



Universidade Federal
de Campina Grande

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

MARCUS TULIUS BARROS FLORENTINO

ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DO MÉTODO DOS VETORES DE
ENERGIA DOS CENTROIDES DAS SUB-BANDAS ESPECTRAIS
APLICADO AO MONITORAMENTO DE ISOLADORES
POLIMÉRICOS

Campina Grande, Paraíba.
Agosto de 2015

MARCUS TULIUS BARROS FLORENTINO

ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DO MÉTODO DOS VETORES DE
ENERGIA DOS CENTROIDES DAS SUB-BANDAS ESPECTRAIS
APLICADO AO MONITORAMENTO DE ISOLADORES
POLIMÉRICOS

*Trabalho de Dissertação apresentado 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 de Energia

Orientador(es):
Professor Edson Guedes da Costa, D. Sc.
Professor Tarso Vilela Ferreira, D. Sc.

Campina Grande, Paraíba.
Agosto de 2015

Dedico este trabalho aos meus pais, Cícero e Rita, a quem devo a maior dádiva que possuo: a vida.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, Senhor das Vidas, pela oportunidade do aprendizado e a Jesus, pelos ensinamentos constantes nos caminhos da existência.

Aos meus pais, Cícero e Rita, e aos meus irmãos, Mariana e Vinícius, faróis de minha vida, por todo o amor que nos une.

A Ádriah, alma gêmea da minha, luz dos meus dias, pelo carinho de todas as horas e por me ensinar a ser cada dia melhor.

Aos meus familiares e amigos, pelo carinho com que me têm e pela torcida que me estimula a seguir em frente.

Aos meus orientadores, professores Edson e Tarso, pela confiança em meu trabalho e pela dedicação à excelência no ensino.

A todos os colegas e funcionários do Laboratório de Alta Tensão, por me auxiliarem e dividirem comigo as horas de trabalho; certamente, mais alegres em suas companhias.

À Chesf, pelo fornecimento dos isoladores poliméricos que serviram como objetos de teste para este trabalho.

A todos os que ajudam na caminhada, o meu sincero agradecimento.

*“Agora pois permanecem a fé, a esperança, a
caridade, estas três virtudes; porém, a maior
delas é a caridade.”*

Paulo, 1 Coríntios 13:13

RESUMO

No presente trabalho, propõe-se uma análise de sensibilidade aplicada a uma técnica de monitoramento e estimação das condições operacionais dos isoladores poliméricos. A técnica se baseia na inspeção acústica dos ruídos ultrassônicos oriundos das descargas elétricas na superfície e redondezas dos isoladores. Para tanto, ensaios em laboratório foram realizados com isoladores poliméricos de 230 kV, extraídos de linhas de transmissão e em diferentes níveis de degradação. O algoritmo dos Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais foi empregado no processamento dos sinais de ruído ultrassônico, para extração dos atributos. Tal algoritmo divide o espectro de frequências do sinal em sub-bandas sobrepostas, localiza os centroides de cada sub-banda e calcula a energia nas proximidades de cada centroide. Visando auxiliar a tomada de decisão, empregaram-se redes neurais artificiais capazes de separar em classes os níveis de degradação dos isoladores. As redes possibilitaram identificar e distinguir, com eficiência, os vetores de energia advindos dos isoladores limpos, poluídos e degradados, com taxas de sucesso sempre superiores a 80%. Com esses resultados, realizou-se uma análise de sensibilidade de quais parâmetros e topologias dos processamentos computacionais melhor se adequam à proposta de estimação dos sinais de ruídos ultrassônicos. Os resultados formam a base para aplicação do método com uma quantidade maior de amostras de isoladores, o que tornará possível avaliar estatisticamente sua aplicabilidade em campo.

Palavras-chave: Análise de sensibilidade, Centroides das sub-bandas espectrais, Isolador polimérico, Redes neurais artificiais, Ruído ultrassônico.

ABSTRACT

In this work, a sensitivity analysis applied to a monitoring and predicting technique of the operational condition polymeric insulators is proposed. The technique is based on the acoustic inspection of ultrasonic noises coming from the electrical discharges on the surface of insulators. For this purpose, tests were carried out in the laboratory with 230 kV polymeric insulators, extracted from a transmission line and with different degradation levels. The Spectral Subband Centroid Energy Vectors algorithm was used to extract attributes and process the ultrasonic noise signals. This algorithm splits the frequency spectrum into a number of overlapping subbands, locates the centroids of each subband and calculates the energy in the proximity of each centroid. Aiming to support the decision-making, was employed an artificial neural network capable of separating into classes the insulators degradation levels. Thus, it made possible to identify and distinguish accurately the energy vectors from cleaned insulators, polluted insulators and damaged insulators with success rates always above 80%. With these results, a sensitivity analysis was performed to choose which parameters and topologies of computational processes best suited to the proposed estimation of ultrasonic noise signals. The results form the basis for implementation of the method with a larger amount of samples insulators, making it possible to statistically evaluate its applicability in the field.

Keywords: Artificial neural network, Polymeric insulators, Spectral sub-band centroid, Sensitivity analysis, Ultrasonic noise.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1. Partes constituintes do isolador polimérico.....	18
Figura 2.2. Contato de uma gota de água em uma superfície hidrofóbica em A e em uma superfície hidrofílica em B.	20
Figura 2.3. Diagrama de blocos do algoritmo dos VECSE.....	24
Figura 2.4. Amostra de RU.....	26
Figura 2.5. FFT calculada a partir da amostra de RU.	26
Figura 2.6. VECSE obtidos de uma amostra de RU.....	26
Figura 2.7. VECSE obtidos com $\delta = 0,4$ e com $\delta = 0,04$	27
Figura 2.8. Modelo de um neurônio artificial.....	28
Figura 2.9. Representação de uma arquitetura de rede MLP.....	31
Figura 3.1. Frequências dominantes nas EA medidas em descargas atmosféricas, descargas com eletrodos, em diversas distâncias e descargas parciais, comparadas com a curva calculada, versus energia da descarga.	34
Figura 3.2. Relação entre o nível de tensão e a intensidade do ruído ultrassônico advindo das descargas parciais, para diferentes distâncias de medição.	36
Figura 4.1. Fluxograma da metodologia adotada.	44
Figura 4.2. Fotografia da amostra de um isolador polimérico utilizado nos ensaios.	44
Figura 4.3. Diagrama do modelo de isolador polimérico utilizado nos ensaios.....	45
Figura 4.4. (a) Fotografia do kit do Ultraprobe 2000. (b) Fotografia do modelo do detector de ruído ultrassônico Ultraprobe 2000.	46
Figura 4.5. Fotografia do Trisonic <i>Scanning Module</i>	46
Figura 4.6. Diagrama esquemático do arranjo experimental para detecção dos RU.....	48
Figura 4.7. Fotografia do transformador utilizado nos ensaios em alta tensão.	48
Figura 4.8. (a) Fotografia do arranjo do “braço de torre”. (b) Diagrama representativo.	50
Figura 4.9. Diagrama do posicionamento das plataformas de medição (vista superior).	50
Figura 4.10. Fotografia da plataforma para posicionamento das medições.	51
Figura 4.11. Diagrama de fluxo dos procedimentos experimentais.	52
Figura 4.12. Processo de janelamento do sinal de RU.	53
Figura 5.1. Fotografia de núcleo exposto, destacado dentro do círculo vermelho.	59

Figura 5.2. Fotografia de erosão do revestimento, destacada dentro do círculo vermelho.	60
Figura 5.3. Fotografia da poluição depositada na superfície do isolador polimérico.....	60
Figura 5.4. Fotografia da corrosão das ferragens, destacadas em primeiro plano.....	61
Figura 5.5. Fotografia do estado de degradação das aletas, com rachaduras circuladas em vermelho.	61
Figura 5.6. Fotografia da junção entre núcleo e terminal em condição extrema de degradação, destacado dentro do círculo vermelho.....	61
Figura 5.7. VECSE obtidos das amostras de RU dos isoladores da Classe B.....	64
Figura 5.8. VECSE obtidos das amostras de RU dos isoladores da Classe M.....	65
Figura 5.9. VECSE obtidos das amostras de RU dos isoladores da Classe R.....	66
Figura 5.10. VECSE obtidos das amostras de RU do isolador 16.....	66
Figura 5.11. (a) Comportamento médio dos VECSE. (b) Picos correspondentes.....	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1. Principais pesquisas sobre monitoramento de isoladores poliméricos baseado em RU e RNA.....	42
Tabela 4.1. Informações técnicas do modelo de isolador polimérico.	45
Tabela 4.2. Padrões de janelamento do sinal de RU.	53
Tabela 4.3. Subdivisão do sinal de RU e do espectro correspondente em termos de sub-bandas.	54
Tabela 4.4. Casos de janelamento no tempo e subdivisão no espectro de frequência....	55
Tabela 4.5. Características das RNA adotadas.	58
Tabela 5.1. Condições dos isoladores poliméricos pela inspeção visual.....	62
Tabela 5.2. Intervalos de frequências dominantes para cada classe de degradação.....	63
Tabela 5.3. Frequências de radiação acústica dominantes para as amostras de RU.....	68
Tabela 5.4. Classificação dos isoladores de acordo com as frequências dominantes das EA.....	69
Tabela 5.5. Resultados do processamento das RNA.	71

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Chesf	Companhia Hidro Elétrica do São Francisco
CSE	Centroides das sub-bandas espectrais
EA	Emissões acústicas
EPDM	Etileno-propileno-dieno
EPR	Etileno-propileno
FFT	Transformada rápida de Fourier
IP	Isoladores poliméricos
LAT	Laboratório de Alta Tensão
MLP	<i>Multilayer perceptron</i>
RNA	Redes neurais artificiais
RPROP	<i>Resilient propagation</i>
RU	Ruídos ultrassônicos
SIR	Borracha de silicone
TWP	Transformada <i>wavelet packet</i>
UFCG	Universidade Federal de Campina Grande
UV	Ultravioleta
VESCE	Vetores de energia dos centróides das sub-bandas espectrais

LISTA DE SÍMBOLOS E UNIDADES

θ_c	Ângulo de contato
δ	Parâmetro de suavidade
φ	Função de ativação
Σ	Somatório
ε	Erro médio quadrático
cm	centímetros
dBA	decibéis
Hz	Hertz
kg	quilograma
kHz	quilohertz
kN	quilonewton
kV	quilovolt
kVA	quilovoltampere
m	metros
mm	milímetros
ms	milissegundos
p.u.	por unidade
s	segundos

SUMÁRIO

1	Introdução.....	14
1.1	Delimitação do Tema.....	14
1.2	Motivação.....	15
1.3	Objetivos.....	16
1.4	Organização do Texto.....	16
2	Fundamentação Teórica.....	18
2.1	Isoladores Poliméricos.....	18
2.2	Descargas Parciais.....	21
2.3	Vetores de Energia dos Centroides das Sub-Bandas Espectrais.....	22
2.4	Redes Neurais Artificiais.....	27
3	Revisão bibliográfica.....	33
3.1	Monitoramento das Emissões Acústicas.....	33
3.2	Condições de Superfície.....	37
3.3	Processamento de Sinais.....	39
4	Material e Métodos.....	43
4.1	Material.....	44
4.2	Métodos.....	46
5	Resultados e Análises.....	59
5.1	Inspeção Visual.....	59
5.2	Processamento dos VECSE.....	62
5.3	Processamento das RNA.....	69
6	Conclusões.....	73
6.1	Perspectivas de Trabalho.....	74
6.2	Publicações Correlatas à Pesquisa.....	74
	Referências.....	76

1 INTRODUÇÃO

Os sistemas elétricos se tornaram fundamentais nas diversas atividades do mundo atual, tendo em vista a larga aplicação que se dá à energia elétrica. A demanda pelo uso dessa energia requer investimentos contínuos em sistemas cada vez mais robustos e diversificados, capazes de atender ao consumo sem interrupções.

As interrupções causadas pelos desligamentos não programados das linhas de transmissão podem acarretar em diversos prejuízos financeiros e multas para as empresas responsáveis. As principais causas de desligamentos nos sistemas elétricos estão relacionadas às falhas nos sistemas de isolamento.

1.1 DELIMITAÇÃO DO TEMA

Nos sistemas elétricos, o isolamento tem como principal função segregar regiões com diferentes potenciais elétricos. Nos sistemas de potência, ele é constituído, basicamente, por isoladores elétricos, que empregam materiais isolantes de naturezas diversas e sob diferentes formas, de acordo com as aplicações a que se destinam. De maneira geral, encontram-se isoladores elétricos fabricados com materiais cerâmicos (vidro, porcelana e derivados) e não cerâmicos (polímeros). Os isoladores de vidro temperado e de porcelana são largamente utilizados em forma de cadeia, para linhas de transmissão. Os isoladores não cerâmicos são utilizados, principalmente, como isoladores de suspensão e de ancoragem.

Como em todo sistema elétrico, a probabilidade de ocorrência de falhas nos isoladores deve ser mínima e, nesse sentido, o uso dos isoladores poliméricos se sobressai. Um dos motivos é o fato dos isoladores à base de polímeros serem menos atrativos aos vândalos, já que não apresentam efeito visual e acústico notável quando alvejados. Além disso, eles são mais leves, diminuindo a carga mecânica das estruturas de sustentação das linhas, e apresentam alta hidrofobicidade na superfície, dificultando o acúmulo de poluição, que também conduz a falhas. Pelo exposto e tendo preços competitivos, nos últimos decênios, os isoladores poliméricos vêm sendo vastamente utilizados na substituição de cadeias de isoladores cerâmicos.

1.2 MOTIVAÇÃO

A existência de isoladores defeituosos reduz a confiabilidade do sistema de isolamento, e dependendo do número de isoladores (cadeia) ou da gravidade do defeito (polimérico) a intervenção pode ser imediata ou programada. Para tanto, são necessárias inspeções periódicas. A inspeção mais utilizada é a visual, que pode ser feita *in loco*, ou com instrumentos (lunetas e binóculos), contudo demanda muitos esforços físicos, tempo, perícia e custos associados. Portanto, a confiabilidade da inspeção visual de isoladores poliméricos pode ser questionada.

Outros métodos de monitoramento baseiam-se nas ondas acústicas e eletromagnéticas emitidas pelos sistemas elétricos em operação. Várias pesquisas comprovam a correlação entre as condições operativas dos isolamentos elétricos e a emissão eletromagnética. Entre os espectros de frequência das ondas acústicas está o ultrassom. Nesse enfoque, várias pesquisas já foram realizadas (HARROLD, 1979; LUNDGAARD, 1992; ABDEL-SALAM, 2001; FERREIRA, 2011).

