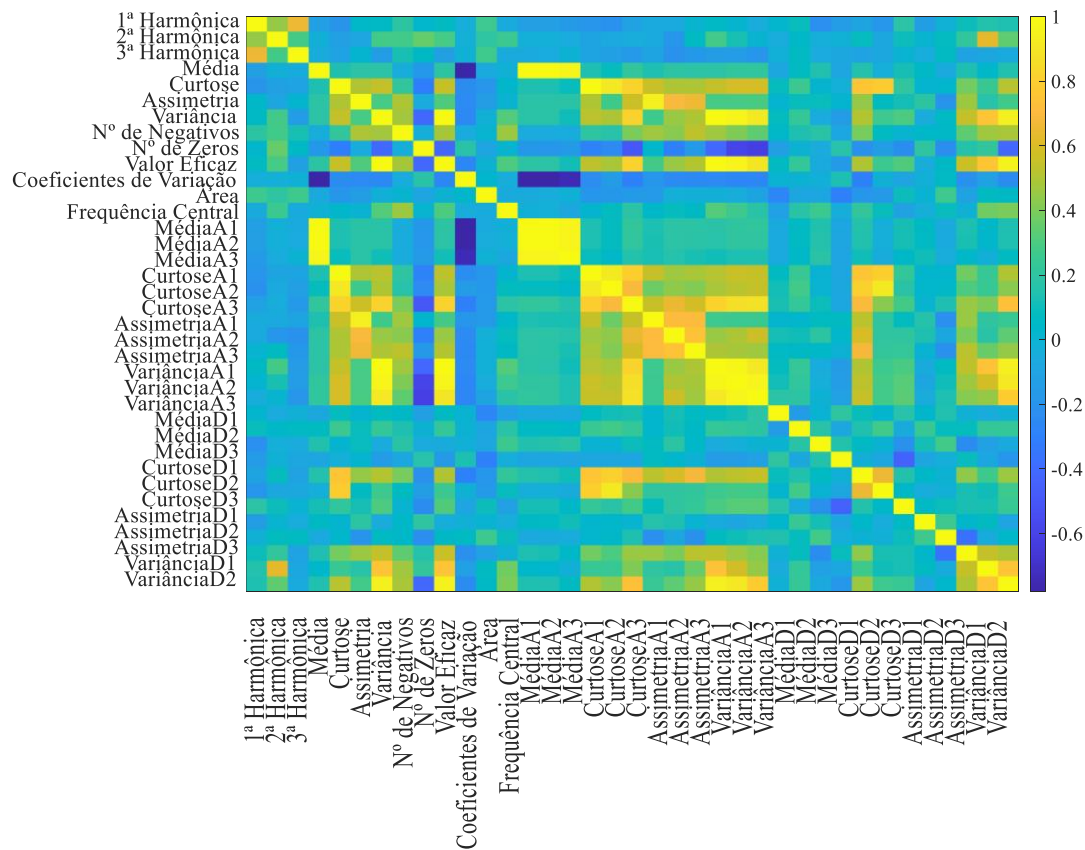
Figura 25. VECSEs obtidos para o isolador IX – 01, com média destacada em vermelho.



Fonte: o autor.

A matriz de correlação calculada para os atributos oriundos das inspeções por detecção de ruído ultrassônico pode ser observada na Figura 26.

Figura 26. Matriz de correlação para atributos de ruído ultrassônico.



Fonte: o autor.

## 5.4 ROTULAGEM BASEADA EM AGRUPAMENTO DIFUSO

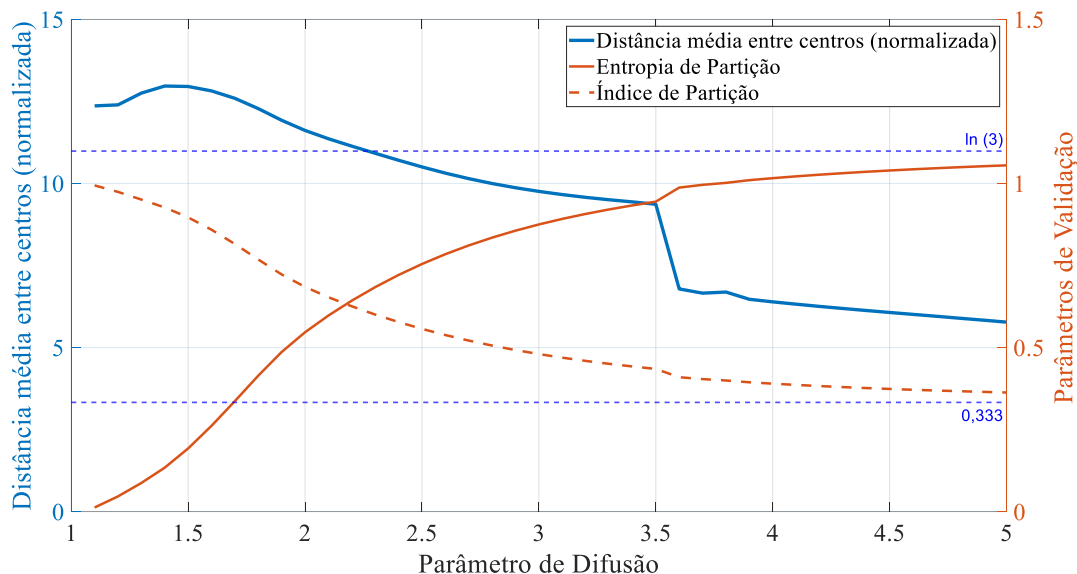
O agrupamento difuso foi implementado separadamente para as três fontes de informação (atributos oriundos das três técnicas de inspeção aplicadas nos ensaios), de modo a fundamentar a rotulagem final e reduzir a subjetividade no processo. Os resultados do processamento de dados são descritos a seguir.

### 5.4.1 INSPEÇÕES POR DETECÇÃO DE RADIAÇÃO UV

Após a série de casos analisados, constatou-se que o valor de  $m$  que gerou a maior distância média normalizada entre os centroides de *clusters* para dados das inspeções de

detecção por radiação UV foi de 1,4. O agrupamento utilizado teve índice de partição de 0,9268 e entropia de partição de 0,1343. A distância média entre centros (normalizada) foi de 12,6. A Figura 27 apresenta as mudanças nos parâmetros observados de acordo com a variação de  $m$ .

Figura 27. Parâmetros de agrupamento em difuso em função do parâmetro de difusão  $m$  para agrupamento difuso com atributos de radiação ultravioleta.



Fonte: o autor.

Os valores máximo e mínimo para a entropia e índice de partição, respectivamente, também são destacados no gráfico da Figura 27. Os centroides obtidos podem ser observados na Tabela 6:

Tabela 6. Centroides dos clusters 1, 2 e 3 para atributos oriundos das inspeções por detecção de radiação ultravioleta.

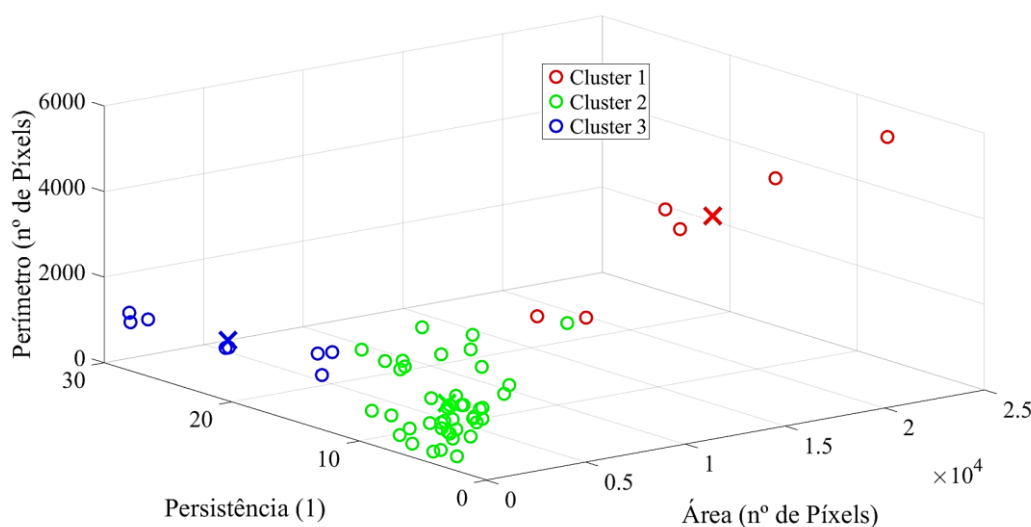
<b>Atributo</b>	<b>Cluster 1</b>	<b>Cluster 2</b>	<b>Cluster 3</b>
Área (nº de pixels)	$1,4883 \times 10^4$	$2,1522 \times 10^3$	$1,6608 \times 10^3$
Perímetro (nº de pixels)	$4,4155 \times 10^3$	$1,0329 \times 10^3$	$1,0374 \times 10^3$
Persistência (1)	5,5192	6,4402	22,8974
Fator de Forma (1)	3,2952	1,9633	1,5678

Fonte: o autor.

Observando a Tabela 6, nota-se que o *Cluster 1* apresenta maior área, perímetro e, conseqüentemente, maior fator de forma. O *Cluster 3*, por sua vez, é o segundo em área e perímetro, destacando-se especialmente pela persistência deveras elevada. O elevado

valor da persistência pode ser associado a uma frequência mais constante de descargas, que pode estar relacionada ao início do processo de degradação do isolador. Desse modo, os *Clusters* 1, 2 e 3 foram associados às classes C, A e B, respectivamente. Um gráfico dos *clusters* associados pode ser observado na Figura 28. Para fins de apresentação, considerou-se que um isolador pertencia ao *cluster* com maior coeficiente de partição.

Figura 28. Ilustração dos clusters observados para dados oriundos das inspeções por detecção de radiação UV.