As inspeções acústicas são bastante favoráveis, tendo em vista que são realizadas à distância, por serem não invasivas. Entretanto, o diagnóstico realizado pela interpretação de um indivíduo pode ser uma desvantagem e um entrave à eficiência do método (LUNDGAARD, 1992). Assim, para minimizar as incertezas no diagnóstico do estado operacional dos isoladores poliméricos, as inspeções acústicas têm sido associadas a algoritmos computacionais que auxiliam na classificação dos isoladores e na tomada de decisão.

Nessa perspectiva, um método de inspeção acústica que permita monitorar os isoladores poliméricos de maneira segura e eficaz é proposto. Para tanto, é necessária uma análise de sensibilidade dos parâmetros, durante os processamentos computacionais, que caracterizam o método. A escolha é realizada com base nos melhores desempenhos durante a estimação. Portanto, os estados operacionais dos isoladores podem ser estimados por um algoritmo inteligente, a partir da extração de atributos dos ruídos ultrassônicos advindos das descargas superficiais e corona. Então, é possível antecipar possíveis falhas nos isoladores, decorrentes da poluição em excesso ou degradação.

1.3 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo geral a proposição de uma análise de sensibilidade de um método que seja capaz de classificar o estado de degradação ou de poluição de isoladores poliméricos. O método é baseado nas emissões acústicas advindas da detecção dos ruídos ultrassônicos (RU) gerados por descargas superficiais e corona em isoladores poliméricos. Para tanto, ele utiliza o método dos Vetores de Energia dos Centróides das Sub-bandas Espectrais (VECSE), em conjunto com uma técnica de processamento por redes neurais artificiais (RNA), para auxílio na tomada de decisão acerca dos estados dos isoladores.

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Avaliar diferentes configurações de parâmetros dos VECSE para obter os casos em que se observa um maior detalhamento das informações espectrais;
- Avaliar a influência desse detalhamento em diferentes topologias de RNA, para escolher quais delas melhor se adequam à proposta de classificação de padrões de ruídos ultrassônicos.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

No Capítulo 2, uma fundamentação teórica é apresentada com base nos principais temas envolvidos. Dentre eles estão os isoladores poliméricos, as descargas superficiais e corona, o processamento de sinais pelo método dos VECSE e a classificação de padrões por RNA.

No Capítulo 3, uma revisão bibliográfica é realizada, versando sobre as principais contribuições que tratam do monitoramento das emissões acústicas e das condições de superfície dos isoladores, além do processamento de sinais.

Em seguida, no Capítulo 4, são apresentados o material e os métodos empregados para o cumprimento do objetivo proposto. O modelo de isolador polimérico e o detector de ruídos ultrassônicos são mostrados, assim como a metodologia para detecção de RU, mediante os ensaios em laboratório, e os processamentos computacionais.

O Capítulo 5 é destinado à apresentação e à discussão dos resultados obtidos durante os processamentos computacionais para extração dos atributos do ruído ultrassônico e classificação via RNA.

Por fim, o Capítulo 6 destina-se a apresentar as conclusões da pesquisa de acordo com os objetivos alcançados, e os temas propostos para sua continuidade.

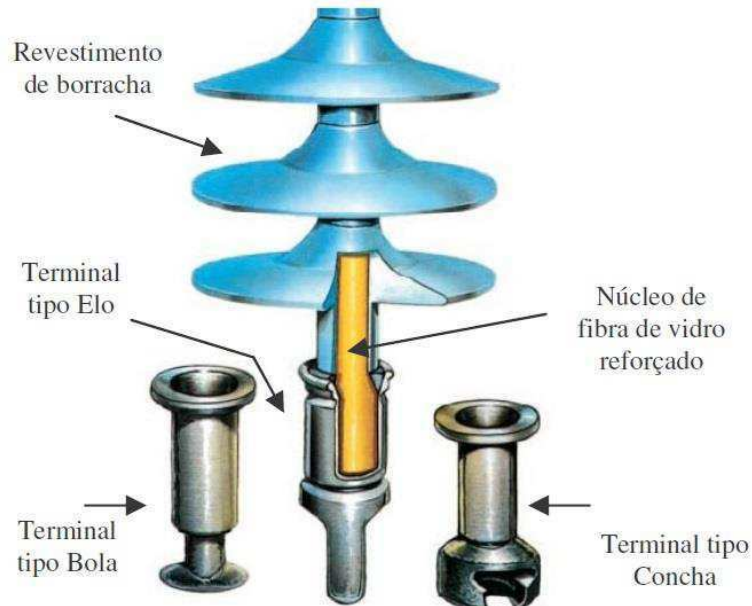
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo, os conceitos básicos sobre as técnicas e equipamentos empregados na inspeção e diagnóstico de isoladores poliméricos são apresentados.

2.1 ISOLADORES POLIMÉRICOS

Os isoladores poliméricos (IP) são equipamentos presentes nos sistemas elétricos que tem por objetivo desempenhar as mesmas funções dos isoladores cerâmicos. Os IP possuem como principais partes constituintes o núcleo de fibra de vidro reforçado, o revestimento polimérico, as aletas (também denominadas de saias) e as ferragens terminais. Os detalhes das partes que constituem o isolador polimérico podem ser visualizados na Figura 2.1 (LAPP INSULATORS, 2014).

Figura 2.1. Partes constituintes do isolador polimérico.



Fonte: LAPP INSULATORS, 2014.

2.1.1 NÚCLEO

O núcleo é constituído por uma haste de fibra de vidro reforçada com resinas plásticas. Ele exerce a função de suportar os esforços mecânicos a que o isolador está

sujeito, tais como: peso do condutor, vibrações eólicas, esforços provenientes de curto circuito e contração do condutor devido à redução da temperatura.

A perda das propriedades elétricas isolantes, em função da degradação do isolador em condições extremas de umidade, temperatura e campo eletromagnético, pode provocar efeitos indesejados e que abreviam a vida do isolador, como o trilhamento elétrico do núcleo. Além disso, estresses mecânicos podem provocar a fratura da fibra de vidro reforçada. Em ambos os casos, há a necessidade de troca imediata do isolador.

2.1.2 REVESTIMENTO

O material utilizado no revestimento que envolve o núcleo do isolador polimérico é, geralmente, fabricado com borracha de silicone (SIR), complementada com cargas ou enchimento. Também pode ser utilizado como revestimento o polímero de etileno-propileno (EPR) e etileno-propileno-dieno (EPDM). O revestimento permite que o núcleo fique protegido das condições externas degradantes, quais sejam: umidade, contaminantes químicos da poluição e radiação ultravioleta (UV) (GORUR, 1999).

Durante o processo de fabricação, o núcleo pode receber o material de revestimento por extrusão a quente. O processo permite uma maior ductilidade do material polimérico e facilita a adesão entre o núcleo e o revestimento, quando o revestimento se molda ao núcleo. Neste caso, as aletas são inseridas posteriormente. Existem outros processos fabris em que o núcleo é envolvido com revestimento moldado juntamente com as aletas.

As aletas são, geralmente, constituídas do mesmo material polimérico do revestimento. A sua função é aumentar a distância de escoamento entre as ferragens terminais, permitindo o gotejamento e evitando que se formem caminhos condutivos em condições de névoa ou sob chuva. A distância de escoamento é a menor distância superficial entre as partes condutoras do isolador.

2.1.3 FERRAGENS

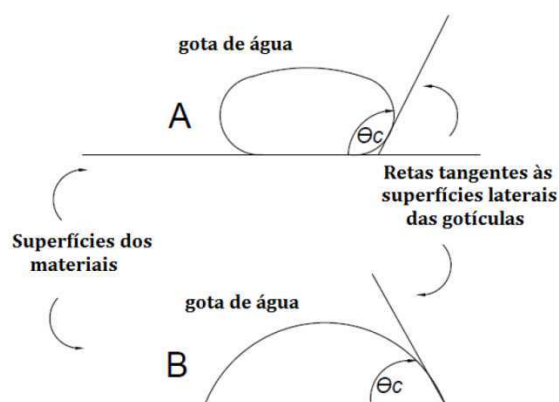
As ferragens terminais se constituem de materiais metálicos e exercem a função de interligação do isolador com a estrutura de sustentação e o condutor. Além disso, elas transmitem ao núcleo os esforços mecânicos do condutor. Durante a fabricação, elas

podem ser fixadas de diversas maneiras ao conjunto núcleo-revestimento, sendo as mais comuns o uso de cola, prensagem ou uma combinação de ambas.

2.1.4 VANTAGENS E DESVANTAGENS

Os isoladores poliméricos com revestimento à base de borracha de silicone, particularmente, possuem a característica de hidrofobicidade. Essa característica pode ser descrita pelo ângulo de contato entre uma gota e uma superfície. Na Figura 2.2 (Adaptado de AMIN *et al.*, 2007), são apresentadas gotas de água em superfície hidrofóbica (em A) e hidrofílica (em B). O ângulo de contato θ_c maior que 90° caracteriza uma superfície hidrofóbica.

Figura 2.2. Contato de uma gota de água em uma superfície hidrofóbica em A e em uma superfície hidrofílica em B.



Fonte: Adaptado de AMIN *et al.*, 2007.

Em isoladores poliméricos, a hidrofobicidade dificulta a formação de películas de água na superfície, de forma que na presença de pequenas gotículas a resistência superficial do isolador ainda é elevada. Isso diminui a probabilidade de formação das bandas secas. Além disso, a característica hidrofóbica do isolador é transferida, até certo ponto, para a superfície de poluição, o que tende a aumentar os intervalos entre as lavagens programadas (OESTERHELD, 1996; GORUR *et al.*, 1999).

Com relação às propriedades mecânicas, os isoladores poliméricos são mais leves que os isoladores cerâmicos, permitindo a construção de estruturas de sustentação mais econômicas e menores. Em alguns casos, o peso de um isolador polimérico é 90% menor do que o peso de uma cadeia de isoladores de vidro da mesma classe de tensão. Além disso, os isoladores poliméricos são menos atrativos ao vandalismo, visto que não se estilhaçam quando alvejados. Como se constituem de uma peça única, seu uso pode ser

adaptado para exercer outras funções que não são destinados, como em espaçadores e separadores de linhas. Embora possuam elevada resistência à tração, não suportam grandes esforços de torção e compressão no núcleo.

Eletricamente, os isoladores poliméricos emitem interferência eletromagnética em níveis menores que as emitidas pelos isoladores cerâmicos (FONTGALLAND *et al.*, 2004). Além dessa vantagem, a ausência de ferragens intermediárias cria uma grande distância de escoamento, dificultando a formação de arcos elétricos.

2.2 DESCARGAS PARCIAIS

Segundo a norma IEC 60270 (2000), uma descarga parcial ocorre quando existem rupturas nas porções de um dielétrico que está submetido a uma tensão sem, no entanto, atingi-lo integralmente. A presença de um campo elétrico intenso, nas proximidades de um isolador, provoca o aparecimento das descargas parciais. Elas podem ser classificadas em três tipos: superficiais, corona e internas. A seguir, serão destacados alguns conceitos sobre as descargas superficiais e corona.

2.2.1 DESCARGAS SUPERFICIAIS

As descargas superficiais ocorrem devido à interação entre um campo elétrico perpendicular à superfície e cargas livres oriundas da ionização do ar em volta do dielétrico, alterando a região superficial e aumentando a chance de formação de caminhos condutores (LIMA, 2010).

Em isoladores poliméricos, é comum o aparecimento de descargas na superfície, principalmente quando os níveis de umidade relativa do ar (URA) estão altos, ou em períodos de chuva. Além dos níveis de URA, outros fatores agravantes para a formação das descargas superficiais são a poluição depositada na superfície dos isoladores e a degradação por uso contínuo, durante a vida útil do equipamento. Essas condições podem provocar o aparecimento das bandas secas, aumentando os níveis da corrente de fuga e o risco de formação do trilhamento elétrico (BORGES, 2012; SILVA, 2014).

O trilhamento elétrico pode ocasionar erosão do material. Durante o processo, as altas temperaturas oriundas da circulação da corrente elétrica provocam a carbonização e, conseqüentemente, perda de material. Portanto, esse fenômeno é caracterizado pela

formação de resíduos a base de carbono, acompanhado por cintilações luminosas e leva à deterioração dos materiais isolantes, com a formação das trilhas (MALIK, 1998). As descargas superficiais em conjunto com os processos citados podem causar a ruptura total da isolação.

2.2.2 DESCARGAS CORONA

Nos arranjos físicos com isoladores, campos elétricos não uniformes ou divergentes são inevitáveis e as descargas corona podem ser geradas ao redor de pontas energizadas ou em extremidades de condutores. Elas emitem ruído sonoro, luz e radiação ultravioleta (UV) quem podem ser detectadas pela audição humana, pela visão e por câmera UV. Trata-se de um fenômeno de interesse particular em sistemas de alta tensão. O corona é danoso para os sistemas de isolamento e causa interferências nos sistemas de comunicação. Os efeitos do corona nos isolamentos elétricos são objetos de diversos estudos (KUFFEL *et al.*, 2000; MORENO e GAM, 2001; GERMANO, 2010).

Em isoladores poliméricos, as descargas corona ocorrem mais facilmente nas regiões próximas ao condutor energizado, onde há campo elétrico em níveis mais elevados. As descargas corona são responsáveis pela degradação do material polimérico e perda das características hidrofóbicas. A ocorrência de descargas corona pode ser minimizada com a aplicação de anéis equalizadores, devido à atenuação do campo elétrico nos pontos críticos.

2.3 VETORES DE ENERGIA DOS CENTROIDES DAS SUB-BANDAS ESPECTRAIS

A extração dos atributos dos sinais é a tarefa mais importante para o reconhecimento de padrões acústicos. Ela requer a escolha de um procedimento matemático adequado, que realize a separação das informações mais relevantes e, ao mesmo tempo, o descarte das informações redundantes ou irrelevantes. Diversos métodos de extração de atributos têm surgido como alternativas para processamento de sinais acústicos. Dentre estes métodos, estão os destinados à extração de atributos da fala, que podem ser baseados, por exemplo, em coeficientes *cepstrais* e nos centróides das sub-bandas espectrais (CSE).

Métodos baseados em coeficientes *cepstrais* são mais utilizados para reconhecimento da fala porque apresentam desempenho satisfatório, no entanto são muito sensíveis às interferências externas de ruídos aditivos e demandam grande esforço computacional. Os métodos baseados nos CSE são uma alternativa aos anteriores, porque permitem realizar a separação adequada do sinal na presença de ruídos indesejados com um processamento computacional equivalente (GAJIĆ e PALIWAL, 2001).