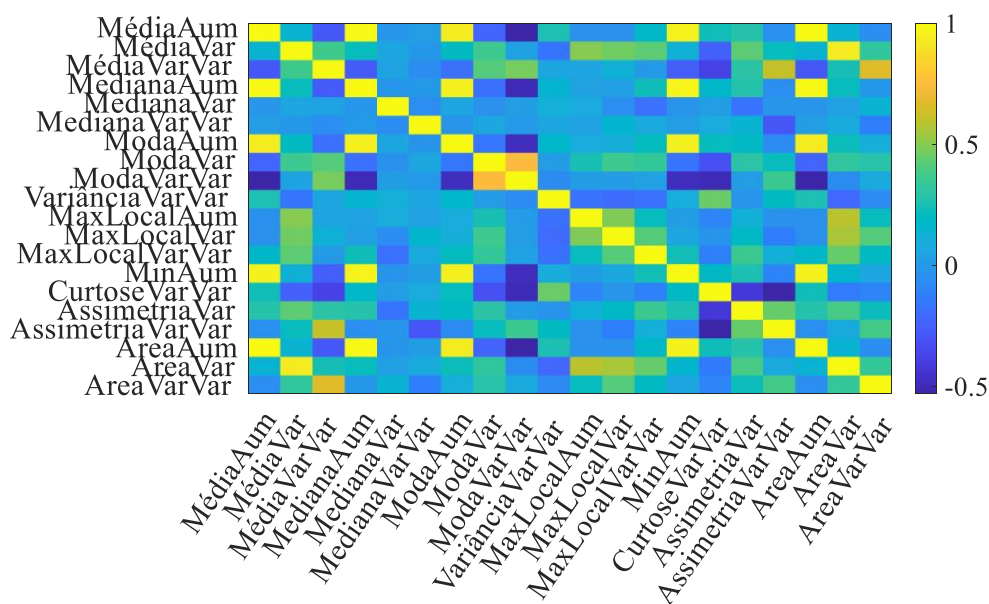
Fonte: o autor.

Na Figura 28, os pontos representados pelo símbolo  $\times$  representam os centroides dos clusters. Nota-se que a definição das fronteiras no agrupamento difusas pode apresentar algum grau de ambiguidade. O isolador alocado no Cluster 2 (verde), porém próximo ao Cluster 1, é o isolador IS-02, classificado visualmente como C.

#### 5.4.2 INSPEÇÕES POR TERMOGRAFIA INFRAVERMELHA

Antes da realização do processo de agrupamento difuso para os atributos oriundos das inspeções por termografia infravermelha, os 13 atributos com a maior correlação média foram retirados, de modo que restaram 20 atributos com menor correlação média. A nova matriz de correlação entre os atributos pode ser observada na Figura 29.

Figura 29. Nova matriz de correlação para atributos de temperatura.



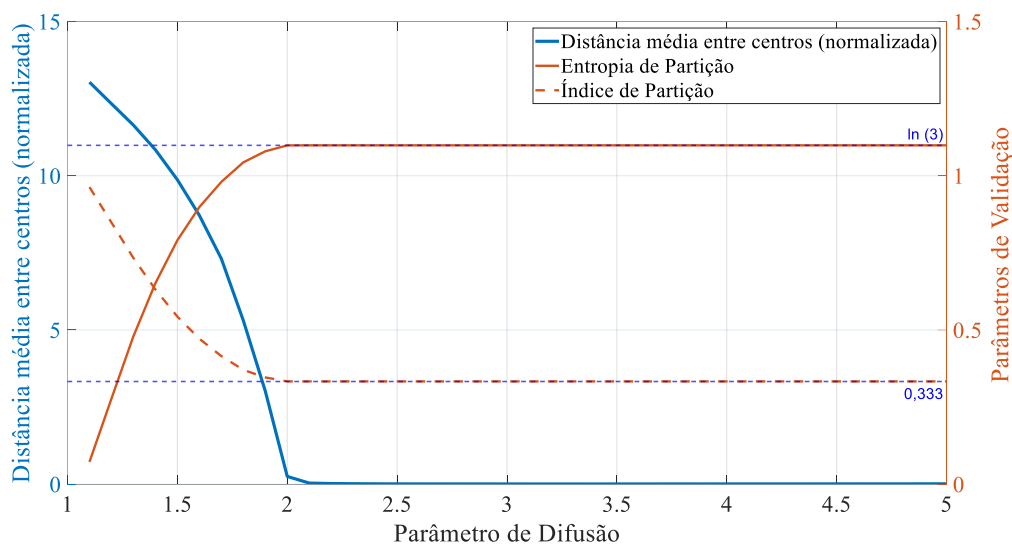
Fonte: o autor.

Alguns pontos com elevada correlação ainda podem ser observados, porém a redundância entre os atributos foi bastante reduzida. O processo de agrupamento difuso foi realizado com os atributos restantes.

O valor de  $m$  escolhido foi  $m = 1,1$ . A utilização desse valor proporcionou uma distância entre centroides média normalizada de 13,0. O agrupamento utilizado teve índice de partição de 0,9599 e entropia de partição de 0,0790. A variação dos parâmetros de agrupamento com a variação de  $m$  pode ser observada na Figura 30.

Ao analisar a Figura 30, é possível observar que a utilização de valores de  $m$  maiores que 2 torna impossível realizar uma análise da matriz de partição, pois os *clusters* se coincidem e todos os isoladores passam a apresentar o mesmo coeficiente de filiação, inviabilizando a sua associação a um dado *cluster*. Essa circunstância evidencia a proximidade entre as fronteiras dos *clusters* formados, de forma que pequenas variações no parâmetro de difusão geram instabilidade na associação de elementos a *clusters* específicos.

Figura 30. Variação de parâmetros de agrupamento em difuso em função do parâmetro de difusão  $m$  para agrupamento difuso com atributos de temperatura.



Fonte: o autor.

Na Tabela 7 estão apresentados os centroides dos *clusters* encontrados para os atributos de temperatura e valores de seus respectivos atributos.

Tabela 7. Centroides dos clusters 1, 2 e 3 para atributos oriundos das inspeções por termografia infravermelha.

<b>Atributos</b>	<b>Cluster 1</b>	<b>Cluster 2</b>	<b>Cluster 3</b>
<b>MédiaAum (°C)</b>	2,0963	1,1628	1,8302
<b>MédiaVar (°C)</b>	$1,6033 \times 10^{-4}$	$-8,0468 \times 10^{-4}$	-0,0033
<b>MédiaVarVar (°C)</b>	-0,0027	-0,0021	-0,0033
<b>MedianaAum (°C)</b>	2,0637	1,1294	1,6730
<b>MedianaVar (°C)</b>	-0,0011	0,0022	$3,1468 \times 10^{-4}$
<b>MedianaVarVar (°C)</b>	-0,0012	-0,0012	0,0040
<b>ModaAum (°C)</b>	1,6910	0,8420	1,3566
<b>ModaVar (°C)</b>	-0,4483	-0,4242	-0,8002
<b>ModaVarVar (°C)</b>	-0,7649	-0,5486	-0,9156
<b>VariânciaVarVar (°C)</b>	0,0448	0,0378	0,0756
<b>MaxLocalAum</b>	51,8476	44,0379	8,7726
<b>MaxLocalVar</b>	53,3594	37,3370	5,6462
<b>MaxLocalVarVar</b>	66,3588	40,3592	15,8529
<b>MinAum (°C)</b>	1,6731	0,7798	1,3233
<b>CurtoseVarVar</b>	4,4438	3,6597	6,7935
<b>AssimetriaVar</b>	0,1334	-0,1821	-0,5619
<b>AssimetriaVarVar</b>	-0,2061	-0,1562	-0,3518
<b>AreaAum (uc.°C)</b>	343,9013	190,7572	300,3376
<b>AreaVar (uc.°C)</b>	0,1340	-0,0207	-0,4011
<b>AreaVarVar (uc.°C)</b>	-0,0758	-0,0958	-0,1880

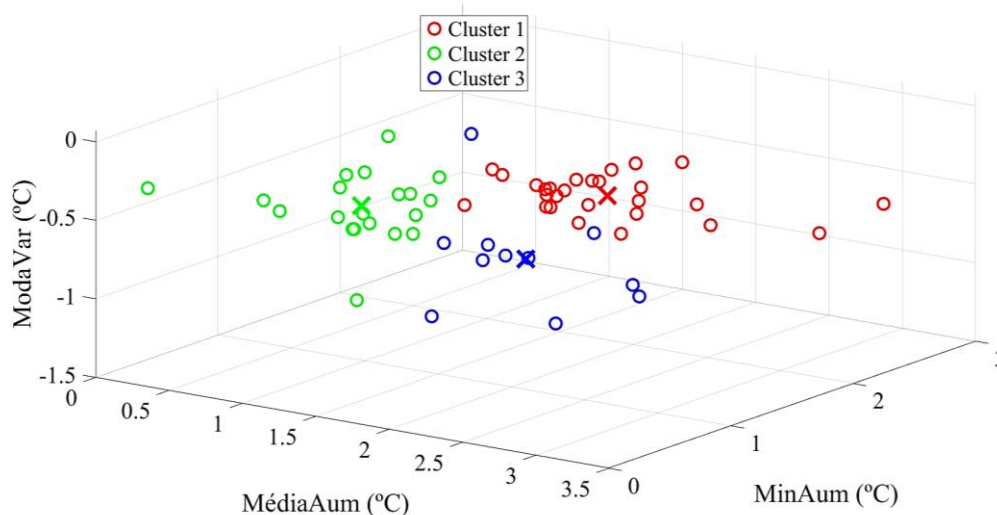
Uc = unidade de comprimento (o comprimento dos isoladores foi parametrizado para 1)

Fonte: o autor.

Como pode ser observado, o *Cluster 1* apresenta maior aumento de temperatura médio e área abaixo da curva. Além disso, a elevação de temperatura mínima é a maior dentre os três *clusters*, bem como a moda. O *Cluster 3* também apresenta valores elevados nesses atributos, com o *Cluster 2* apresentando os menores valores. Assim, o *Cluster 1* foi associado à classe C, o *Cluster 3* à classe B e o *Cluster 2* foi associado ao estado operacional de menor grau de danos, classe A.

Para visualização, os três clusters formados são apresentados na Figura 31, junto com os seus respectivos centroides. É possível notar que os *clusters* associados à temperatura apresentam fronteiras menos definidas do que os *clusters* associados à radiação ultravioleta, de forma que há maior ambiguidade no processo de agrupamento.

Figura 31. Ilustração dos clusters observados para dados oriundos das inspeções por termografia infravermelha.



Fonte: o autor.