O processamento dos CSE é realizado segundo parâmetros definidos para divisão da banda de frequência do sinal, em uma quantidade fixa de sub-bandas, e cálculo do centroide de cada uma delas (PALIWAL, 1998). Os parâmetros, a serem definidos, são:

- Número de filtros de divisão do espectro;
- Frequências centrais e frequências de corte dos filtros;
- Formato dos filtros;
- Percentual de sobreposição.

O método dos VECSE se baseia no algoritmo dos CSE, que foi originalmente proposto para o reconhecimento da fala por Paliwal (1998). O método dos VECSE é utilizado para reconhecimento e extração de atributos do ruído ultrassônico, levando-se em consideração a energia dos centróides representada vetorialmente. Dessa forma, ele é utilizado para extrair a maior quantidade de informações do sinal de RU, realizando o descarte das informações irrelevantes, como ruídos de natureza não identificada ou sem interesse prático.

Os procedimentos de estimação, segundo o algoritmo dos VECSE, são descritos a seguir (FERREIRA, 2011):

1. Inicialmente, utiliza-se a transformada rápida de Fourier (FFT) para estimação do espectro de potência do sinal de ruído;
2. Divide-se o espectro em um número de sub-bandas de frequências sobrepostas a partir da aplicação de filtros passa-faixas retangulares sobrepostos, permitindo a localização aproximada dos centróides;
3. Estima-se matematicamente a localização dos centróides espectrais de cada sub-banda no espectro estimado, segundo a equação (2.1) (FERREIRA, 2011):

$$C_H = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} H_m(k) \cdot P(k)}{\sum_{k=0}^{N-1} P(k)}, \quad (2.1)$$

em que, $P(k)$ é a faixa do espectro de potência estimado, que foi limitado pelo filtro; $H_m(k)$ é o vetor de frequências e N é o número de amostras disponíveis na sub-banda.

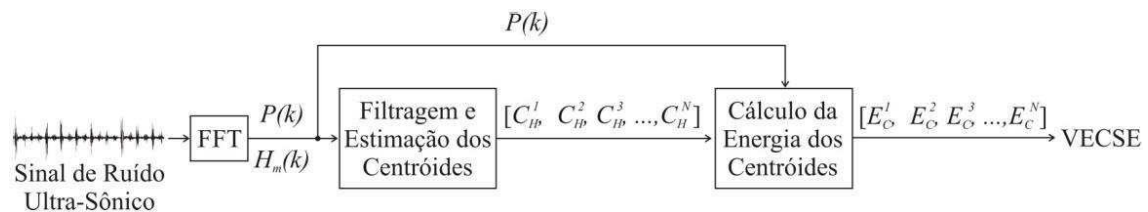
4. Por fim, estima-se a energia associada a cada centróide através da equação (2.2) (FERREIRA, 2011):

$$E_C = \sum_{k=C_H-\delta \cdot N}^{C_H+\delta \cdot N} P(k), \quad (2.2)$$

em que, C_H é a localização do centróide da sub-banda em questão. O parâmetro δ é o que definirá a largura da faixa em torno do centróide, que será utilizada para o cálculo da energia média.

O diagrama de blocos, que representa o algoritmo empregado na estimação dos VECSE, é apresentado na Figura 2.3 (FERREIRA, 2011). Um sinal de ruído ultrassônico é inserido na entrada do processamento e o cálculo da FFT é realizado para estimação do espectro de frequência. A localização dos centroides (C_H^N) é realizada com as informações dos filtros, dados pelo parâmetro $P(k)$, e do vetor de frequências $H_m(k)$. Ao final, a energia calculada para cada centróide (E_C^N) é dada em forma de vetor.

Figura 2.3. Diagrama de blocos do algoritmo dos VECSE.



Fonte: FERREIRA, 2011.

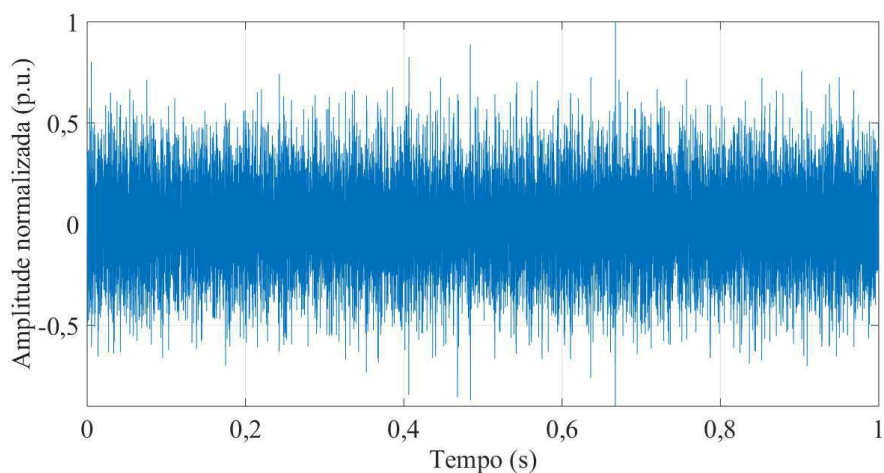
A quantidade de filtros, assim como suas larguras de faixa e o percentual de sobreposição entre eles são os parâmetros que definirão a taxa de compressão do método (FERREIRA, 2011). Deve existir, portanto, uma relação de compromisso entre o grau de detalhamento do espectro, definido pelos parâmetros supracitados, e o esforço computacional.

Uma quantidade reduzida de filtros, com larga faixa e baixo percentual de sobreposição, resulta em alta compressão, mas detalhes do espectro são perdidos no processamento. Além disso, o baixo percentual de sobreposição resulta em baixa correlação entre sub-bandas adjacentes. Isso influencia no cálculo da localização dos centróides, uma vez que não contempla regiões próximas à sub-banda. Nesse caso, o resultado será dado por poucas sub-bandas e, conseqüentemente, menor esforço computacional e baixo detalhamento (FERREIRA, 2011).

Quando se adota uma maior quantidade de filtros, com larguras de faixa mais estreitas e um alto percentual de sobreposição, a compressão é menor. Entretanto, encontra-se um alto grau de detalhamento do espectro. Isso permite uma alta correlação entre sub-bandas adjacentes, e o cálculo da localização dos centróides contempla regiões próximas da sub-banda. O resultado é uma quantidade maior de sub-bandas e, conseqüentemente, maior detalhamento e esforço computacional (FERREIRA, 2011). Em casos com baixo grau de separabilidade entre classes, essa configuração auxilia, mais eficientemente, no detalhamento e classificação a partir do espectro de frequências.

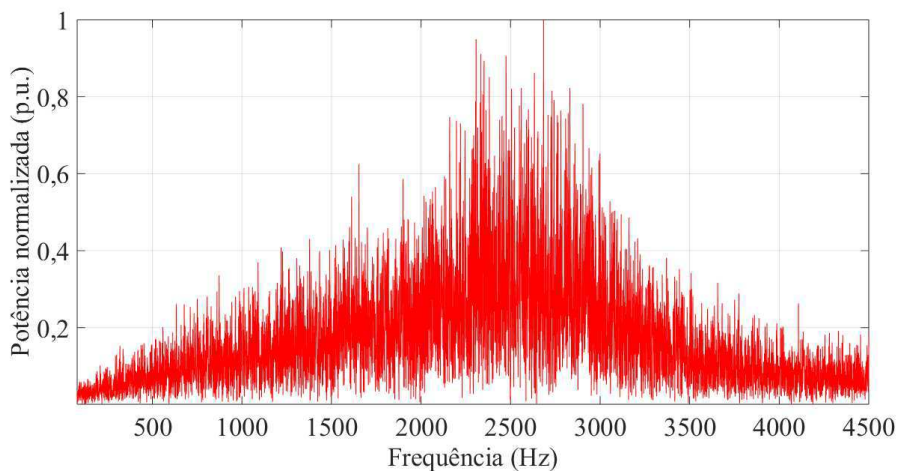
Para ilustrar o processamento dos VECSE em dois casos de subdivisão, uma amostra de sinal de RU de 1 s de duração é apresentada na Figura 2.4. Na Figura 2.5, é apresentada a FFT calculada a partir da amostra do RU e, na Figura 2.6, os vetores de energias, calculados para essa amostra, são apresentados. Nesse caso, a subdivisão com 30 sub-bandas sobrepostas a 50% apresenta maior detalhamento do vetor em relação à subdivisão com 10 sub-bandas sobrepostas a 10%.

Figura 2.4. Amostra de RU.



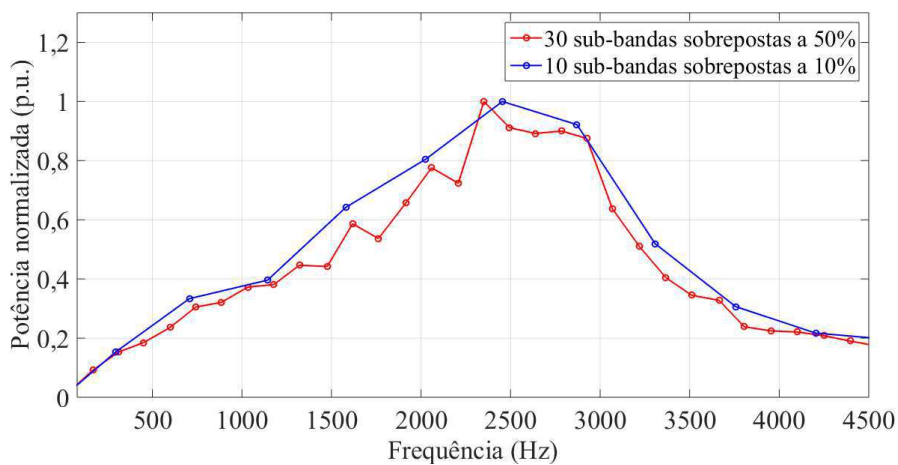
Fonte: autoria própria.

Figura 2.5. FFT calculada a partir da amostra de RU.



Fonte: autoria própria.

Figura 2.6. VECSE obtidos de uma amostra de RU.

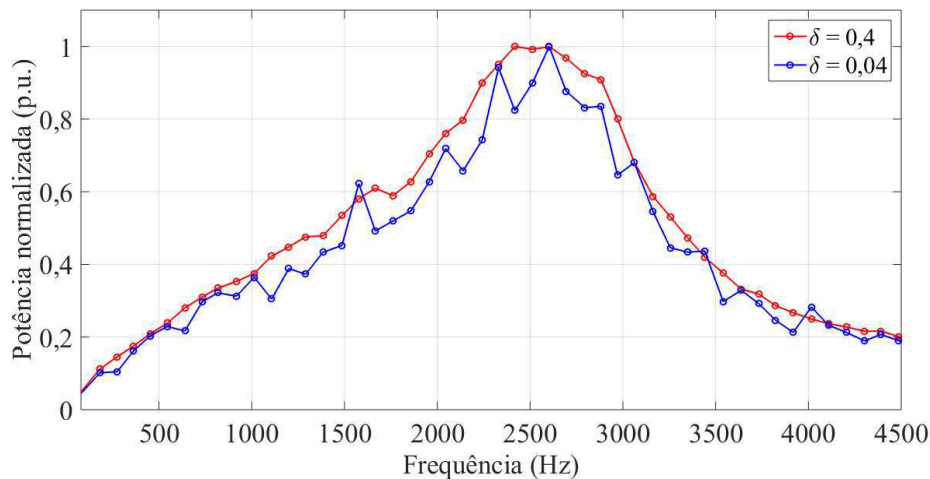


Fonte: autoria própria.

Para que se caracterize totalmente o vetor de energias, é necessário atribuir-lhe as informações relativas à energia em cada sub-banda. Mas isso não é realizado calculando-se, simplesmente, as médias dos valores de potência espectral dentro de cada sub-banda. É necessário que se calcule a média da energia junto ao centróide, localizado pelo parâmetro C_H , o qual apenas traz informação sobre a localização na faixa de frequência de cada sub-banda.

Dessa forma, o parâmetro δ quantifica o ajuste em torno do centróide, para o cálculo da energia média. Quando seu valor é máximo ($\delta = 0,5$), a energia é calculada numa região de largura equivalente à sub-banda em questão; quando é mínimo ($\delta = 0$), a energia será a mesma que a da frequência do centróide. Na Figura 2.7, são apresentados dois cálculos para estimação dos VECSE. A quantidade de filtros utilizada, bem como a taxa de sobreposição são iguais para os dois casos. Apenas variou-se o parâmetro δ . Pode-se observar que a variação de δ apenas influencia na suavidade da curva, visto que a quantidade de sub-bandas não é modificada e o número de elementos do vetor é o mesmo. Logo, o parâmetro δ não influencia na taxa de compressão do método dos VECSE.

Figura 2.7. VECSE obtidos com $\delta = 0,4$ e com $\delta = 0,04$.



Fonte: autoria própria.

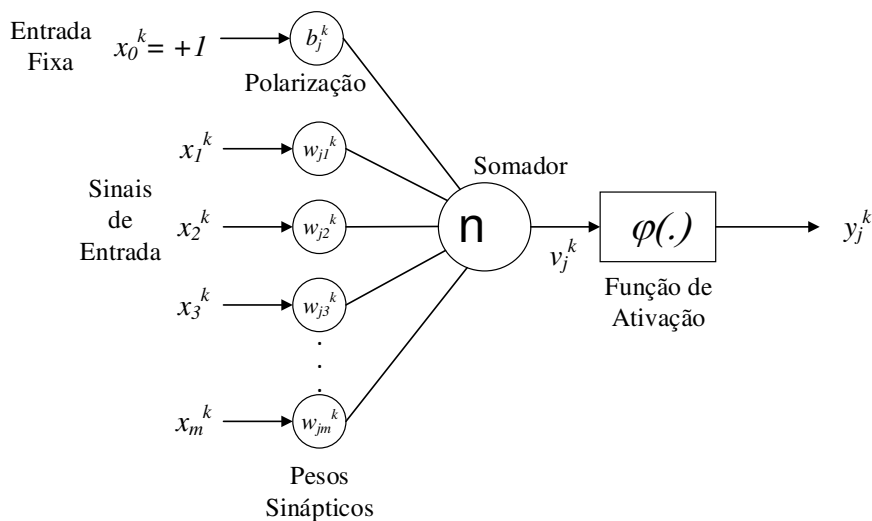
2.4 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As redes neurais artificiais são modelos matemáticos de processamento de informação que se caracterizam por se inspirarem na estrutura física do neurônio biológico. Esse, por sua vez, constitui as estruturas cerebrais e tem a função de processar

informações a partir das experiências adquiridas, desenvolvendo suas próprias regras para o aprendizado (HAYKIN, 2001). O aprendizado é garantido se utilizando de pesos sinápticos, que armazenam o conhecimento adquirido por meio de informações numéricas.