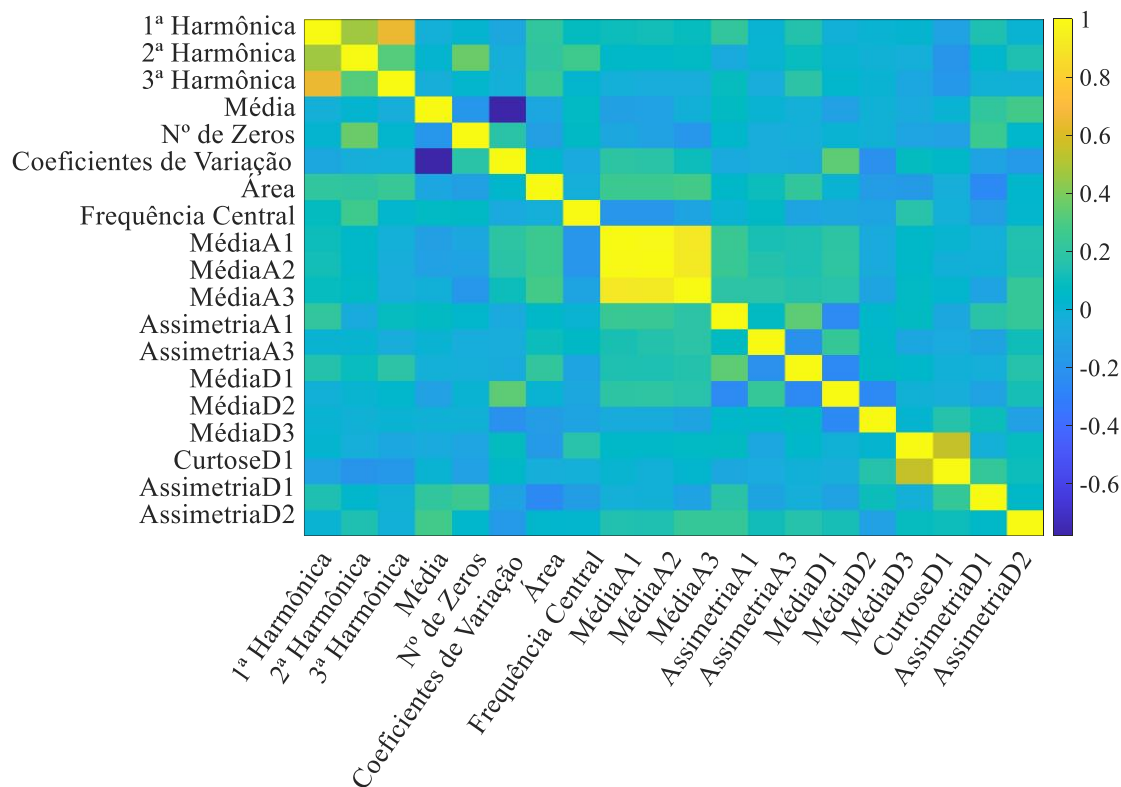
Na Figura 31, os pontos demarcados pelo símbolo  $\times$  indicam os centroides de cada cluster. A seguir, os resultados de agrupamento para dados de ruído ultrassônico são apresentados.

#### 5.4.3 INSPEÇÕES POR RUÍDO ULTRASSÔNICO

Antes da realização do processo de agrupamento difuso para os atributos oriundos das inspeções por detecção de ruído ultrassônico, 27 atributos com a maior correlação

média foram retirados, de modo que restaram os 20 atributos com as menores correlação média. A nova matriz de correlação entre os atributos pode ser observada na Figura 32.

Figura 32. Nova matriz de correlação para atributos de ruído ultrassônico.



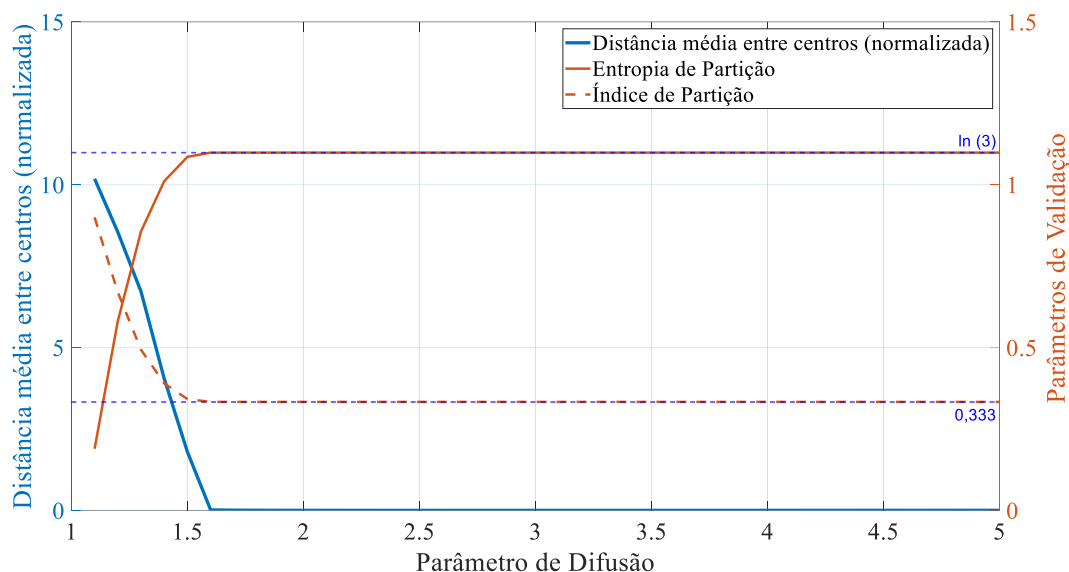
Fonte: o autor.

Após extração de 27 atributos altamente correlacionados, o processo de agrupamento difuso foi realizado. Para os atributos de ruído ultrassônico, o  $m$  escolhido também foi 1,1, que proporcionou uma distância média normalizada entre centros de 10,2. O agrupamento difuso utilizado teve índice de partição e entropia de partição de 0,9267 e 0,1414, respectivamente. Mais detalhes podem ser observados na Figura 33.

Analisando a Figura 33, constata-se que, para valores de  $m$  acima de 1,6, há coincidência dos centroides dos *clusters*, inviabilizando completamente qualquer possibilidade de associação de um elemento a um *cluster* específico. Os resultados denotam uma condensação ainda maior dos dados de ruído ultrassônico em comparação aos dados de temperatura. As fronteiras entre *clusters* se apresentam, assim, bastante nebulosas. Os centroides dos *clusters* para os dados de ruído ultrassônico são apresentados na Tabela 8.



Figura 33. Variação de parâmetros de agrupamento em difuso em função do parâmetro de difusão  $m$  para agrupamento difuso com atributos de ruído ultrassônico.



Fonte: o autor.

Tabela 8. Centroides dos *clusters* 1, 2 e 3 para atributos oriundos das inspeções por termografia infravermelha.

Atributos	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
1ª Harmônica	$1,3074 \times 10^{-4}$	$6,9954 \times 10^{-5}$	$6,3946 \times 10^{-5}$
2ª Harmônica	$9,0388 \times 10^{-6}$	$2,4664 \times 10^{-6}$	$2,8707 \times 10^{-6}$
3ª Harmônica	$3,9529 \times 10^{-5}$	$1,6317 \times 10^{-5}$	$1,7502 \times 10^{-5}$
Média	$-8,5693 \times 10^{-7}$	$-1,0781 \times 10^{-6}$	$-9,8779 \times 10^{-7}$
Nº de Zeros	$3,1490 \times 10^5$	$3,0379 \times 10^5$	$3,1046 \times 10^5$
Coefficientes de Variação	$-5,4482 \times 10^3$	$-3,9225 \times 10^3$	$-4,4040 \times 10^3$
Área abaixo da curva	0,0289	0,0086	-0,0589
Frequência Central	$2,5033 \times 10^3$	$2,5032 \times 10^3$	$2,5032 \times 10^3$
MédiaA1	$-1,0711 \times 10^{-4}$	$5,7033 \times 10^{-5}$	$-4,8304 \times 10^{-4}$
MédiaA2	$-1,5033 \times 10^{-4}$	$9,7986 \times 10^{-5}$	$-6,7199 \times 10^{-4}$
MédiaA3	$-2,0960 \times 10^{-4}$	$1,0646 \times 10^{-4}$	$-9,1326 \times 10^{-4}$
AssimetriaA1	0,0463	$-6,4789 \times 10^{-5}$	-0,0193
AssimetriaA3	-0,0030	0,0152	-0,0160
MédiaD1	$2,2797 \times 10^{-6}$	$4,0386 \times 10^{-7}$	$-8,7584 \times 10^{-7}$
MédiaD2	$-1,5119 \times 10^{-6}$	$1,9528 \times 10^{-5}$	$-2,4568 \times 10^{-6}$
MédiaD3	$-1,1947 \times 10^{-5}$	$-5,1494 \times 10^{-6}$	$-4,0243 \times 10^{-6}$
CurtoseD1	3,3041	3,3287	3,1676
AssimetriaD1	-0,0281	0,0158	0,0065
AssimetriaD2	0,0157	-0,0095	0,0163
AssimetriaD3	0,0580	0,0134	-0,0104

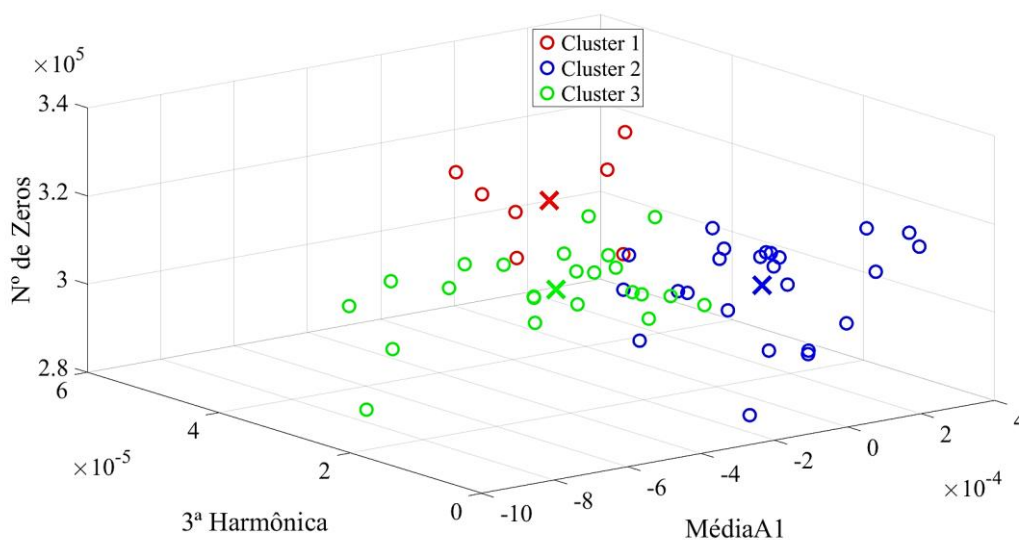
Fonte: o autor.

O *Cluster* 1 é o que apresenta maior média e maior valor da terceira harmônica (180 Hz), o que pode ser associado a descargas elétricas ocorrendo nos picos positivo e

negativo da onda. Também é possível notar que, dentre os valores de assimetria para o primeiro nível da transformada Wavelet dos coeficientes de aproximação, o valor do *Cluster 1* é o único positivo, o que indica uma cauda maior no lado direito da distribuição de probabilidade que, por sua vez, indica a presença uma frequência elevada de emissões acústicas de grande amplitude. A sua área calculada também foi a mais elevada, de forma que ele pode ser facilmente associado a um estado de degradação mais intenso (classe C).

Em grande parte dos atributos, não há uma divisão muito precisa entre os *Clusters* 2 e 3. É possível que os dados de RU utilizados forneçam informações limitadas para discernimento de estados de degradação iniciais, algo constatado também por Rocha (2014). Entretanto, ao se observar pontos como a área e a assimetria negativa para o primeiro nível da transformada *Wavelet* dos coeficientes de aproximação, pode-se atribuir o *Cluster 3* ao menor nível de degradação (classe A), de modo que o *Cluster 2* é associado por eliminação a um nível intermediário (classe B). Para fins de visualização, os três *clusters* são apresentados na Figura 34.

Figura 34. Ilustração dos clusters observados para dados oriundos das inspeções por detecção de ruído ultrassônico.



Fonte: o autor.

Um elevado grau de indefinição entre os *Cluster 2* e *3* pode ser observado. Esse grau de indefinição representa uma dificuldade para a classificação de isoladores com baixos níveis de degradação. Os pontos demarcados pelo símbolo  $\times$  indicam os centroides de cada cluster.

#### 5.4.4 ROTULAGEM FINAL

Após o processo de extração dos *outliers*, agrupamento difuso e a comparação com a inspeção visual, os isoladores foram distribuídos nas classes propostas, de acordo com o apresentado na Tabela 9.

Tabela 9. Apresentação de classes alocadas a partir de inspeção visual, agrupamento difuso e a rotulagem final.

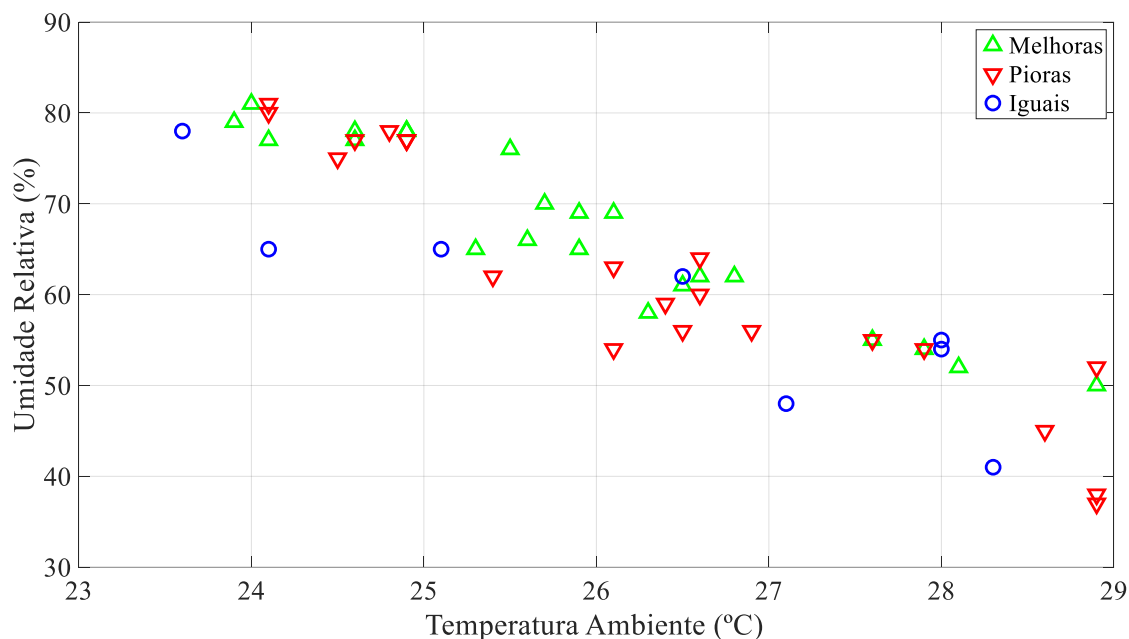
<b>Classes</b>	<b>Inspeção Visual</b>	<b>Agrupamento difuso</b>	<b>Rotulagem final</b>
<b>A</b>	13	15	3
<b>B</b>	17	13	8
<b>C</b>	21	23	40

Fonte: o autor.

A partir da análise da Tabela 9, é possível observar os impactos de uma abordagem conservadora na classificação de isoladores poliméricos, dado que uma grande parte dos isoladores recebeu como rótulo final a classificação crítica (C) ao se considerar para a rotulagem final o critério de escolher a classificação mais crítica.

A comparação entre a classificação por inspeção visual e a classificação oriunda do processo de agrupamento difuso utilizado pode ser observada na Figura 35 em função das características ambientais. Na Figura 35, cada marcador representa um isolador ensaiado, em coordenadas que correspondem às condições ambientais do ensaio, e o rótulo “Melhoras” se refere aos isoladores que foram reclassificados a partir da metodologia baseada em aprendizado não supervisionado com estado operacional superior (menos crítico) em comparação com a classificação baseada em inspeção visual. O rótulo “Pioras” se refere aos isoladores que foram reclassificados com estado inferior (mais crítico) e “Iguais”, por sua vez, às reclassificações que mantiveram os isoladores na classe definida previamente. O valor mais baixo registrado para temperatura ambiente foi de 23,6°C e o mais alto de 28,9°C. O valor mais baixo registrado para a umidade relativa foi de 37% e o mais alto de 81%.

Figura 35. Comparação entre classificação por inspeção visual e classificação a partir do processo de agrupamento difuso em relação às características ambientais.



Não é possível observar, a princípio, uma relação clara entre as variações encontradas entre a classificação baseada em agrupamento difuso e a classificação a partir de inspeção visual, o que sugere independência da metodologia aplicada com relação às características ambientais. Entretanto, dado que as variações de temperatura não foram significativas durante os experimentos, investigações mais profundas ainda podem ser realizadas.

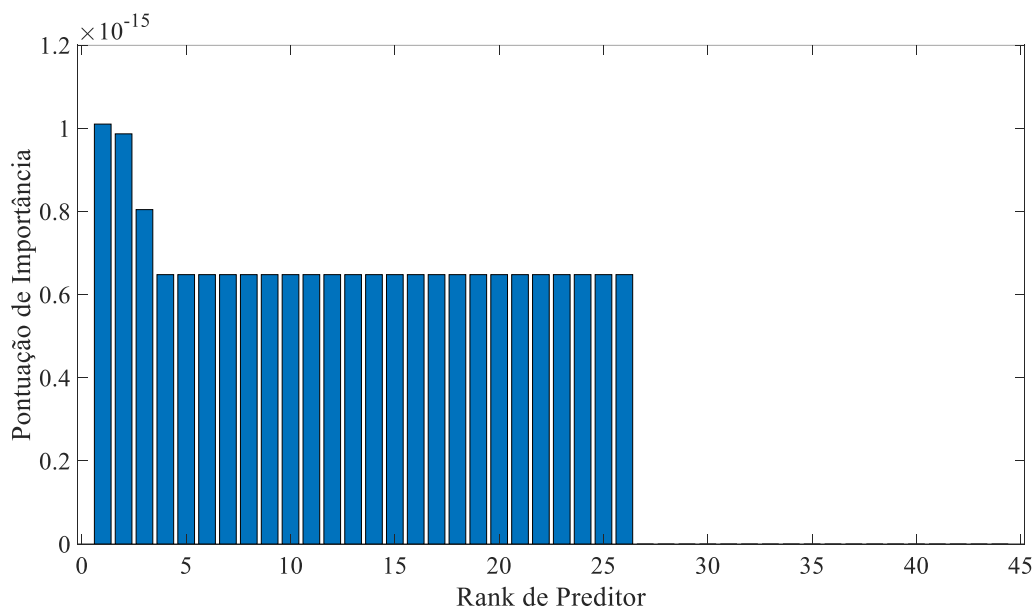
## 5.5 SELEÇÃO DE ATRIBUTOS

Gráficos nos quais a pontuação de importância dos atributos é apresentada foram gerados para cada um dos três métodos de seleção de atributos. O gráfico relativo ao método mRMR pode ser observado na Figuras 36. Nela, e nas figuras seguintes, cada barra representa um atributo, ordenados de forma decrescente a partir de sua respectiva pontuação de importância. Os nomes dos atributos foram omitidos para se obter uma melhor representação gráfica.

A partir da análise da Figura 36, constata-se que a pontuação de importância calculada a partir do método mRMR, foi muito baixa. Explicações possíveis englobam

uma maior redundância entre atributos em comparação com a sua relevância, de modo que os atributos estão mais correlacionados entre si do que com a classe de interesse. Destacaram-se os seguintes atributos: 1ª harmônica do sinal de ruído ultrassônico, o local de máximo da 2ª derivada dos vetores de temperatura (MaxLocalVarVar) e o local de máximo aumento de temperatura (MaxLocalAum).

Figura 36. Pontuação de importância de atributos para método de seleção de atributos mRMR.