As RNA adotam ligações entre os neurônios para processamento de dados, segundo padrões de entrada e saída. Como características inerentes às RNA, estão a capacidade de se adaptar a novas situações a partir do aprendizado e a generalização, quando se avaliam com sucesso outros padrões similares, mas não idênticos aos utilizados durante o aprendizado (SILVA, 2005; HAYKIN, 2001). Tratam-se, portanto, de sistemas paralelos, não lineares e distribuídos, estruturados por conexões ou sinapses e possuem, como unidade básica de processamento, o neurônio artificial, cujo modelo é representado na Figura 2.8 (Adaptado de HAYKIN, 2001). Esse modelo foi proposto por McCulloch e Pitts (1943).

Figura 2.8. Modelo de um neurônio artificial.



Fonte: Adaptado de HAYKIN, 2001.

A partir do modelo do neurônio artificial, três elementos básicos podem ser identificados (SILVA, 2005):

- Um conjunto de sinapses, caracterizadas individualmente por um peso sináptico (w_{ji}^k), que indica a importância do sinal de entrada i na determinação da saída do neurônio j da camada k ;
- Um somador, que tem a função de realizar uma combinação linear dos sinais de entrada, ponderados pelos respectivos pesos sinápticos de suas ligações;

- Uma função de ativação (φ_j^k), que limita a amplitude da saída em um intervalo normalizado, geralmente $[0,1]$ ou $[-1,1]$.

O modelo do neurônio também inclui a polarização (*bias*) b_j^k , que modifica a entrada da função de ativação mediante a aplicação de um sinal com valor fixo em +1. Matematicamente, um neurônio j , localizado na camada k , é descrito pelas equações (2.3) e (2.4) (SILVA, 2005):

$$v_j^k = b_j^k + \sum_{i=1}^{I^k} w_{ij}^k x_i^k, \quad (2.3)$$

e,

$$y_j^k = \varphi_j^k(v_j^k), \quad (2.4)$$

em que, I^k é a quantidade de entradas da camada; x_i^k representa os sinais de entrada; w_{ij}^k representa os pesos sinápticos; b_j^k é a polarização; v_j^k é o potencial de ativação; $\varphi_j^k(\cdot)$ é a função de ativação e y_j^k é o sinal de saída.

A função de ativação define a saída de um neurônio em termos do potencial de ativação, limitando o resultado a um intervalo conhecido. Isso é necessário para evitar que informações sejam propagadas pelas camadas da RNA indefinidamente e sem limite numérico de crescimento. Caso contrário, haveria a saturação dos neurônios e perda de eficiência da rede (HAYKIN, 2001).

Algumas funções matemáticas destacam-se, no uso em RNA, como funções de ativação. Um exemplo conhecido é a função sigmoide, definida pela equação (2.5):

$$\varphi_j^k(v_j^k) = \frac{1}{1 + e^{-av_j^k}}, \quad (2.5)$$

em que a possui valor sempre maior que zero e é o *parâmetro de inclinação* da função, representando a sua suavidade (HAYKIN, 2001). O conjunto imagem da função sigmoide é dado por $[0,1]$. Outra função de ativação bastante difundida é a função tangente hiperbólica, definida pela equação (2.6) (HAYKIN, 2001):

$$\phi_j^k(v_j^k) = \frac{1 - e^{-av_j^k}}{1 + e^{-av_j^k}}, \quad (2.6)$$

em que o seu conjunto imagem é dado por $[-1,1]$.

2.4.1 PROCESSO DE APRENDIZAGEM

As RNA utilizam, geralmente, bases de dados divididas em unidades de treinamento, validação e teste para visualização do seu comportamento, segundo critérios de acerto. Durante a etapa de treinamento, uma parcela dos padrões de dados é apresentada sucessivas vezes à RNA em iterações (épocas) de aprendizagem. A validação é utilizada para supervisionar o desenvolvimento da capacidade de generalização da rede durante a fase de treinamento. O teste é aplicado ao final da etapa de aprendizagem, para verificar a qualidade do aprendizado da rede. Geralmente, 75% dos padrões são utilizados para o treinamento, 15% dos padrões são utilizados para validação e 15% dos padrões são utilizados para teste, totalizando 100% dos padrões.

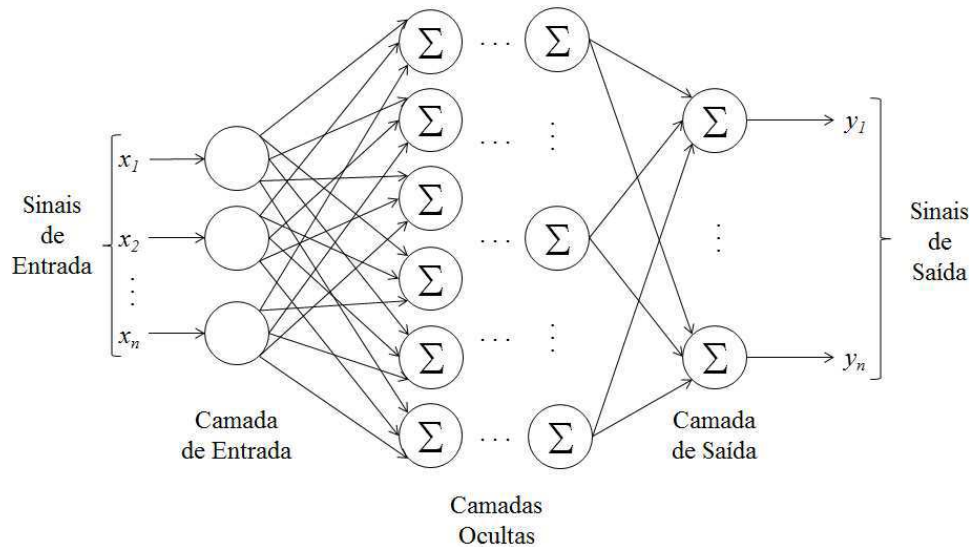
Baseado no tipo de aprendizado, duas classes de rede podem ser definidas: as supervisionadas e as não supervisionadas. As redes supervisionadas utilizam um conjunto de entradas e saídas desejadas para realizar o treinamento. As não supervisionadas, por sua vez, realizam o treinamento a partir de semelhanças entre classes de padrões apresentadas à entrada, dividindo-as em agrupamentos, sem identificação da saída desejada.

O primeiro modelo para aprendizagem supervisionada foi proposto por Rosenblatt (1958), sendo denominado por *perceptron*. O *perceptron* é a forma mais simples de uma rede usada para classificação de padrões ditos linearmente separáveis (HAYKIN, 2001). Basicamente, ele é constituído por um único neurônio, com pesos sinápticos e *bias* ajustáveis, e realiza o processamento das entradas de padrões (vetores) em torno de duas classes linearmente separáveis. A saída é limitada entre as duas classes, em que a resposta dada pelo neurônio pode ser positiva (+1) ou negativa (-1). Além do *perceptron*, existem diversos modelos de redes neurais (HAYKIN, 2001).

2.4.2 PERCEPTRON DE MÚLTIPLAS CAMADAS

As redes *Perceptron* de Múltiplas Camadas (MLP) representam uma generalização do modelo *perceptron* de camada única (HAYKIN, 2001). Um modelo representativo de uma rede, com arquitetura MLP, é apresentado na Figura 2.9 (Adaptado de HAYKIN, 2001).

Figura 2.9. Representação de uma arquitetura de rede MLP.



Fonte: Adaptado de HAYKIN, 2001.

As redes MLP são constituídas por camadas interligadas totalmente entre si. As informações são passadas à rede através da primeira camada, que é formada por unidades sensoriais. As camadas seguintes são formadas pelas camadas ocultas ou intermediárias, que podem ser únicas, e a camada de saída. As informações da entrada são propagadas camada a camada, em um processo denominado *feedforward* (alimentar para frente), através do cálculo descrito pelas equações (2.3) e (2.4).

O aprendizado das redes MLP é do tipo supervisionado. Existem diversos algoritmos para o treinamento dessas redes, mas se destacam os que são baseados na retropropagação do erro, denominados *backpropagation* (retropropagação). Esse algoritmo consiste, basicamente, em duas etapas: a primeira, para frente, com propagação do sinal de entrada, e a segunda, para trás, com a retropropagação do erro. O vetor de entradas, fornecido à rede, se propaga camada a camada, com pesos sinápticos fixos. Ao final, é produzido um conjunto de saídas, que será comparado com o conjunto de saídas desejadas para se encontrar o erro. Esse é, então, retropropagado e os pesos sinápticos são atualizados segundo uma regra de correção do erro (WERBOS, 1974). Essa operação é

realizada através da função de energia do erro, que é o erro médio quadrático entre as saídas produzidas e desejadas da rede, como está definido pela equação (2.7) (HAYKIN, 2001):

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in B} [d_j(n) - y_j(n)]^2, \quad (2.7)$$

em que, B representa o conjunto de neurônios da camada de saída; $d_j(n)$ é a saída desejada do neurônio de saída j ; n é o número de padrões; $y_j(n)$ é a saída obtida pela rede, para o padrão n do conjunto de treinamento (SILVA, 2005).

O algoritmo *backpropagation* foi modificado por Riedmiller e Braun (1992), que propuseram o *Resilient Propagation* (Propagação Resiliente) (RPROP). O algoritmo RPROP utiliza uma estratégia localizada para atualização dos pesos sinápticos. Nesse caso, apenas as variações de sinal no gradiente local de cada peso são levadas em consideração. Todos os pesos são atualizados individualmente ao final de cada época de treinamento, ou seja, cada peso sináptico possui taxa de variação própria.

Durante o processamento do RPROP, uma mudança no sinal do gradiente local, entre uma época e outra, é resultado de um ajuste mal dimensionado do peso sináptico. Como consequência disso, a rede salta sobre um ponto extremo, provável mínimo local ou global da função na superfície de solução. Quando isso ocorre, a configuração anterior ao último ajuste é retomada e o reajuste dos valores dos pesos é realizado (RIEDMILLER E BRAUN, 1992). Para isso, a taxa de variação é calculada em função do parâmetro da taxa de aprendizagem (η), que é atribuída no início do processamento da rede. A taxa de aprendizagem indica o quão rápido se dará o ajuste dos pesos, e pode assumir dois valores, sugeridos pelos autores do algoritmo: $\eta^- = 0,5$ e $\eta^+ = 1,2$. Além da taxa de aprendizagem, a rede recebe critérios de parada como a quantidade de épocas e o erro mínimo calculado. Quando a rede atinge um dos critérios de parada, o aprendizado é encerrado e a última configuração dos valores dos pesos sinápticos é preservada.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

As pesquisas relacionadas ao monitoramento dos isoladores poliméricos descrevem os diversos métodos e técnicas desenvolvidos. Adicionalmente, técnicas de processamento de sinais acústicos e classificação de padrões, utilizando inteligência artificial, têm sido propostas e podem ser aproveitadas como recursos para o diagnóstico dos estados operacionais dos isoladores.

3.1 MONITORAMENTO DAS EMISSÕES ACÚSTICAS

A necessidade de se antever a ocorrência de falhas em isoladores elétricos determinou o desenvolvimento de diferentes métodos para o seu monitoramento.

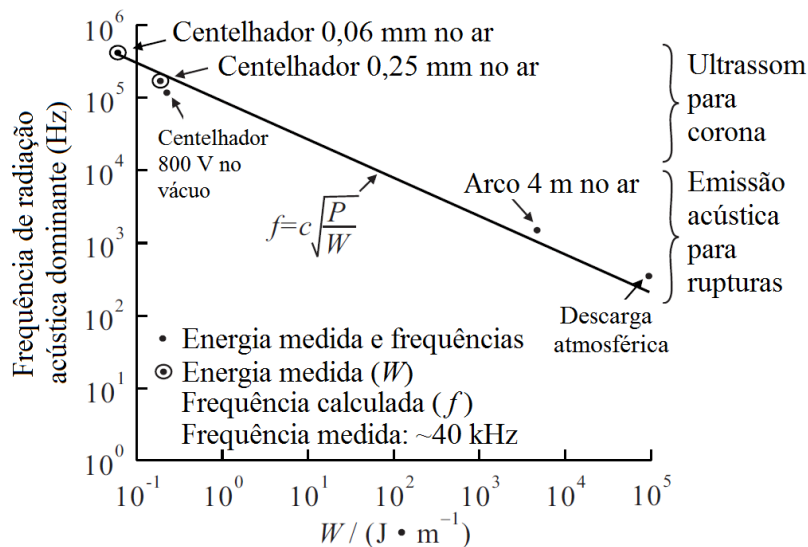
Dentre os métodos consolidados, a inspeção visual é o mais utilizado para avaliação da deterioração externa dos isoladores. Entretanto, ela fica à margem da exatidão, podendo gerar falsos positivos e falsos negativos, e requer interpretação cuidadosa e experiência do indivíduo responsável pela inspeção. Além disso, o método é pouco eficiente para detecção da poluição depositada na superfície dos isoladores.

Com o objetivo de agregar valor aos processos de inspeção dos isoladores, quer seja na análise de seu estado de degradação quer seja na detecção dos níveis de poluição, várias pesquisas vêm sendo desenvolvidas. Medições de acúmulo equivalente de sal e de partículas não solúveis, assim como condutividade superficial, estão entre os métodos mais difundidos, mas requerem análise laboratorial do material recolhido dos isoladores em operação nas linhas (CIGRE TASK FORCE, 1994). Medição da corrente de fuga permite avaliar os níveis de descargas em isoladores, mas é susceptível às interferências eletromagnéticas do ambiente, reduzindo a confiabilidade dos dados obtidos (PEI *et al.*, 2008).

Por outro lado e de forma não invasiva, a detecção das emissões acústicas das descargas corona é uma alternativa viável aos métodos que possuem sensibilidade a campos eletromagnéticos, tendo em vista que as inspeções acústicas, que empregam ruídos ultrassônicos, são baseadas em um efeito mecânico das descargas elétricas. Nesse contexto, as descargas corona que ocorrem nas proximidades dos isoladores poluídos

resultam em liberação localizada e praticamente instantânea de energia. Além disso, o ruído advindo das descargas superficiais libera uma maior quantidade de energia na faixa de ultrassom, especialmente quando o meio circunvizinho é o ar (HARROLD, 1985). Isso pode ser notado quando se observa o comportamento da energia mecânica das descargas elétricas, nas diferentes faixas de frequência acústica, como mostrado na Figura 3.1 (HARROLD, 1985). Para uma maior quantidade de energia irradiada, a frequência de radiação acústica dominante é menor, como é observado na ocorrência de rupturas. Para a frequência dominante maior, a energia irradiada é menor, como ocorre com as descargas corona.