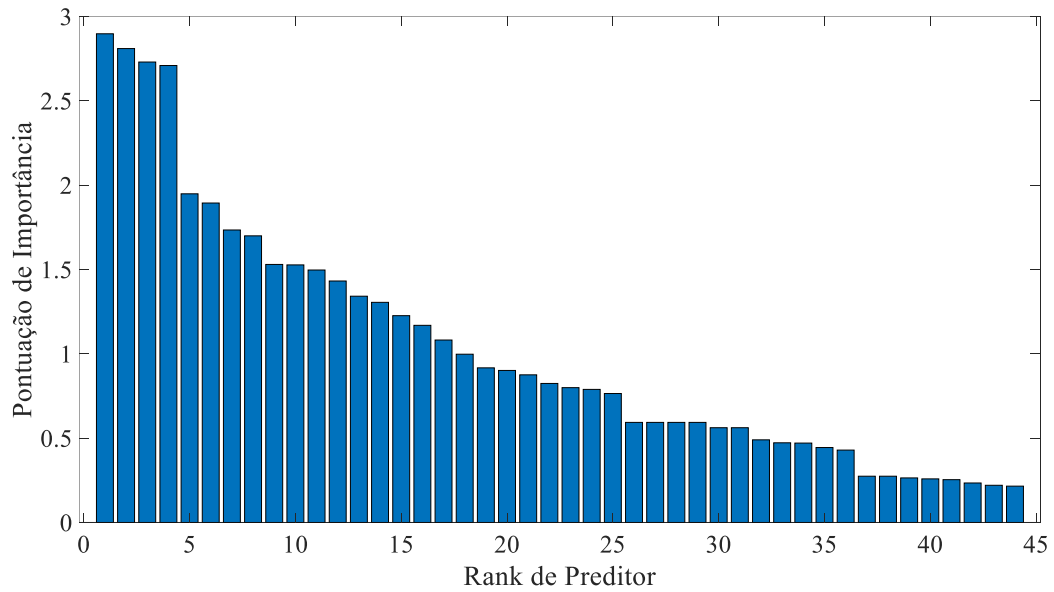


Fonte: o autor.

O gráfico relativo ao método de seleção de atributos a partir de testes qui-quadrado, por sua vez, é apresentado na Figura 37. Os quatro primeiros atributos destacam-se em comparação aos demais, sendo eles: a assimetria do 2º nível dos coeficientes de detalhe da transformada *wavelet* do sinal de ruído ultrassônico (AssimetriaD2), a moda da segunda derivada do vetor de temperaturas (ModaVarVar), a mediana do aumento de temperatura (MedianaAum) e área abaixo da 2ª derivada do vetor de temperaturas (AreaVarVar).

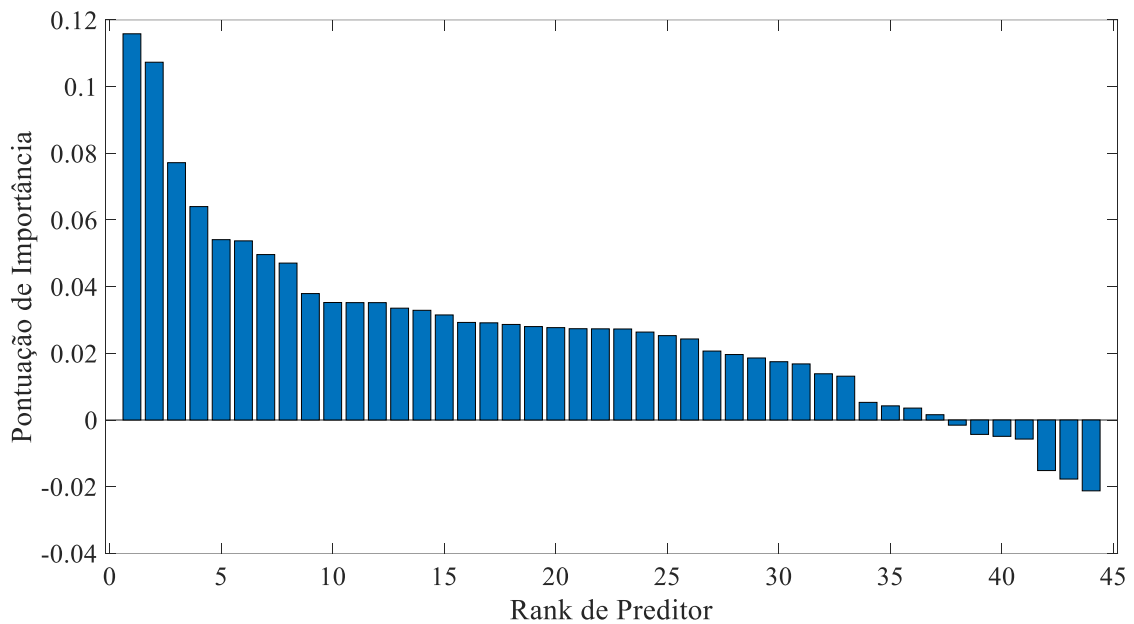
Por fim, na Figura 38 é apresentado o gráfico de pontuação de importância para o método ReliefF. Testes iniciais para determinação do número de vizinhos mais próximos indicaram a utilização de 8 vizinhos (valor que forneceu o maior somatório de pontuações de importância),

Figura 37. Pontuação de importância de atributos para método de seleção de atributos por testes qui-quadrado.



Fonte: o autor.

Figura 38. Pontuação de importância de atributos para método de seleção de atributos ReliefF.



Fonte: o autor.

Na Figura 38, destacam-se os dois primeiros atributos selecionados pelo método, que são o local de máximo aumento de temperatura (MaxLocalAum) e o local de máximo da 1ª derivada do vetor de temperaturas (MaxLocalVar). A partir da observação da Figura 38, constata-se que alguns atributos apresentaram pontuação de importância negativa, o

que implica que tais atributos podem ser enganosos (esses atributos apresentam tendência a uma classificação errônea). Tais atributos são, em ordem crescente: 3ª Harmônica, 2ª Harmônica, a mediana das Variações de temperatura, média de coeficientes de detalhe para dados de RU no 1º nível, frequência central e assimetria de coeficientes de detalhe para dados de RU no 3º nível. Esse resultado se contrapõe àquele observado a partir do método mRMR, o que justifica a utilização de diversos métodos de seleção de atributos para escolha dos principais atributos em um banco de dados.

Os 10 melhores atributos segundo cada método são sumarizados na Tabela 10. Os atributos selecionados a partir do método mRMR foram adicionados na sequência apresentada pelo algoritmo a partir da ordem 4, tendo em vista que apresentam a mesma pontuação de importância.

Tabela 10. Melhores atributos a partir da metodologia adotada.

<b>Ordem</b>	<b>mRMR</b>	<b>Qui-quadrado</b>	<b>ReliefF</b>
<b>1</b>	1ª Harmônica	AssimetriaD2	MaxLocalAum
<b>2</b>	MaxLocalVarVar	ModaVarVar	MaxLocalVar
<b>3</b>	MaxLocalAum	MedianaAum	MaxLocalVarVar
<b>4</b>	Área RU	AreaVarVar	MédiaVarVar
<b>5</b>	Frequência Central	Média RU	Nº de Zeros
<b>6</b>	MédiaA1	MédiaVarVar	Perímetro
<b>7</b>	AssimetriaA1	ModaAum	Área UV
<b>8</b>	AssimetriaA3	MédiaA3	MedianaAum
<b>9</b>	MédiaD1	MédiaD3	AreaAum
<b>10</b>	MédiaD2	Frequência Central	MédiaAum

Fonte: o autor.

Em geral, constatou-se a presença de diversos atributos oriundos da transformada *wavelet* dos sinais de ruído ultrassônico, o que pode significar uma boa aplicabilidade da transformada *wavelet* para determinação do estado operacional de isoladores poliméricos. Ademais, apenas um dos métodos de seleção elencou atributos de radiação ultravioleta entre os 10 melhores atributos. Este resultado sugere possíveis limitações na utilização de dados de radiação ultravioleta na determinação do estado operacional de isoladores poliméricos, embora novos testes, com maior número de atributos, devam ser realizados.

Em geral, atributos de temperatura se apresentaram como potenciais indicadores do estado operacional de isoladores poliméricos. Constatou-se, mais especificamente, que a localização dos pontos quentes e variações súbitas de temperatura se apresentaram como os indicadores mais confiáveis da condição operacional de isoladores poliméricos. A utilização da localização dos pontos quentes para determinação do estado operacional de

isoladores poliméricos já havia sido sugerida pela literatura especializada (Cheng e outros, 2018). Outros atributos também foram elencados dentre os mais significativos, tais como a mediana do aumento de temperatura.

### 5.5.1 COMPARAÇÃO ENTRE *CLUSTERS* E CLASSES ORIUNDAS DA INSPEÇÃO VISUAL

As associações realizadas foram comparadas às classificações realizadas a partir da inspeção visual, no intuito de identificar possíveis divergências alarmantes ou relações visíveis entre os dados. A seguir, os resultados de tal comparação são apresentados e analisados.

A comparação entre os *clusters* obtidos para cada método e as classes previamente definidas a partir de inspeção visual pode ser observada nas Tabelas 11, 12 e 13, para os três métodos de inspeção utilizados neste trabalho. A princípio, apenas o defeito mais crítico (e eminente) foi destacado. Na Tabela 11, os resultados de inspeção por termografia infravermelha são contrapostos aos dados de inspeção visual. Para fins de análise, considerou-se que o isolador pertencia ao *cluster* que apresentasse o maior coeficiente de partição.

Tabela 11. Comparação entre inspeção visual, *clusters* e classes associadas para a inspeção a partir de termografia infravermelha.

<b>Cluster</b>	<b>Cluster 1</b>	<b>Cluster 2</b>	<b>Cluster 3</b>	<b>Total</b>	<b>Classe Insp. Visual</b>
<b>Classe associada</b>	<b>C</b>	<b>A</b>	<b>B</b>		
<b>Núcleo exposto</b>	6	8	7	21	C
<b>Danos ao redor do núcleo</b>	7	6	2	15	B
<b>Poluição</b>	3	1	0	4	
<b>Danos nas aletas</b>	1	0	0	1	
<b>Fungos</b>	0	0	0	0	A
<b>Corrosão</b>	0	0	0	0	
<b>Nenhum</b>	8	2	0	10	

Fonte: o autor.

A partir da análise da tabela, constata-se que os dados não refletem de forma apropriada a presença dos defeitos, dado que é clara a divisão dos isoladores com exposição de núcleo e danos ao redor do núcleo. Uma causa provável são as variações causadas pelo modelo do isolador. Na Tabela 12, os resultados para a inspeção por detecção de radiação ultravioleta podem ser observados.



Tabela 12. Comparação entre inspeção visual, *clusters* e classes associadas para a inspeção a partir de detecção de radiação ultravioleta.

Cluster	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Total	Classe Insp. Visual
<b>Classe associada</b>	<b>C</b>	<b>A</b>	<b>B</b>		
<b>Núcleo exposto</b>	3	14	4	21	C
<b>Danos ao redor do núcleo</b>	1	14	0	15	B
<b>Poluição</b>	0	3	1	4	
<b>Danos nas aletas</b>	0	1	0	1	
<b>Fungos</b>	0	0	0	0	A
<b>Corrosão</b>	0	0	0	0	
<b>Nenhum</b>	1	8	1	10	

Fonte: o autor.

Uma concentração de amostras em um único *cluster* pode ser observada. Esse resultado evidencia que dados oriundos da inspeção UV não se apresentam confiáveis em relação à classificação do estado operacional de isoladores poliméricos. Entretanto, mais estudos de análise exploratória de dados são requeridos. Na Tabela 13, por fim, relacionam-se os dados oriundos da inspeção por detecção de ruído ultrassônico.

Tabela 13. Comparação entre inspeção visual, *clusters* e classes associadas para a inspeção a partir de detecção de ruído ultrassônico.

Cluster	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Total	Classe Insp. Visual
<b>Classe associada</b>	<b>C</b>	<b>B</b>	<b>A</b>		
<b>Núcleo exposto</b>	1	10	10	21	C
<b>Danos ao redor do núcleo</b>	4	8	3	15	B
<b>Poluição</b>	1	2	1	4	
<b>Danos nas aletas</b>	0	0	1	1	
<b>Fungos</b>	0	0	0	0	A
<b>Corrosão</b>	0	0	0	0	
<b>Nenhum</b>	0	4	6	10	

Fonte: o autor.

Uma grande parte dos isoladores ficou dividida em somente dois *clusters*, que apresentavam, por sua vez, além dos isoladores em estado crítico, isoladores em ótimo estado operacional (de acordo com a inspeção visual). Há uma certa procedência na bibliografia especializada no que tange à dificuldade de separação de classes a partir de

dados ruído ultrassônico, especialmente entre classes menos danificadas (Rocha, 2014). Entretanto, a dificuldade de separação observada abrange isoladores classificados a partir da inspeção visual como em ótimo estado operacional, de modo que análises adicionais ainda são necessárias.

### 5.5.2 ANÁLISE DA INFLUÊNCIA DO MODELO NA ETAPA DE AGRUPAMENTO

Conforme apresentado na Metodologia, os isoladores foram divididos a partir do modelo em IR, IS, IT, IX e IU. As Tabelas 14, 15 e 16 apresentam a distribuição de isoladores entre os *clusters* obtidos. A distribuição de isoladores a partir de seus modelos em relação aos *clusters* de temperatura é apresentada na Tabela 14.

Tabela 14. Distribuição de isoladores a partir de seus modelos em relação aos *clusters* de temperatura.

Cluster		Cluster 2	Cluster 3	Cluster 1
Classe Associada		A	B	C
Modelo	IR	3	5	14
	IS	10	4	5
	IT	3	0	2
	IX	1	0	3
	IU	0	0	1

Fonte: o autor.

A partir da análise da Tabela 14, é possível observar uma grande concentração de isoladores do modelo IR no *cluster* 1 (14 isoladores ou cerca de 64% do total de amostras desse modelo, após retirada de *outliers*) e de isoladores do modelo IS no *cluster* 2 (10 isoladores ou mais de 50% do total de amostras desse modelo, após retirada de *outliers*). Esse padrão pode indicar uma orientação do agrupamento a partir do modelo do isolador e não de seu estado operacional. Para os dados oriundos das inspeções por detecção de radiação ultravioleta e de ruído ultrassônico, as distribuições de isoladores a partir de seus modelos em relação aos *clusters* podem ser observados nas Tabelas 15 e 16, respectivamente.

Tabela 15. Distribuição de isoladores a partir de seus modelos em relação aos *clusters* de ultravioleta.

Cluster		Cluster 2	Cluster 3	Cluster 1
Classe Associada		A	B	C
Modelo	IR	14	4	4
	IS	16	2	1
	IT	5	0	0
	IX	4	0	0
	IU	1	0	0

Fonte: o autor.

Tabela 16. Distribuição de isoladores a partir de seus modelos em relação aos *clusters* de ruído ultrassônico.

		<b>Ruído Ultrassônico</b>		
<b>Cluster</b>		<b>Cluster 3</b>	<b>Cluster 2</b>	<b>Cluster 1</b>
<b>Classe Associada</b>		<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>
<b>Modelo</b>	IR	10	9	3
	IS	7	9	3
	IT	1	4	0
	IX	2	2	0
	IU	1	0	0

Fonte: o autor.

A partir da observação dos dados de ultravioleta na Tabela 15, constata-se a concentração de isoladores em um único *cluster*, o que inviabiliza análises mais aprofundadas. Por outro lado, ao analisar-se a Tabela 16, observa-se um certo balanceamento na distribuição dos modelos de isoladores em relação aos *clusters* (não há concentração de um modelo em um único *cluster*, por exemplo), o que parece indicar ausência de impactos significativos do modelo de isolador na inspeção por detecção de ruído ultrassônico. Entretanto, análises complementares que consigam relacionar de forma menos subjetiva as classes e os *clusters* ainda necessitam ser desenvolvidas. Ademais, a análise exploratória dos dados de forma abrangente se apresenta como uma necessidade iminente.

## 5.6 SÍNTESE DO CAPÍTULO

Neste capítulo, os resultados da pesquisa foram apresentados e discutidos. Os resultados dos ensaios foram expostos e comentados, assim como o processamento de dados e a extração de atributos dos três métodos de inspeção utilizados. Os resultados da etapa de aprendizado não-supervisionado com agrupamento difuso, de modo a reduzir a subjetividade na rotulagem final de isoladores também foram abordados. Por fim, os principais atributos foram destacados. No próximo capítulo, as considerações finais do trabalho são apresentadas.

## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo, são realizadas as considerações finais desta dissertação de mestrado. Algumas conclusões são apresentadas, bem como sugestões de possíveis trabalhos futuros e as publicações realizadas até o presente momento.

### 6.1 CONCLUSÕES E CONTRIBUIÇÕES PARA O ESTADO DA ARTE

Neste trabalho, três métodos de seleção de atributos foram utilizados de modo a propor uma lista de potenciais atributos significativos para a classificação de isoladores poliméricos. Esta lista fornece um caminho para possíveis pesquisas correlatas e pode ser utilizada por técnicos para melhorar o diagnóstico mesmo sem aplicação de métodos inteligentes. O trabalho aponta para a potencialidade da utilização de atributos oriundos de ruído ultrassônico, a partir da transformada *wavelet* e de temperatura. Os principais atributos elencados são: os locais de máximo para o aumento de temperatura, bem como para variações de temperatura e variações das variações; a assimetria dos coeficientes de detalhe do segundo nível da transformada Wavelet e a 1ª harmônica para os sinais de ruído ultrassônico. É importante salientar que um maior número de atributos relativos à inspeção por detecção de radiação ultravioleta ainda precisa ser analisado.

Um banco de dados com dados de 60 isoladores poliméricos contendo informações relativas a inspeções por termografia infravermelha, por detecção por radiação ultravioleta e ruído ultrassônico foi gerado. A criação de bancos de dados com essa magnitude é algo deveras raro na literatura especializada, que normalmente dispõe de apenas alguns isoladores. Isso representa um grande avanço na aplicação de modelos de aprendizado de máquina na classificação de isoladores poliméricos, pois proporciona uma grande quantidade de informação disponível para análise e aplicação.

Uma metodologia para redução da subjetividade na classificação de isoladores poliméricos também foi desenvolvida. A metodologia pode ser utilizada de forma conjunta aos métodos convencionais, proporcionando maior confiabilidade na gestão técnica de isoladores em linhas de transmissão. Ademais, a rotulagem apresenta impactos

significativos na aplicação de técnicas inteligentes, mais precisamente na etapa de treinamento, o que representa um avanço no contexto de soluções inteligentes na área de alta tensão, mais especificamente no diagnóstico de isoladores poliméricos.

Dito isso, a importância da utilização da inspeção visual em conjunto com outros métodos foi constatada. Os defeitos identificados visualmente não foram evidenciados de forma satisfatória a partir dos agrupamentos de dados realizados, de modo que a inspeção visual ainda se apresenta como ferramenta essencial no diagnóstico de isoladores.

Por fim, os resultados obtidos sugerem que a temperatura e umidade, nos padrões utilizados, não afetaram de forma significativa a metodologia de rotulagem empregada, tendo em vista que não houve variação significativa de rótulos em comparação à classificação por inspeção visual em relação às características ambientais presentes nos ensaios. A utilização de diversos métodos em conjunto pode ter auxiliado na independência da metodologia proposta em relação aos fatores ambientais, porém estudos com amplitudes maiores de temperatura ambiente e umidade relativa ainda são necessários.

## 6.2 TRABALHOS FUTUROS

A influência do modelo dos isoladores na extração de atributos e, conseqüentemente, em sua classificação a partir de métodos inteligentes, pode ser abordada em trabalhos futuros. Dado que as aletas interferem na distribuição de temperatura ao longo do isolador, conforme constata-se na Figura 20, é necessário que esse ponto seja investigado, o que poderia ser realizado em um projeto de iniciação científica.

Outro tópico de possível interesse é análise da aplicabilidade de classificação semi-supervisionada. A presença de rótulos inexistentes ou dúbios é de veras comum no diagnóstico de isoladores poliméricos, dado que a subjetividade é ainda um fator preponderante. Desse modo, a classificação de isoladores com base em bancos de dados contendo apenas rótulos completamente confiáveis e amostras sem classificação pode ser uma alternativa a ser estudada em um trabalho de mestrado.

Métodos de seleção de atributos do tipo embrulho (*Wrapper*) ou híbridos podem ser utilizados em novos trabalhos para observar as interações entre atributos e modelos de classificação. Além disso, estudos com agrupamento hierárquico para análise

exploratória de dados podem ser realizados, de modo a expandir os conhecimentos relativos aos bancos de dados e aos estados operacionais de isoladores poliméricos. A partir dessa análise, a relação entre atributos e os métodos de inspeção pode se tornar mais clara. Esse é um caminho natural para este trabalho e que poderia consolidar a metodologia estabelecida em um futuro trabalho de tese.