Figura 3.1. Frequências dominantes nas EA medidas em descargas atmosféricas, descargas com eletrodos, em diversas distâncias e descargas parciais, comparadas com a curva calculada, versus energia da descarga.



Fonte: HARROLD, 1985.

Segundo a curva apresentada na Figura 3.1, a frequência dominante irradiada em diferentes distâncias disruptivas pode ser descrita pela equação (3.1):

$$f = c \sqrt{\frac{P}{W}}, \quad (3.1)$$

em que, f é a frequência dominante (em Hz); c é a velocidade do som no ar (em m/s); P é a pressão ambiente (em Pa) e W é a energia mecânica da descarga (em J/m).

Em um estudo preliminar, Lundgaard (1992) propôs o uso de métodos baseados em emissões acústicas para detecção de descargas parciais em campo, visto que são imunes às interferências eletromagnéticas. O trabalho consistiu em apresentar os

principais conceitos de propagação das EA em diferentes meios, sob determinadas condições físicas e discutir o mecanismo de propagação das ondas mecânicas oriundas das descargas parciais. Desse modo, o autor atribuiu às inspeções acústicas a viabilidade do monitoramento dos isoladores de forma segura e eficaz, com resultados robustos, tendo em vista as possibilidades de processamento dos sinais obtidos.

Seguindo a mesma linha de pesquisa, Tian *et al.* (1999) desenvolveram um sistema de aquisição de dados, em tempo real, para monitoramento de isoladores poliméricos. O método foi baseado em emissões acústicas e os sinais foram obtidos a partir de um sensor piezoelétrico. Como resultado, demonstrou-se a viabilidade da descrição das EA por meio da taxa de ocorrência e amplitude dos sinais. Entretanto, os autores não apresentaram uma maneira de classificar os padrões estatisticamente, por considerarem o procedimento complexo.

Por outro lado, Abdel-Salam *et al.* (2001) propuseram um método de detecção e análise de RU para localização de pontos susceptíveis a falhas em linhas de distribuição. Os autores obtiveram os sinais de ruído de diferentes pontos das linhas e os compararam segundo as quantidades e intensidades dos picos do sinal, em uma mesma faixa de frequência. O método demonstrou ser útil na classificação das emissões acústicas, de forma que foi possível identificar a origem dos RU advindos de descargas superficiais de isoladores poluídos e descargas corona em extremidades de condutores. Contudo, os autores não consideraram o uso de metodologias computacionais para auxílio à classificação dos sinais.

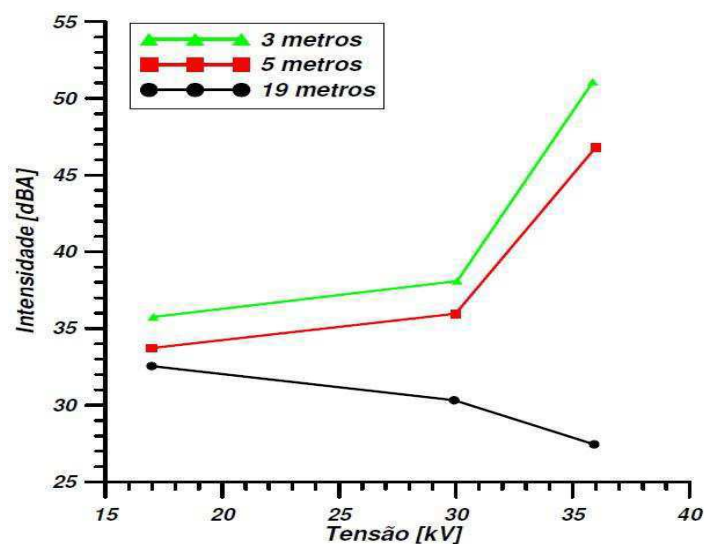
Dando prosseguimento às pesquisas com isoladores, Pei *et al.* (2008) desenvolveram um método de monitoramento, em tempo real, baseado na detecção de RU em diferentes estágios de operação, inclusive na ocorrência de *flashover* (descarga). O método utiliza transdutores acústicos parabólicos junto às torres, direcionados para os isoladores. Os ruídos são registrados e processados segundo as características de amplitude, frequência e envelope do sinal. As informações são armazenadas *in loco*, sendo periodicamente avaliadas. Entretanto o método não utiliza topologias computacionais para auxílio ao diagnóstico. Ainda assim, a técnica demonstrou ser aplicável frente aos métodos consolidados, devido à segurança, eficiência na resposta do processamento e por ser não invasiva.

Borges (2012) avaliou as vantagens do uso de técnicas alternativas para inspeção preditiva não invasiva em isoladores de pino, em linhas de distribuição. As técnicas de medição de RU e radiofrequência foram comparadas aos métodos mais consolidados em

uso pelas concessionárias de energia elétrica que, segundo o autor, são a termografia e detecção de UV. De acordo com o autor, o principal aspecto das medições de RU e radiofrequência é sua simplicidade de uso. Além disso, os métodos permitem realizar a inspeção dos equipamentos energizados a uma distância segura, o que facilita os trabalhos de manutenção por parte das equipes responsáveis. Por outro lado, quanto maior a distância entre a medição e a fonte das descargas elétricas, maior será a dificuldade na detecção dos ruídos, devido aos níveis elevados de interferência do ambiente. Portanto, deve-se considerar uma correlação entre os níveis de RU, em função da tensão aplicada, e a distância entre o detector de ruído e a fonte de descargas parciais, para escolha do ponto de medição mais adequado.

Na Figura 3.2 (Borges, 2012), um modelo estatístico, que correlaciona as intensidades de RU, em função da tensão aplicada, e prováveis distâncias de medição, é apresentado. Pode-se observar que os níveis de RU são atenuados a uma maior distância entre fonte e detector. Isso resulta em uma associação dos RU, a partir de determinada distância, ao ruído branco do ambiente; portanto, com pouco ou nenhum significado estatístico (JERMENDY *et al.*, 1998). A distância da medição é um parâmetro importante a ser considerado na inspeção, entretanto a principal informação a ser detectada é a frequência de radiação acústica do ruído.

Figura 3.2. Relação entre o nível de tensão e a intensidade do ruído ultrassônico advindo das descargas parciais, para diferentes distâncias de medição.



Fonte: BORGES, 2012.

3.2 CONDIÇÕES DE SUPERFÍCIE

Os isoladores poliméricos apresentam características vantajosas que justificam seu crescente uso nos últimos decênios, principalmente, substituindo cadeias de isoladores cerâmicos. Uma das principais vantagens é o uso do material polimérico que reveste o núcleo do equipamento. Embora dificulte a inspeção visual, o polímero é leve e possui hidrofobicidade, além de ser menos atrativo ao vandalismo. Mesmo assim, o material polimérico está submetido à degradação e conseqüente diminuição de sua resistência superficial, devido aos fatores ambientais e esforços mecânicos e elétricos. Diversas pesquisas têm sido realizadas com o intuito de avaliar o comportamento do material polimérico submetido aos estresses do ambiente (GORUR *et al.*, 1997; SOUZA e LOPES, 2008; ANGELINI, 2009; SILVA, 2014).

Alguns fatores ambientais são preponderantes no desempenho da resistência superficial da isolação. Diversos contaminantes, na presença de umidade, formam um eletrólito que possibilita a circulação de correntes entre pontos de diferentes potenciais elétricos na superfície do material polimérico. Essas correntes, que podem ser generalizadas como correntes de fuga, provocam aumento da temperatura superficial formando as bandas secas. A formação das bandas secas nas superfícies dos isoladores pode provocar erosão e trilhamento elétrico (GORUR *et al.*, 1999).

De acordo com esses conceitos, Gorur *et al.* (1997) descreveram um método de avaliação da resistência à erosão e ao trilhamento elétrico de materiais poliméricos em isoladores. O método consistiu em combinar diferentes condições de estresse do material, segundo os testes de névoa e plano inclinado. As condições do material foram comparadas com informações obtidas em campo para demonstrar a eficiência do método. Embora não se utilize essa abordagem para monitoramento dos isoladores poliméricos, a técnica tem um importante papel na caracterização do comportamento do material polimérico.

O estudo dos fatores que ocasionam envelhecimento precoce dos isoladores poliméricos vem se tornando cada vez mais importante devido aos custos de manutenção, muitas vezes dispendiosos por falta de uma técnica eficiente de localização dos defeitos. Nessa perspectiva, Souza e Lopes (2008) investigaram a distribuição do campo elétrico na superfície dos isoladores poliméricos, na presença de gotas de água, o que pode ocasionar o fenômeno das bandas secas e aparecimento das descargas corona. Além disso, diferentes configurações de anéis equalizadores foram estudadas para avaliar a influência

da distribuição do campo elétrico na deterioração do isolador polimérico. Os autores observaram que, em casos extremos como umidade elevada ou sob chuva, o uso dos anéis equalizadores devidamente localizados reduz significativamente a intensidade do campo elétrico nas redondezas do isolador. Contudo, não foi possível realizar uma estimativa da degradação dos isoladores com base nos níveis de interferência eletromagnética.

Com o objetivo de avaliar o comportamento dos isoladores poliméricos submetidos à poluição e estresses mecânicos e elétricos, Angelini *et al.* (2009) utilizaram agentes degradantes para acelerar o processo de envelhecimento do material de revestimento. A técnica permitiu demonstrar as perdas das propriedades isolantes do equipamento quando submetido a diversos tipos de estresses presentes no ambiente, de maneira exclusiva. Com isso, é possível estimar quão rapidamente o material polimérico se degrada ao longo de sua vida útil. Entretanto, uma estimativa segura sobre o tempo de vida útil dos isoladores poliméricos não foi obtida, tendo em vista que o envelhecimento destes equipamentos em linhas de transmissão se dá devido à incidência conjunta de fatores degradantes.

Para monitorar as condições de superfície dos isoladores poliméricos, Muniraj *et al.* (2010) desenvolveram um método baseado nos coeficientes de tempo-frequência da transformada *Wavelet* discreta. Tais coeficientes foram extraídos a partir das formas de onda da corrente de fuga, e uma classificação foi realizada com o auxílio de um algoritmo baseado em lógica *fuzzy* (difusa). O trabalho foi realizado em laboratório, segundo condições controladas de poluição, umidade e salinidade de superfície. Os resultados foram promissores, uma vez que o algoritmo identificou com precisão as condições de superfície dos isoladores. Entretanto, não foram afirmadas quais características indicaram ou não a necessidade de troca ou lavagem dos mesmos.

Bezerra *et al.* (2012) realizaram um estudo de caso com isoladores poliméricos em linha de transmissão de 138 kV. O estudo se baseou nas técnicas de inspeção por câmera de detecção da radiação UV e câmera de termografia. A técnica permitiu detectar isoladores defeituosos e que apresentavam degradação natural, principalmente nas suas extremidades, devido a estresses mecânicos e elétricos. Foram testados isoladores de diferentes pontos ao longo da linha para avaliar a generalização da técnica, embora não se tenha utilizado um diagnóstico assistido por um algoritmo especialista.

Os algoritmos que dão suporte ao diagnóstico de falhas são, geralmente, projetados para operarem de acordo com as condições de superfície dos isoladores. Eles identificam, segundo os dados coletados, quais isoladores possuem maiores níveis de

descargas e se estão degradados ou poluídos. Com isso, as medições, quaisquer que sejam as técnicas utilizadas, podem ser avaliadas sem a incerteza do julgamento humano; portanto, antevendo mais eficientemente as falhas que possam ocorrer na operação do sistema de isolamento.

Uma técnica de detecção de falha por trilhamento elétrico em materiais poliméricos foi proposta por Silva (2014). A técnica permite observar o comportamento de uma amostra de material polimérico através das informações coletadas de tensão e corrente quando ocorre o trilhamento elétrico. Assim, o momento de falha por trilhamento elétrico pode ser previsto a partir da obtenção da energia absorvida na superfície do material durante as descargas superficiais. Contudo, a técnica ainda não foi desenvolvida para uso em campo, tendo em vista ser recente seu desenvolvimento.

Em um trabalho semelhante ao que é aqui apresentado, Guedes (2015) realizou a classificação do mesmo grupo de isoladores poliméricos utilizados nesta pesquisa, através da detecção dos níveis de radiação UV. O trabalho consistiu em realizar medições em diferentes níveis de umidade e obter, com a câmera de detecção UV, as radiações emitidas pelas descargas corona. As imagens obtidas foram processadas no sentido de evidenciar informações relevantes. A partir do processamento das imagens associado à lógica *fuzzy*, foi realizada a classificação do estado de degradação dos isoladores. O grupo de isoladores foi separado em três diferentes classes, segundo critérios de degradação e comportamento sob umidade. Como resultados, observou-se que métodos baseados em inspeção visual são muito pouco confiáveis, tendo em vista as diferenças significativas obtidas na classificação dos isoladores em comparação com a detecção por UV. Por outro lado, concluiu-se que as inspeções não invasivas por imagem são promissoras e, aliadas a algoritmos de tomada de decisão, podem ser utilizadas eficientemente para diagnóstico dos isoladores nas linhas.

3.3 PROCESSAMENTO DE SINAIS

Ao longo dos últimos decênios, algumas pesquisas surgiram com o objetivo de desenvolver técnicas de extração de atributos significativos de sinais acústicos. As técnicas de processamento de sinais auxiliam na tomada de decisão nas medições das emissões acústicas. Aliados a estas técnicas, estão os algoritmos de classificação de padrões.

Um método de classificação de sinais de emissão acústica, a partir de topologias de RNA, foi proposto por Yang e Dumont (1991). O método utiliza extração de atributos Hebbianos a partir de uma rede neural e seus resultados são adicionados à entrada de uma segunda rede, que realiza a classificação do sinal ruidoso. Segundos os autores, o uso de métodos de treinamento para reconhecimento de padrões e classificação de amostras reduz o tempo de processamento das informações.

Com o objetivo de mesclar técnicas de processamento de sinais acústicos e algoritmos inteligentes de classificação de padrões, Ferreira *et al.* (2012) apresentaram os resultados de medições com cadeias de isoladores em campo, utilizando as emissões acústicas como base de extração de dados. O método utiliza o algoritmo dos VECSE para extração dos atributos mais significativos dos sinais advindos do RU, emitido pelas descargas na superfície, e uma RNA para classificação do ruído. Um dos objetivos do trabalho foi estimar os níveis de contaminação presente em isoladores cerâmicos, a fim de caracterizar o momento ideal para se executar a lavagem. A principal vantagem apresentada é a possibilidade de se utilizar extração de atributos de RU em conjunto com técnicas de processamento de padrões via RNA para estimação da poluição com alta confiabilidade. Contudo, o trabalho não levou em consideração isolamentos poliméricos.