### 6.3 PUBLICAÇÕES

Na Tabela 11, são listadas as principais publicações efetuadas durante o mestrado acadêmico.

Tabela 11. Publicações realizadas no mestrado.

<b>Autores</b>	<b>Título</b>	<b>Evento/Periódico</b>	<b>Ano</b>
LEITE NETO, A. F. COSTA, E. G. DIAS, B. A. <b>SOUZA, J. P. C.</b> 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. BRITO, K. B. <b>SOUZA, J. P. C.</b> LEITE NETO, A. F. FLORENTINO, M. T. B.	<i>Technical Management of Polymeric Insulators with Machine Learning*</i>	IJEPES	2021
<b>SOUZA, J. P. C.</b> COSTA, E. G. NOBREGA, L. A. M. M. DIAS, B. A. LEITE NETO, A. F.	<i>Agrupación Difusa como Herramienta para Reducir la Subjetividad en el Diagnóstico de Aisladores Poliméricos</i>	ALTAE** e revista <i>Tecnología en marcha</i>	2021
BARBOSA, R. N. COSTA, E. G. LEITE NETO A. F. CARVALHO, I. F. CASTRO, P. F. <b>SOUZA, J. P. C.</b> MELO, J. V. J. LIRA, G. R. S.	<i>Evaluation of the Metal Oxide Surge Arresters Degradation Based on the loss tangent</i>	ISH	2021
MELO, J. V. J. COSTA, E. G. <b>SOUZA, J. P. C.</b> BARBOSA, R. N. LEITE NETO A. F. BARBOSA, L. A. CARVALHO, I. F. OLIVEIRA, I. B.	Analysis of the Application of the Rod-rod Gap Structure in the Protection of Power Transformers	ISH	2021

\*Em processo de revisão.

\*\* Artigo escolhido como um dos melhores do congresso, sendo publicado pela revista *Tecnología en marcha*.

## 6.1 ESTÁGIOS

Nesta seção, os estágios realizados pelo proponente durante o período de mestrado são brevemente descritos.

### 6.1.1 ESTÁGIO INTERNACIONAL: *UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI*

O proponente do presente documento encontra-se, no momento de sua escrita, realizando um estágio de pesquisa no Canadá, na cidade de Chicoutimi, Québec, pela *Université du Québec à Chicoutimi*. O estágio é realizado sob supervisão do professor Dr. Issouf Fofana, com duração de seis meses, entre setembro de 2021 e março de 2022, e foi financiado pelo governo canadense a partir do Programa de Futuros Líderes Emergentes nas Américas ou ELAP (do inglês *Emerging Leaders in the Americas Program*).

O tema principal do estágio é a utilização de métodos inteligentes no diagnóstico de comutadores em carga a partir de sinais vibroacústicos. O projeto tem parceria direta com a Hydro-Québec, responsável pela geração, transmissão e distribuição de energia elétrica na província do Québec. Adicionalmente, a utilização de sinais de vibração para o diagnóstico de transformadores de potência também é investigada de forma paralela.

### 6.1.2 ESTÁGIO DOCÊNCIA: DISCIPLINA DE EQUIPAMENTOS ELÉTRICOS

O proponente também realizou estágio docência na disciplina de Equipamentos Elétricos, ofertada pelo programa de graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande – UFCG. O estágio foi realizado durante o período letivo de 2020.2, de forma remota devido à pandemia de COVID-19, durante o período compreendido entre 17 de junho e 11 de dezembro do mesmo ano.

Durante o estágio docência, o proponente auxiliou no desenvolvimento de ferramentas virtuais para realização de experimentos, tendo em vista o contexto de ensino remoto imposto pela pandemia de COVID-19; acompanhou os discentes da disciplina no

desenvolvimento de um projeto de subestação, bem como na realização de atividades semanais; por fim, também apresentou e acompanhou seminários durante o semestre.



## REFERÊNCIAS

- AHMADI-JONEIDI, I.; MAJZOBI, A.; SHAYEGANI-AKMAL, A.; MOHSENI, H.; JADIDIAN, J. Aging evaluation of silicone rubber insulators using leakage current and flashover voltage analysis. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 20, n. 1, p. 212–220, 2013.
- ALPAYDIN, E. **Introduction to machine learning**. 2nd. ed. Cambridge: MIT Press, 2010.
- ALVES, L. N. T. **Classificação da Hidrofobicidade em Isoladores Elétricos Empregando o Guia STRI e Processamento Digital de Imagem**. [s.l.]. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Campina Grande, 2018.
- ANJUM, S.; EL-HAG, A.; JAYARAM, S.; NADERIAN, A. Classification of defects in ceramic insulators using partial discharge signatures extracted from radio frequency (RF) signals. **2014 IEEE Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, CEIDP 2014**, p. 212–215, 2014.
- ANJUM, S.; JAYARAM, S.; EL-HAG, A.; JAHROMI, A. N. Detection and classification of defects in ceramic insulators using RF antenna. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 24, n. 1, p. 183–190, 2017.
- ANJUM, S.; JAYARAM, S.; EL-HAG, A.; NADERIAN, A. Radio frequency (RF) technique for field inspection of porcelain insulators. **Proceedings of the IEEE International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials**, v. 2015- Octob, p. 1019–1022, 2015.
- AQUABED, F; BAYADI, A; SATTI, S; BOUDISSA, R. Conductivity Effect On The Flashover Voltage Of Polluted Polymeric Insulator Under AC Voltage. In: **45<sup>th</sup> International Universities Power Engineering Conference**. 2010.
- ARAÚJO, B. S. **Métodos de Inteligência Computacional para Detecção de Fraudes de Energia Elétrica**. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro – RJ, 2017. 57 p. (Monografia)
- BARROS, W. P. P. **Análise do Efeito Corona para Diagnóstico de Isoladores Poliméricos**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), Campina Grande, Junho de 2011. 82 f.
- BATALOVIĆ, M.; MATORUGA, H.; MATORUGA, M.; BERBEROVIU, S. Electric field and temperature distribution along the polymer rod type suspension insulator in polluted environment. **2019 IEEE Milan PowerTech, PowerTech 2019**, n. June, 2019.
- BERRENDERO, J. R.; CUEVAS, A.; TORRECILLA, J. L. The mRMR variable selection method: a comparative study for functional data. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, v. 86, n. 5, p. 891–907, 2016.

BEZDEK, J. C. **Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms**. Plenum Press, New York, 198

BEZERRA, J. M. DE B.; LIMA, A. M. N.; DEEP, G. S.; COSTA, E. G. DA. An evaluation of alternative techniques for monitoring insulator pollution. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 24, n. 4, p. 1773–1780, 2009.

BISNATH, S.; BRITTEN, A. C.; MARSHALL, E.; PILLAY, T.; REYNDERS, J. The Fundamentals and Practice of Overhead Line Maintenance. South Africa: **Crown Publication**, 2006.

BRITO, K.-E. B. **Extração de Atributos de Fáculas de Imagens Ultravioletas de Isoladores Poliméricos**. [s.l.]. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Campina Grande, 2017.

BRITO, K.-E. B. **Desenvolvimento de um algoritmo baseado em PDI para a extração de atributos de descargas corona em isoladores poliméricos**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Campina Grande – UFCG. Campina Grande, 2021.

BUSSAB, W.O.; MORETTIN P.A. **Estatística Básica**. Saraiva, São Paulo, 9ed, 2017.

CHANDRASEKAR, S.; KALAIVANAN, C.; MONTANARI, G. C.; CAVALLINI, A. Partial discharge detection as a tool to infer pollution severity of polymeric insulators. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 17, n. 1, p. 181–188, 2010.

CHEN, C.; JIA, Z.; YE, W.; GUAN, Z.; LI, Y. Condition assessment strategies of composite insulator based on statistic methods. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 23, n. 6, p. 3231–3241, 2016.

CHENG, L.; LIAO, R.; YANG, L.; ZHANG, F. An Optimized Infrared Detection Strategy for Defective Composite Insulators According to the Law of Heat Flux Propagation Considering the Environmental Factors. **IEEE Access**, 2018.

CIGRE WG B2.21. **Assessment of in-Service Composite Insulators By**. [s.l: s.n.]. 2013.

CIGRE WG B2.03. Critérios de Avaliação de Isoladores em Serviço. *In: Brochuras do Cigré*. [s.l: s.n.]. p. 1–26. 2008.

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.

DIAS, B. A. **Gestão Técnica de Isoladores Poliméricos Utilizando Aprendizado de Máquina**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Campina Grande – UFCG. Campina Grande, 2021.

DING, C.; PENG, H. Minimum redundancy feature selection from microarray gene expression data. **Journal of Bioinform Comput Biol.** 2005;3: 185–205.

DOMINGUES, E. DA S. **Improved Condition Monitoring of Composite Insulators.** [s.l.] The University of Manchester, 2012.

DONG, G.; LIU, H. **Feature Engineering for Machine Learning and Data Analytics.** [s.l.] CRC Press: Taylor & Francis Group, 2018.

DUNN, J. C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters, **Journal of Cybernetics**, 3, 3, 1974, 32–57.

EL-HAG, A.; MUKHOPADHYAY, S.; AL-ALI, K.; AL-SALEH, A. An intelligent system for acoustic inspection of outdoor insulators. **2017 3rd International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems, CATCON 2017 - Proceedings**, v. 2018- Janua, p. 122–125, 2018.

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. **Anais...**2010

FERREIRA, T. V.; GERMANO, A. D.; COSTA, E. G. DA. 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. **Manual de Termografia**, 2004.

FLIR. **Câmera Termográfica Profissional T530.** Disponível em: <https://www.flir.com.br/>. Acesso em 20 de Julho de 2020.

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. DA; 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.** Ravi S. Gorur Inc., 1999.

GORUR, R. S. **Condition Assessment of Polymer Insulators.** PSERC Seminar Presentation, 2006, p. 37.

GROSSMAN, A.; MORLET, J. Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape. **Siam Journal on Mathematical Analysis**, [s.l.], v. 15, n. 4, p.723-736, . Society for Industrial & Applied Mathematics (SIAM), 1984.

GUBANSKI, S. M.; DERNFALK, A.; ANDERSSON, J.; HILLBORG, H. Diagnostic methods for outdoor polymeric insulators. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 14, n. 5, p. 1065–1080, 2007.