Em um viés análogo, Shurrab *et al.* (2012) investigaram a viabilidade do uso de uma antena de radiofrequência para detecção de descargas parciais em isoladores não cerâmicos. Os atributos dos sinais obtidos foram extraídos a partir das características espectrais, utilizando a transformada discreta de Fourier, e das características estatísticas, calculando os parâmetros de curtose e assimetria. Uma topologia baseada em RNA, com um algoritmo de treinamento por retropropagação, foi utilizada para classificação das fontes de descargas parciais. Uma precisão de 93% foi obtida, possibilitando o uso do método não invasivo em linha viva.

Muitas das técnicas visam à rapidez no diagnóstico de falhas e o monitoramento dos isoladores em tempo real. Nesse sentido, Abidin *et al.* (2013) utilizaram uma técnica de análise no tempo-frequência para monitorar o desempenho dos isoladores a partir do comportamento da corrente de fuga. O sistema de monitoramento desenvolvido atua automaticamente, obtendo os sinais de corrente de fuga, incluindo o espectro do sinal, a FFT e as componentes harmônicas para as amostras de material polimérico. Como resultado, os autores verificaram que as componentes de frequência do sinal podem ser utilizadas como indicadores das condições de superfície na ocorrência de descargas. Além disso, o sinal da corrente de fuga pode ser adequadamente utilizado no monitoramento

contínuo de isoladores à distância. Todavia, a medição de corrente de fuga requer o uso de transdutores específicos, o que aumenta os custos da operação e necessidade de avaliação da severidade das interferências eletromagnéticas.

Recentemente, Chaou *et al.* (2014) utilizaram um algoritmo para monitoramento e classificação dos níveis de poluição em isoladores baseado nas informações das formas de onda da corrente de fuga. Essas informações foram decompostas em diferentes níveis de poluição através da aplicação da transformada *Wavelet Packet* (TWP) e os atributos dos seus coeficientes foram extraídos pela aplicação de uma análise baseada em multi-resolução. A maior contribuição dos autores está no uso de técnicas alternativas de decomposição de sinais, embora não acústicos, aliadas aos algoritmos de extração dos atributos dos coeficientes da TWP. Isso demonstrou ser útil, visto que foi possível relacionar, adequadamente, os níveis de poluição dos isoladores e os coeficientes parametrizados pela análise multi-resolução.

O método proposto neste trabalho permite realizar a detecção dos sinais de RU, gerados pelas descargas superficiais e corona em isoladores poliméricos, a uma distância segura. Os sinais obtidos são processados em um algoritmo de extração de atributos baseado no método dos VECSE, e seus resultados são classificados por uma topologia de RNA. Como resultado, são indicadas as características de degradação dos isoladores de acordo com as classes de degradação em que foram inseridos. As principais pesquisas, que tratam dos temas discutidos neste capítulo, estão sumarizadas na Tabela 3.1.

Tabela 3.1. Principais pesquisas sobre monitoramento de isoladores poliméricos baseado em RU e RNA.

Ano	Pesquisadores	Contribuições	RU ^α	RNA ^β	IP ^γ
1992	LUNDGAARD	Propôs o uso das inspeções acústicas para detecção de descargas parciais, levando em consideração as interferências nas medições em campo e baseado no mecanismo de propagação das ondas mecânicas no ar.	●		
2008	PEI <i>et al.</i>	Desenvolveram um método de monitoramento online de isoladores cerâmicos baseado na emissão acústica dos RU. As informações são armazenadas e periodicamente avaliadas. A técnica demonstrou ser útil pela característica de não invasiva, mas não possui algoritmo para auxílio ao diagnóstico das condições dos equipamentos.	●	●	
2012	FERREIRA <i>et al.</i>	Propuseram uma técnica de extração de atributos e classificações de padrões via RNA para estimação do estado de poluição de isoladores cerâmicos e determinação do momento ótimo para lavagem.	●	●	
2012	SHURRAB <i>et al.</i>	Realizaram medições em radiofrequência para detecção de descargas parciais em isoladores não cerâmicos. Utilizaram RNA para classificação das fontes de descargas e demonstraram a viabilidade da técnica em linha viva.		●	●
2015	GUEDES	Propôs um método de classificação dos estados de degradação de isoladores poliméricos baseado na detecção da radiação UV, processamento de imagens e lógica <i>fuzzy</i> para auxílio na tomada de decisão.			●
2015	FLORENTINO	Realizou ensaios para detecção dos RU advindos das descargas superficiais e corona em isoladores poliméricos de 230 kV e propôs um algoritmo inteligente para classificação do estado de degradação dos isoladores.	●	●	●

^αDetecção de sinais de ruído ultrassônico.

^βEmprego de redes neurais artificiais para classificação de padrões.

^γUso de isoladores poliméricos.

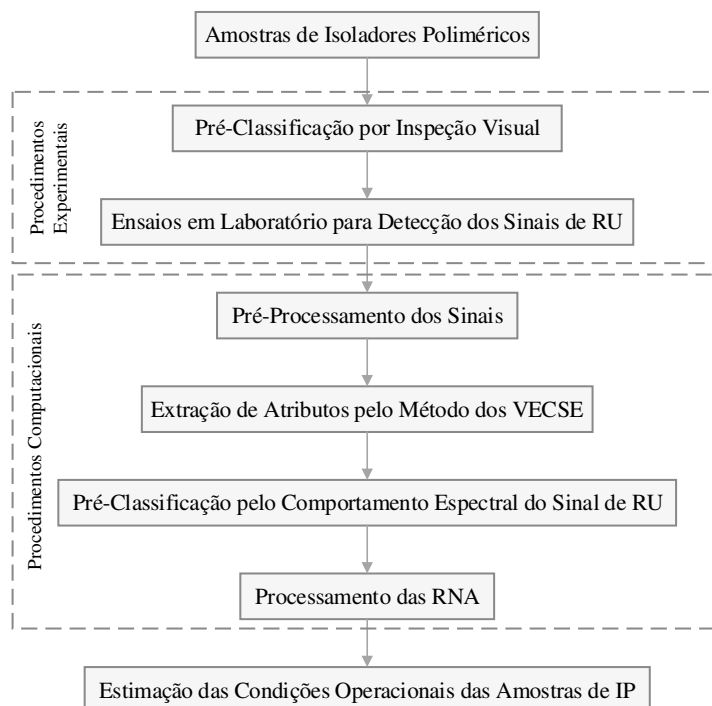
Fonte: autoria própria.

4 MATERIAL E MÉTODOS

Para atingir os objetivos propostos, foram realizados ensaios em laboratório com o uso de isoladores poliméricos para linhas de transmissão em 230 kV e equipamento detector de ruído ultrassônico. As informações técnicas dos equipamentos utilizados nos experimentos, bem como os métodos experimentais e computacionais, são detalhados neste capítulo.

Um fluxograma que representa a metodologia adotada por este trabalho é apresentado na Figura 4.1. Como entrada do processo, estão as amostras de isoladores poliméricos. Os procedimentos experimentais são compostos por uma pré-classificação do grupo de isoladores por meio da inspeção visual. Em seguida, com os isoladores separados em classes de degradação, ensaios em laboratório são realizados para detecção dos sinais de ruído ultrassônico. Os procedimentos computacionais constituem-se do pré-processamento dos sinais de RU obtidos nos ensaios, seguido pela extração dos atributos desses sinais pelo método dos VECSE. Em seguida, uma pré-classificação a partir do comportamento espectral dos sinais de RU é realizada. Para isso, o cálculo das frequências de radiação acústica dominantes é realizado com base nas informações obtidas com os VECSE. O processamento computacional termina com a estimativa das condições operacionais das amostras de isoladores como resultado do processamento das RNA.

Figura 4.1. Fluxograma da metodologia adotada.



Fonte: autoria própria.

4.1 MATERIAL

4.1.1 ISOLADORES POLIMÉRICOS

As amostras dos isoladores poliméricos, utilizados nos ensaios em laboratório, foram cedidas pela Companhia Hidro Elétrica do São Francisco (Chesf). Elas são de um único modelo, conforme apresentado na Figura 4.2. A classe de tensão deste modelo é de 230 kV. Ele possui um peso de 8,8 kg e suporta uma carga mecânica de 222 kN. Constitui-se de um núcleo de fibra de vidro reforçada com resinas, revestimento de borracha de silicone, com 21 aletas e terminais tipo concha/bola. Além disso, a distância total de escoamento é de 6,534 m e a distância de arco a seco é de 2,08 m. Essas informações estão resumidas na Tabela 4.1.

Figura 4.2. Fotografia da amostra de um isolador polimérico utilizado nos ensaios.



Fonte: autoria própria.

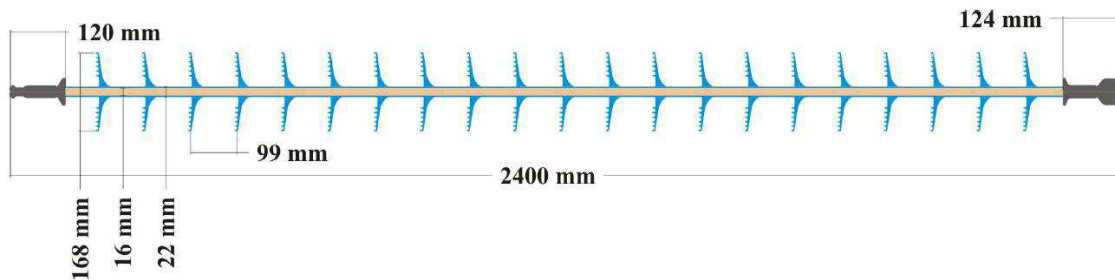
Tabela 4.1. Informações técnicas do modelo de isolador polimérico.

Tensão nominal	Peso	Carga mecânica nominal	Quantidade de aletas	Distância de arco a seco	Distância de escoamento
230 kV	8,8 kg	222 kN	21	2,08 m	6,534 m

Fonte: LAPP INSULATORS, 2014.

As características dimensionais do modelo de isolador polimérico são mostradas na Figura 4.3 (FERREIRA, 2007).

Figura 4.3. Diagrama do modelo de isolador polimérico utilizado nos ensaios.



Fonte: FERREIRA, 2007.

4.1.2 DETECTOR DE RUÍDO ULTRASSÔNICO

O equipamento detector de ruído ultrassônico utilizado durante os ensaios em laboratório é o *Ultraprobe 2000 MPH*, em conjunto com o *Trisonic Scanning Module*, ambos fabricados pela *UE Systems*. O *Trisonic Scanning Module* permite um foco para detecção do RU, com boa direcionalidade e intensificação do sinal, utilizando três transdutores piezoelétricos dispostos a 120° um do outro. O seu ângulo visual é de 15° e forma uma região cônica de detecção com essa abertura angular (UE Systems, 2014).

O equipamento detecta o RU, que está na faixa de 20 kHz a 100 kHz linearmente variável e, através de um rebatimento de frequências, representa o sinal dentro do espectro audível, cuja faixa está entre 100 Hz e 3 kHz. Nessa faixa, o fabricante garante o mesmo valor de ganho para todas as frequências. Vale salientar que a largura de banda do sinal de RU na entrada e a largura de banda da saída do sinal audível são iguais, não havendo compressão espectral durante o processo e, sim, realocação (FERREIRA, 2011). As fotografias do modelo do *Ultraprobe 2000 MPH* e dos seus componentes são mostradas na Figura 4.4 (UE SYSTEMS, 2014). A fotografia do *Trisonic Scanning Module*, destacando os transdutores piezoelétricos, é mostrada na Figura 4.5.

Figura 4.4. (a) Fotografia do kit do Ultraprobe 2000. (b) Fotografia do modelo do detector de ruído ultrassônico Ultraprobe 2000.



Fonte: UE SYSTEMS, 2014.

Figura 4.5. Fotografia do Trisonic *Scanning Module*.



Fonte: autoria própria.

4.2 MÉTODOS

Nesta seção, serão detalhados os procedimentos utilizados durante o desenvolvimento desta pesquisa. Primeiro, será apresentada a metodologia utilizada na classificação dos isoladores mediante inspeção visual. Em seguida, os procedimentos experimentais para realização dos ensaios em alta tensão e detecção dos sinais de RU são apresentados e, logo após, o pré-processamento dos sinais obtidos durante os ensaios é mostrado. Os passos para extração dos atributos dos sinais são apresentados e, em seguida, o procedimento para uma nova classificação dos isoladores segundo o comportamento espectral das amostras de RU é apresentado. Por fim, o processamento

da RNA para classificação dos padrões é apresentado. Os procedimentos descritos nesta seção foram realizados nas dependências do Laboratório de Alta Tensão (LAT), da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG).

4.2.1 PRÉ-CLASSIFICAÇÃO POR MEIO DA INSPEÇÃO VISUAL

Os ensaios em laboratório foram realizados com amostras de isoladores poliméricos que foram retiradas de campo e apresentavam diferentes estados de degradação e poluição. Para diferenciar os estados em que se encontravam cada uma das amostras, uma inspeção visual minuciosa foi realizada e os isoladores foram divididos em três classes de acordo com o nível de degradação: baixo, médio e alto.

A inspeção visual contemplou alguns parâmetros de qualidade, de acordo com as principais características dos isoladores poliméricos. Dessa maneira, foram considerados os seguintes parâmetros:

- Exposição do núcleo: o material de revestimento, que cobre o núcleo de fibra de vidro, sofre erosão e expõe o núcleo à umidade e radiação UV;
- Erosão da superfície: a perda de material do revestimento diminui as características hidrofóbicas e facilita a formação de descargas elétricas;
- Poluição depositada: as partículas de poluição, juntamente com água, formam eletrólitos que degradam o material de revestimento, além de facilitar a formação de descargas elétricas;
- Corrosão das ferragens: indicação da presença de umidade em níveis elevados;
- Degradação das aletas: as rachaduras e erosão do material de revestimento facilita a formação de caminhos condutores, aumentando os níveis de corrente de fuga;
- Degradação do Selo: a junção entre as ferragens e o núcleo não pode estar violada ou degradada, de forma que proteja o núcleo contra a umidade e impurezas.

Dos seis parâmetros apresentados acima, cinco foram considerados defeitos críticos: exposição do núcleo, erosão da superfície, corrosão das ferragens, degradação

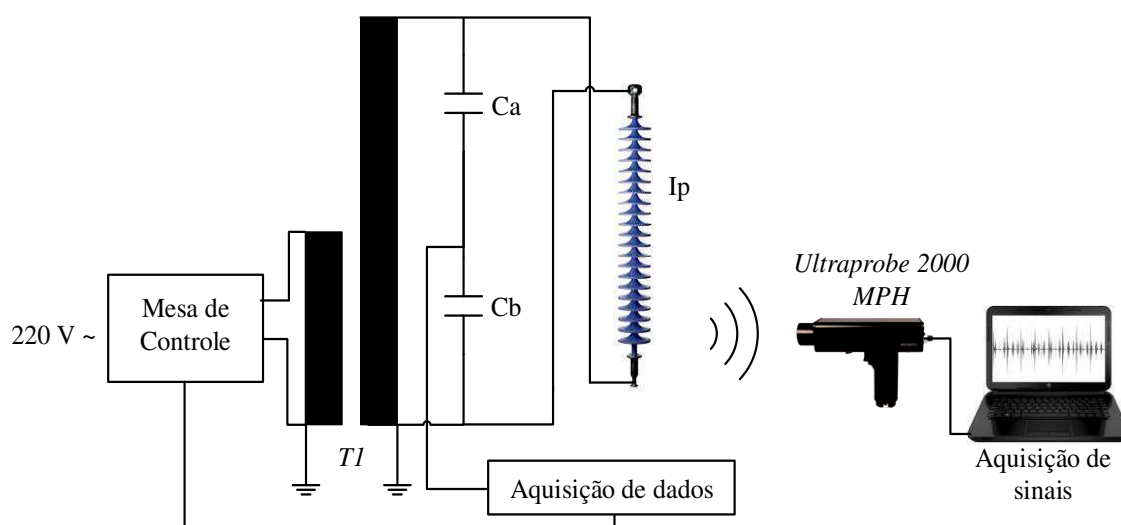
das aletas e degradação do selo. Esses defeitos foram denominados críticos, uma vez que sua ocorrência implica na necessidade imediata de remoção do equipamento.

Do conjunto de 17 isoladores submetidos à inspeção visual, apenas 9 foram selecionados para compor a base de dados deste trabalho. No total, formou-se um grupo de 3 isoladores limpos (Classe B - Bom), que não apresentaram nenhuma característica de poluição ou degradação; um grupo de 3 isoladores com poluição depositada (Classe M - Médio), embora sem nenhum defeito aparente; e um grupo de 3 isoladores altamente degradados (Classe R - Ruim), que apresentaram ao menos um dos defeitos investigados.

4.2.2 DETECÇÃO DOS RUÍDOS ULTRASSÔNICOS

Uma representação do arranjo experimental do circuito de medição pode ser visualizada na Figura 4.6. A mesa de controle, alimentada em 220 V, é responsável por controlar os níveis de tensão do circuito com o auxílio do divisor de tensão capacitivo, representado pelos capacitores C_a e C_b , e a aquisição dos dados. O transformador de 600 kV / 600 kVA, representado por T_1 , é alimentado por uma subestação externa e eleva a tensão para os níveis adequados ao experimento. Uma fotografia do transformador está mostrada na Figura 4.7. O isolador polimérico, representado por I_p , é submetido à tensão, e os RU são detectados pelo Kit do *Ultraprobe 2000 MPH*. Os sinais são armazenados em computador.

Figura 4.6. Diagrama esquemático do arranjo experimental para detecção dos RU.



Fonte: autoria própria.

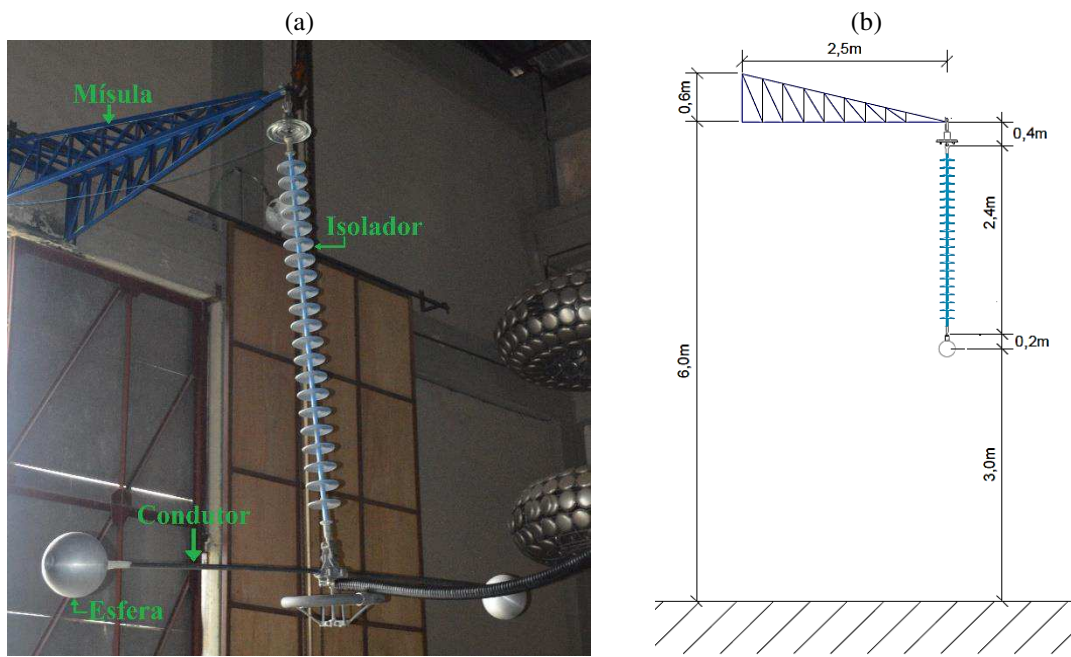
Figura 4.7. Fotografia do transformador utilizado nos ensaios em alta tensão.



Fonte: autoria própria.

Com o intuito de simular as condições de ensaio mais próximas das inspeções de campo, uma estrutura de suporte para o isolador foi construída para representar uma mísula de torre autoportante, como se pode verificar na Figura 4.8. Ela foi fixada a 6 m de altura do chão e a sua extremidade está a 2,5 m da parede, cujo diagrama está na Figura 4.8(b). Para simular a linha de transmissão, um condutor metálico oco de 3 m de comprimento por 25 mm de diâmetro foi utilizado. Em suas extremidades, foram utilizadas duas esferas metálicas ocas de 250 mm de diâmetro, que servem para equalizar o campo elétrico de modo a não causar o aparecimento das descargas corona nas extremidades do tubo. Essas estruturas podem ser observadas na Figura 4.8(a).

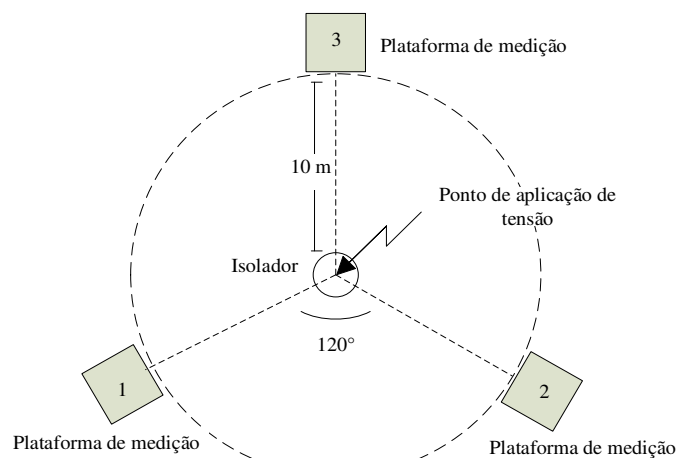
Figura 4.8. (a) Fotografia do arranjo do “braço de torre”. (b) Diagrama representativo.



Fonte: autoria própria.

Para que a detecção dos RU abrangesse todo o entorno do isolador, as medições foram realizadas em três plataformas, representadas por 1, 2 e 3, posicionadas a 120° entre si, como mostrado no diagrama na Figura 4.9. Cada uma delas fica a uma distância de 10 m do ponto de aplicação de tensão no isolador. A escolha dessa distância, de captura do sinal de RU, foi feita por questões de segurança e para avaliar a qualidade da detecção a uma distância similar à que seria utilizada em campo. Uma fotografia do modelo de plataforma construído para realizar os ensaios está ilustrada na Figura 4.10.

Figura 4.9. Diagrama do posicionamento das plataformas de medição (vista superior).



Fonte: autoria própria.

Figura 4.10. Fotografia da plataforma para posicionamento das medições.



Fonte: autoria própria.

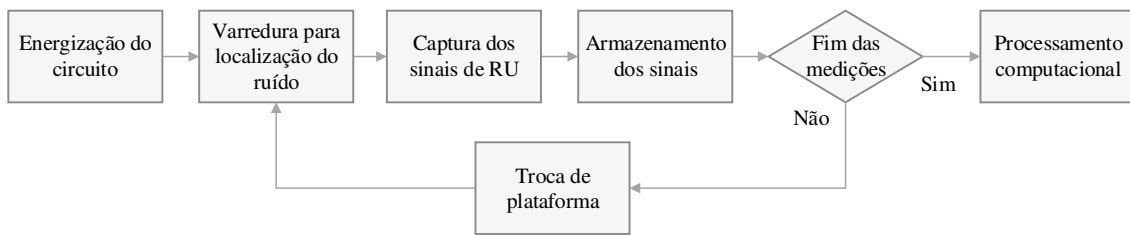
Os procedimentos para aquisição dos sinais de ruído ultrassônico, com um isolador por vez, são descritos a seguir.

1. Energização do circuito em 132,8 kV, que corresponde à tensão fase-terra no circuito trifásico de 230 kV, em regime permanente;
2. Varredura com o detector para verificação do ponto de maior incidência de ruído no isolador;
3. Captura do sinal de RU no ponto de maior incidência, com o auxílio de computador, a uma taxa de aquisição de 44.100 amostras por segundo, durante pelo menos 30 segundos. Esse intervalo é suficiente para a detecção do fenômeno completo das descargas (KUFFEL *et al.*, 2000);
4. Repetição do processo de captura, totalizando três capturas para cada uma das plataformas;
5. Armazenamento dos sinais em um banco de dados para posterior processamento computacional.

Esses passos estão resumidos no diagrama mostrado na Figura 4.11. É importante destacar que, além do tempo considerado para captura de cada sinal de ruído, existe o tempo decorrido no deslocamento entre plataformas. O transporte dos equipamentos de

medição e armazenamento de dados deve ser realizado com cuidado, mesmo se tratando de equipamentos portáteis. Além disso, os ensaios são realizados em locais onde há campos elétricos intensos e massas metálicas energizadas, devido à aplicação de alta tensão. Portanto, são necessários procedimentos com maior cautela, seguindo os padrões de segurança e distanciamento, para garantir a integridade física dos indivíduos (NR 10, 2004).

Figura 4.11. Diagrama de fluxo dos procedimentos experimentais.



Fonte: autoria própria.

4.2.3 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS SINAIS

Segundo os procedimentos descritos na Seção 4.2.2, foram obtidos 9 arquivos de sinais de RU, sendo 3 arquivos obtidos por plataforma, para cada um dos 9 isoladores. Portanto, 81 amostras de sinal de RU formam a base de dados para aplicação dos procedimentos computacionais.

Os arquivos foram truncados em 30 s, que equivale a 1800 ciclos na frequência industrial (60 Hz). A abordagem em termos de ciclos é importante, devido ao RU gerado pelas descargas corona tender a se manifestar nos picos positivos e negativos da senoide (FERREIRA, 2011). Além disso, existe a necessidade de se criar uma grande quantidade de padrões para treinamento das RNA. Esses padrões possuem o mesmo tamanho e são replicados por um processo de janelamento com sobreposição.

Cada arquivo é submetido, então, ao processo de janelamento com sobreposição no tempo. Cada janela tem a largura de 60 ciclos, ou 1 s, e a sobreposição entre janelas é realizada com valores de passos distintos. Assim, foram utilizados passos com 10 ciclos, que corresponde a 83% de sobreposição entre duas janelas adjacentes (1575 padrões); com 20 ciclos, que corresponde a 67% de sobreposição (792 padrões); e com 30 ciclos, que corresponde a 50% de sobreposição (531 padrões), conforme mostrado na Tabela 4.2. Esse processo está ilustrado na Figura 4.12 (FERREIRA, 2011).

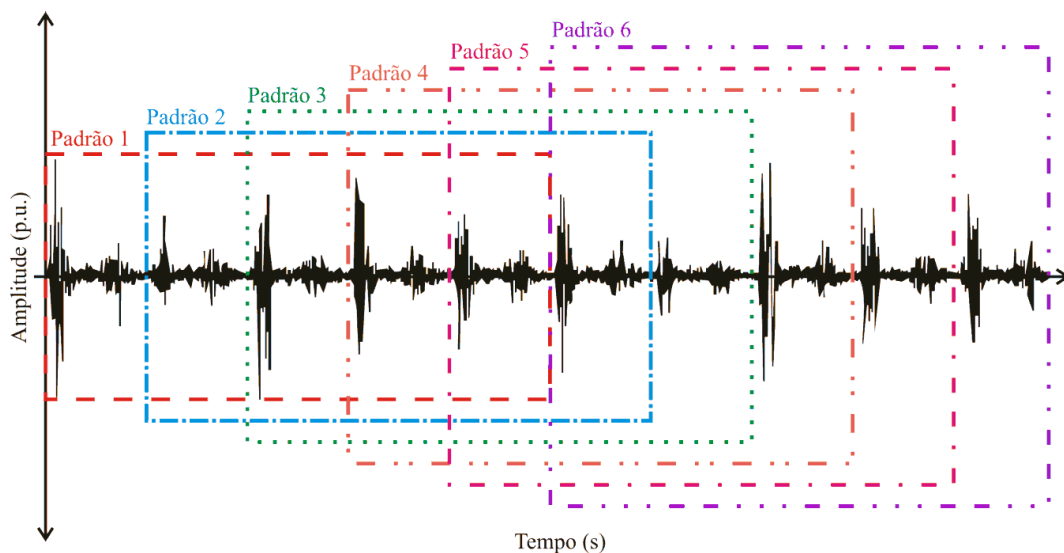
Tabela 4.2. Padrões de janelamento do sinal de RU.

Tamanho dos passos em ciclos	Taxa de sobreposição no tempo (%)	Quantidade de padrões obtida
10	83	1575
20	67	792
30	50	531

Fonte: autoria própria.