GUEDES, C. P. G. **Classificação das Condições de Degradação de Isoladores Poliméricos pelos Níveis de Radiação UV e a Lógica Fuzzy**. [s.l.] Universidade Federal de Campina Grande, 2015.

HAINDL, M.; SOMOL, P.; VERVERIDIS, D.; KOTROPOULOS, C. Feature selection based on mutual correlation. In: Carrasco Ochoa JA, Kittler J, Martínez-Trinidad JF (eds) **Progress in pattern recognition, imageanalysis and applications**. Springer, Berlin, pp 569–577, 2006.

HANCER, E.; XUE, B.; ZHANG, M. A survey on feature selection approaches for clustering. In: **Artificial Intelligence Review**, v. 53, 2020.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e práticas**. 2ª edição. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HEATON, J. **Artificial Intelligence for Humans: Deep Learning and Neural Networks**. Heaton Research Inc. ISBN: 978-1505714340. 2015.

IBRAHIM, A.; DALBAH, A.; ABUALSAUD, A.; TARIQ, U.; EL-HAG, A. Application of Machine Learning to Evaluate Insulator Surface Erosion. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 69, n. 2, p. 314–316, 2020.

JAYABAL, R.; KARUPPIYAN, V.; SIDHARTHAN, R. K. Naive Bayesian classifier for hydrophobicity classification of overhead polymeric insulators using binary image features with ambient light compensation. **High Voltage**, v. 4, n. 4, p. 324–332, 2019.

KARUNARATHNA, I. M. A. M; KARUNATHILAKA, K. T. L; WANASINGHE, W. M. H. M; SAMPATH, G. K. L; LUCAS, J. R; SAMARASINGHE, R. Monitoring System for Outdoor Insulators. In: **2018 2<sup>nd</sup> International Conference On Electrical Engineering (EECon)**, Colombo, 2018.

KHAFRAF, N. AL; EL-HAG, A. Bayesian regularization of neural network to predict leakage current in a salt fog environment. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 25, n. 2, p. 686–693, 2018.

KHALED, A.; EL-HAG, A.; ASSALEH, K. Equivalent Salt Deposit Density Prediction of Outdoor Polymer Insulators during Salt Fog Test. **2016 IEEE Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena (CEIDP)**, p. 786–789, 2016.

KIM, Y.; SHONG, K. The characteristics of UV strength according to corona discharge from polymer insulators using a UV sensor and optic lens. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 26, n. 3, p. 1579–1584, 2011.

KIRA, K.; L. A. RENDELL. **A practical approach to feature selection**. In: D.Sleeman and P.Edwards (eds.): *Machine Learning: Proceedings of International Conference (ICML '92)*. pp. 249–256, Morgan Kaufmann, 1992.

KONONENKO, I. Estimating attributes: analysis and extensions of Relief. In: L. De Raedt and F. Bergadano (eds.): **Machine Learning: ECML-94**. pp. 171–182, Springer Verlag, 1994.

LAPP INSULATORS. **Company Profile and Product Overview**. 2019

LI, J.; SUN, C.; SIMA, W.; YANG, Q.; HU, J. Contamination Level Prediction of Insulators Based on the Characteristics of Leakage Current. **International Transactions on Power Delivery**, v. 25, n. 1, p. 417–424, 2010.

LI, X.; SU, H.; LIU, G. Insulator Defect Recognition Based on Global Detection and Local Segmentation. **IEEE Access**, v. 8, p. 1–1, 2020.

LIMA, G. R. **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.

LIU, Y.; PEI, S.; FU, W.; ZHANG, K.; JI, X.; YIN, Z. The discrimination method as applied to a deteriorated porcelain insulator used in transmission lines on the basis of a convolution neural network. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 24, n. 6, p. 3559–3566, 2017.

MARAABA, L.; AL-HAMOUZ, Z.; AL-DUWAISH, H. Estimation of high voltage insulator contamination using a combined image processing and artificial neural networks. **Proceedings of the 2014 IEEE 8th International Power Engineering and Optimization Conference, PEOCO 2014**, n. March, p. 214–219, 2014.

MARTINS, R. **Desenvolvimento de isolador polimérico inteligente**. Curitiba: Departamento de Engenharia e Ciência dos Materiais. Universidade Federal do Paraná – UFPR, 2015. Tese de Doutorado.

MAVRIKAKIS, N. C.; MIKROPOULOS, P. N.; SIDERAKIS, K. Evaluation of field-ageing effects on insulating materials of composite suspension insulators. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 24, n. 1, p. 490–498, 2017.

MOHRI, M.; ROSTAMIZADEH, A.; TALWALKAR, A. **Foundations of Machine Learning**. 2nd. ed. Longdon, England: The MIT Press, 2018. v. 1

MUNIRAJ, C.; CHANDRASEKAR, S. Adaptive Neurofuzzy Inference System-Based Pollution Severity Prediction of Polymeric Insulators in Power Transmission Lines. **Advances in Artificial Neural Systems**, v. 2011, p. 1–9, 2011.

PARK, K. C.; MOTAI, Y.; YOON, J. R. Acoustic Fault Detection Technique for High-Power Insulators. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 64, n. 12, p. 9699–9708, 2017.

PEDRYCZ, W. **Knowledge-Based Clustering**. Hoboken, Nova Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2005.

PERNEBAYEVA, D.; IRMANOVA, A.; SADYKOVA, D.; BAGHERI, M.; JAMES, A. High voltage outdoor insulator surface condition evaluation using aerial insulator images. **High Voltage**, v. 4, n. 3, p. 178–185, 2019.

POLISETTY, S. K.; EL-HAG, A.; JAYARAM, S. Classification of Common Discharges in Outdoor Insulation Using Acoustic Signals and Artificial Neural Network. **High Voltage**, p. 2–13, 2019.

PUSHPA, Y. G.; VASUDEV, N. Artificial Pollution Testing of Polymeric Insulators by CIGRE Round Robin Method – Withstand & Flashover Characteristics. In: **3<sup>rd</sup> International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems (CATCON)**, 2017.

PYLARINOS, D.; THEOFILATOS, K.; SIDERAKIS, K.; THALASSINAKIS, E.; VITELLAS, I.; ALEXANDRIDIS, A.; PYRGIOTI, E. Investigation and classification of field leakage current waveforms. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 19, n. 6, p. 2111–2118, 2012.

QADDOUMI, N. N.; EL-HAG, A. H.; MEMBER, S.; SAKER, Y. Network-Based Near-Field Microwave Technique. v. 63, n. 2, p. 260–266, 2014.

QIU, Y.; WU, G.; XIAO, Z.; GUO, Y.; ZHANG, X.; LIU, K. An Extreme-Learning-Machine-Based Hyperspectral Detection Method of Insulator Pollution Degree. **IEEE Access**, v. 7, p. 121156–121164, 2019.

RAMIREZ, I.; HERNÁNDEZ, R.; MONTOYA, G. Measurement of Leakage Current. **IEEE Electrical Insulation Magazine**, v. 28, n. 4, p. 29–34, 2012.

ROCHA, P. H. V. **Classificação de isoladores de vidro de alta tensão a partir do espectro eletromagnético irradiado**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Campina Grande – UFCG. Campina Grande, 2014.

ROCHA, P. H. V. **Estimação da poluição de isoladores em linhas de transmissão a partir da irradiação de RF**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Campina Grande – UFCG. Campina Grande, 2017.

ROCHA, P. H. V.; COSTA, E. G.; SERRES, A. R.; XAVIER, G. V. R.; PEIXOTO, J. E. B.; LINS, R. I. Inspection in overhead insulators through the analysis of the irradiated RF spectrum. **Electrical Power and Energy Systems**, v. 113, 2019.

SALEM, A. A.; ABD-RAHMAN, R.; AL-GAILANI, S. A.; KAMARUDIN, M. S.; AHMAD, H.; SALAM, Z. The Leakage Current Components as a Diagnostic Tool to Estimate Contamination Level on High Voltage Insulators. **IEEE Access**, v. 8, p. 92514–92528, 2020.

SAMPEDRO, C.; RODRIGUEZ-VAZQUEZ, J.; RODRIGUEZ-RAMOS, A.; CARRIO, A.; CAMPOY, P. Deep Learning-Based System for Automatic Recognition and Diagnosis of Electrical Insulator Strings. **IEEE Access**, p. 1–1, 2019.

SCHWÄMMLE, V.; JENSEN, O. N. A simple and fast method to determine the

parameters for fuzzy c-means cluster analysis. **Bioinformatics**, v. 26, n. 22, p. 2841–2848, 2010.

SHALEV-SHWARTZ, S.; BEN-DAVID, S. **Understanding machine learning: From theory to algorithms**. [s.l.: s.n.]. v. 9781107057

SMOLA, A.; VISHWANATHAN, S. V. . **Introduction to machine learning**. 2. ed. [s.l.] Cambridge University Press, 2010.

SONI, D. **Supervised vs. Unsupervised Learning**. Towards Data Science, 2018. Disponível em: <https://towardsdatascience.com>. Acesso em: 17 de Junho de 2020.

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

SPENCER, R.; THABTAH, F.; ABDELHAMID, N.; THOMPSON, M. (2020). **Exploring feature selection and classification methods for predicting heart disease**. *DIGITAL HEALTH*, 6, 205520762091477. doi:10.1177/2055207620914777, 2020.

STEFENON, S. F.; GREBOGI, R. B.; FREIRE, R. Z.; NIED, A.; MEYER, L. H. Optimized Ensemble Extreme Learning Machine for Classification of Electrical Insulators Conditions. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 67, n. 6, p. 5170–5178, 2020.

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

XU, R.; WUNSCH II, D. C. **Clustering**. Hoboken, Nova Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2009.

WITTEN, I. H.; FRANK, E.; HALL, M. A.; PAL, C. J. **The Weka Workbench**. 4<sup>a</sup> Edição, 2016.

ZHAO, S.; JIANG, X.; ZHANG, Z.; HU, J.; SHU, L. Flashover voltage prediction of composite insulators based on the characteristics of leakage current. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 28, n. 3, p. 1699–1708, 2013.

ZHAO, Z.; FAN, X.; XU, G.; ZHANG, L.; QI, Y.; ZHANG, K. Aggregating Deep Convolutional Feature Maps for Insulator Detection in Infrared Images. **IEEE Access**, v. 5, p. 21831–21839, 2017.