Cada um dos padrões apresentados representa uma janela no tempo. O espaçamento entre padrões é exatamente o passo utilizado para compor a sobreposição. Pode-se observar, por exemplo, comparando os padrões 1 e 2, em vermelho e azul respectivamente, que existe uma parcela do sinal que é comum aos dois. Essa parcela é copiada do primeiro padrão para ser alocada no segundo padrão. O segundo padrão ainda recebe outra parcela subsequente do sinal, correspondente ao passo.

Figura 4.12. Processo de janelamento do sinal de RU.



Fonte: FERREIRA, 2011.

Esse processamento serve para eliminar a singularidade entre regiões adjacentes do sinal, criando similaridades entre os padrões, ou seja, padrões vizinhos serão mais ou menos semelhantes, de acordo com os percentuais de sobreposição. Isso é útil quando se insere, na entrada da RNA, um número maior de padrões oriundos de um mesmo sinal, além de fortalecer a correlação entre indivíduos de uma mesma classe.

4.2.4 EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS

Os sinais de ruído ultrassônico, que foram subdivididos no processo de janelamento descrito na Seção 4.2.3, são inseridos no processamento para estimação dos VECSE, conforme descrito na Seção 2.3. A divisão do espectro, estimado pelo cálculo da FFT, é realizada em quantidades pré-determinadas de sub-bandas. Dessa maneira, foram utilizados três casos de subdivisão na frequência: 10 filtros, 20 filtros e 30 filtros, que é a quantidade correspondente de sub-bandas. Nos três casos, foram utilizadas taxas de sobreposição de 10%, 25%, e 50%, conforme mostrado na Tabela 4.3. Em todos os casos, o parâmetro δ utilizado foi $\delta = 0,1$.

Tabela 4.3. Subdivisão do sinal de RU e do espectro correspondente em termos de sub-bandas.

Quantidade de filtros (sub-bandas)	Taxa de sobreposição (%)
10	50
	25
	10
20	50
	25
	10
30	50
	25
	10

Fonte: autoria própria.

Combinando as informações constantes nas Tabelas 4.2 e 4.3, que apresentam os parâmetros a serem aplicados no processamento dos VECSE, foram utilizados 27 casos diferentes. Assim, foram aplicados os 9 casos da Tabela 4.3 para cada um dos três padrões de janelamento no tempo da Tabela 4.2. Portanto, o cálculo das energias e da localização dos centroides é realizado para cada caso e os dados obtidos servem de entradas para as RNA. Os 27 casos, assim como os códigos que irão identificá-los no processamento das RNA, estão mostrados na Tabela 4.4. O prefixo iniciado com a letra J tem a informação relativa à quantidade de passos do janelamento no tempo. O prefixo iniciado com a letra F dá a quantidade de sub-bandas utilizadas e o prefixo de letra S informa a taxa de sobreposição utilizada.

Tabela 4.4. Casos de janelamento no tempo e subdivisão no espectro de frequência.

Caso	Passos do janelamento	Quantidade de sub-bandas	Taxa de sobreposição (%)	Código de identificação	
1	10	10	10	J10_F10_S10	
2			25	J10_F10_S25	
3			50	J10_F10_S50	
4		20	20	10	J10_F20_S10
5				25	J10_F20_S25
6				50	J10_F20_S50
7		30	30	10	J10_F30_S10
8				25	J10_F30_S25
9				50	J10_F30_S50
10	20	10	10	J20_F10_S10	
11			25	J20_F10_S25	
12			50	J20_F10_S50	
13		20	20	10	J20_F20_S10
14				25	J20_F20_S25
15				50	J20_F20_S50
16		30	30	10	J20_F30_S10
17				25	J20_F30_S25
18				50	J20_F30_S50
19	30	10	10	J30_F10_S10	
20			25	J30_F10_S25	
21			50	J30_F10_S50	
22		20	20	10	J30_F20_S10
23				25	J30_F20_S25
24				50	J30_F20_S50
25		30	30	10	J30_F30_S10
26				25	J30_F30_S25
27				50	J30_F30_S50

Fonte: autoria própria.

4.2.5 PRÉ-CLASSIFICAÇÃO POR MEIO DO COMPORTAMENTO ESPECTRAL

Apesar de ter sido realizada a pré-classificação por meio da inspeção visual, é sabido que tal método é passivo de falhas, ocorrência de falsos positivos e falsos negativos.

Além disso, os mecanismos de falha dos isoladores poliméricos ainda não são inteiramente compreendidos, e a complexidade envolvida no processo de diagnóstico requer a aplicação de diversas técnicas de inspeção. Indícios de falha detectáveis por um tipo de inspeção não se manifestam, necessariamente, de maneira suficientemente detectável em outros tipos de inspeção. Um exemplo típico é a corrente de fuga superficial, que tende a se manifestar na forma de calor e pode ser detectada pela termovisão, mas praticamente não gera indícios detectáveis pela medição de radiação UV, uma vez que na maioria dos casos não gera descargas elétricas no ar. A recíproca também é verdadeira, em muitos casos, conforme pode-se observar no trabalho de Guedes (2015).

Dados esses motivos, notou-se a necessidade de criar uma pré-classificação baseada nos próprios sinais de ruído ultrassônico. Como lastro teórico para a criação deste critério de pré-classificação, foi tomada a tese que relaciona o comprimento dos arcos elétricos com a frequência das emissões acústicas, conforme a Figura 3.1, apresentada por Harrold (1985).

Para tanto, cada isolador teve seus sinais de RU processados a fim de que fosse determinada qual a frequência dominante em termos de energia presente em seu sinal. Assim, ordenaram-se as amostras de isoladores, considerando-se que o isolador com frequência dominante mais baixa seria a amostra em pior estado, dado que, eletricamente, permite a formação de descargas de maior extensão. Portanto, foram arbitrados os valores de fronteira para cada classe, de forma a separá-las efetivamente.

Esse cálculo é realizado com base nas informações dos VECSE de cada conjunto de amostras de RU. Portanto, a localização da frequência de radiação acústica dominante é calculada pela equação (4.1):

$$f = \frac{\sum_{n=1}^N P(n) \cdot C_H^N}{\sum_{n=1}^N P(n)} \quad (4.1)$$

em que, f é a frequência de radiação acústica dominante (kHz), $P(n)$ é o valor de potência normalizada (em p.u.) localizada pelo centroide C_H^N (kHz), n é o índice que identifica a potência localizada no centroide correspondente e N é a quantidade de sub-bandas das amostras dos VECSE.

4.2.6 RNA E CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES

As RNA, construídas empregando-se o *Artificial Intelligence toolbox* do Matlab, foram utilizadas para realizar os processamentos de treinamento, validação e teste para cada uma das variações da base de dados. Assim, buscou-se determinar a melhor combinação entre topologia de rede e extração de atributos. Apesar de todas as RNA empregadas serem MLP de três camadas, variaram-se os números de neurônios nas camadas de entrada e oculta. Portanto, foram adotadas as seguintes regras gerais de formação:

- i. Camada de entrada: o número de neurônios coincide com o número de elementos em cada padrão da base de dados;
- ii. Camada oculta: possui 1,5 vezes o número de neurônios da camada de entrada. Este valor foi escolhido por apresentar uma boa relação “desempenho/esforço computacional” para a tarefa em questão, em diversas execuções (FERREIRA, 2011);
- iii. Camada de saída: só se utilizam três neurônios, visto que a resposta ao método aplicado é dada pela separação dos elementos na entrada em três diferentes classes, de acordo com o grau de degradação dos isoladores, como visto na Seção 4.2.1., (B, M e R).

Assim, testaram-se um total de 27 redes, não necessariamente todas diferentes em termos de topologia, uma vez que há coincidência de parâmetros VECSE definidos para diferentes janelamentos temporais, e vice-versa.

É importante salientar que a quantidade de ciclos deslocados no passo do janelamento temporal não influencia no tamanho dos padrões que compõem cada classe (B, M e R), uma vez que a janela temporal sempre tem 1 s de duração. Contudo, tal variação de deslocamento impacta na quantidade de padrões presentes em cada classe da RNA, uma vez que para um mesmo tempo total de áudio registrado será possível extraírem-se mais padrões, se for usado um passo menor no janelamento sobreposto (maior intersecção entre dois padrões consecutivos), e vice-versa.

Por outro lado, para cada variação da base de dados, quando se variam os parâmetros dos VECSE, variam-se o tamanho dos padrões, sem se alterarem as suas quantidades. Na Tabela 4.5, estão resumidas as informações relativas às RNA para cada caso.

Tabela 4.5. Características das RNA adotadas.

RNA	Códigos de identificação	Quantidade de neurônios	
		Camada de entrada	Camada oculta
1	J10_F10_S10	20	30
2	J10_F10_S25	20	30
3	J10_F10_S50	20	30
4	J10_F20_S10	40	60
5	J10_F20_S25	40	60
6	J10_F20_S50	40	60
7	J10_F30_S10	60	90
8	J10_F30_S25	60	90
9	J10_F30_S50	60	90
10	J20_F10_S10	20	30
11	J20_F10_S25	20	30
12	J20_F10_S50	20	30
13	J20_F20_S10	40	60
14	J20_F20_S25	40	60
15	J20_F20_S50	40	60
16	J20_F30_S10	60	90
17	J20_F30_S25	60	90
18	J20_F30_S50	60	90
19	J30_F10_S10	20	30
20	J30_F10_S25	20	30
21	J30_F10_S50	20	30
22	J30_F20_S10	40	60
23	J30_F20_S25	40	60
24	J30_F20_S50	40	60
25	J30_F30_S10	60	90
26	J30_F30_S25	60	90
27	J30_F30_S50	60	90

Fonte: autoria própria.

O algoritmo utilizado no processo de aprendizado foi o *Resilient Propagation* (no ambiente do Matlab, definido por *trainrp*), devido às suas vantagens como velocidade de convergência e bom desempenho na localização de mínimos satisfatórios na superfície de erro, além do reduzido esforço computacional.

A função de ativação utilizada foi a tangente hiperbólica (denominada *tansig* na interface do Matlab). Ela foi escolhida por ter Conjunto Imagem $[-1,1]$, o que permite à rede propagar valores negativos, proporcionando um treinamento mais equalizado através das camadas (KALMAN e KWASNY, 1992).

No próximo capítulo, os resultados obtidos a partir dos procedimentos experimentais e computacionais mostrados aqui serão apresentados e analisados.

5 RESULTADOS E ANÁLISES

Neste capítulo, são apresentados e analisados os resultados da inspeção visual dos isoladores poliméricos de acordo com as características de degradação. Ainda, são discutidos os resultados acerca do processamento dos VECSE e sua contribuição na avaliação dos estados operacionais dos isoladores submetidos à operação normal, de acordo com o comportamento espectral das amostras de RU. Em seguida, são discutidos os resultados das RNA utilizadas como ferramenta de apoio à tomada de decisão e composição de bancos de dados.

5.1 INSPEÇÃO VISUAL

A seguir, são apresentadas algumas imagens colhidas durante a inspeção visual para caracterização dos estados de degradação dos isoladores poliméricos. Na Figura 5.1, é apresentada uma fotografia da região de exposição do núcleo na amostra de isolador número 10. Na Figura 5.2, é mostrada uma fotografia da região com erosão de superfície na amostra de isolador número 05, além de rachaduras no revestimento. Na Figura 5.3, está destacada a poluição depositada na superfície da amostra de isolador número 07.

Figura 5.1. Fotografia de núcleo exposto, destacado dentro do círculo vermelho.



Fonte: autoria própria.

Figura 5.2. Fotografia de erosão do revestimento, destacada dentro do círculo vermelho.



Fonte: autoria própria.

Figura 5.3. Fotografia da poluição depositada na superfície do isolador polimérico.



Fonte: autoria própria.

Na Figura 5.4, uma fotografia da corrosão das ferragens do isolador número 11 é apresentada. Na Figura 5.5, destaca-se a ocorrência de degradação nas aletas do isolador 05. Na Figura 5.6, uma fotografia da junção entre núcleo e terminal, do isolador 10, em estado altamente degradado é apresentada.

Figura 5.4. Fotografia da corrosão das ferragens, destacadas em primeiro plano.



Fonte: autoria própria.

Figura 5.5. Fotografia do estado de degradação das aletas, com rachaduras circulares em vermelho.



Fonte: autoria própria.

Figura 5.6. Fotografia da junção entre núcleo e terminal em condição extrema de degradação, destacado dentro do círculo vermelho.



Fonte: autoria própria.

Segundo os critérios estabelecidos na Seção 4.2.1 e com base nas imagens apresentadas, o grupo de isoladores poliméricos foi separado nas três classes relativas aos seus estados de degradação. As informações sobre as três classes, caracterizadas distintamente, e a descrição das características de cada um dos isoladores que as compõem, estão resumidas na Tabela 5.1.

Tabela 5.1. Condições dos isoladores poliméricos pela inspeção visual.

Classe	Descrição	Isolador	Avaliação
B	Isolador com nenhuma característica de degradação e limpos.	01	Apresentou pouca poluição depositada e foi submetido à lavagem.
		02	Apresentou pouca poluição depositada e foi submetido à lavagem.
		03	Apresentou pouca poluição depositada e foi submetido à lavagem.
M	Isolador com nenhuma característica de degradação, mas constata-se poluição depositada na superfície.	07	Apresentou poluição depositada nas aletas.
		08	Apresentou poluição depositada nas aletas e ferragens.
		16	Apresentou poluição depositada nas aletas e incrustada no revestimento.
R	Isolador com características de degradação e poluição depositada na superfície.	05	Apresentou poluição depositada nas superfícies, aletas com rachaduras e revestimento com erosão na região inferior.
		10	Apresentou poluição depositada nas superfícies, aletas rasgadas, núcleo exposto e selo corrompido pela umidade.
		11	Apresentou poluição depositada nas superfícies, aletas com rachaduras, núcleo exposto, selo corrompido pela umidade e corrosão das ferragens.

Fonte: autoria própria.

A separação dos isoladores por classes, segundo os níveis de degradação apresentados, auxiliaram na organização do banco de dados para processamento dos VECSE e análise dos resultados obtidos.

5.2 PROCESSAMENTO DOS VECSE

Os VECSE obtidos com as amostras de RU de todos os isoladores são mostrados a seguir. Cada classe de isolador será analisada separadamente e os valores das frequências dominantes encontradas para cada isolador são apresentados. Em seguida, os VECSE médios de todos os isoladores são tratados em conjunto como forma de ilustrar o comportamento das curvas. Por fim, a avaliação do comportamento espectral é utilizada para reclassificação dos isoladores. É válido destacar que são mostrados os resultados de

apenas alguns casos de janelamento no tempo e subdivisão do espectro, de acordo com a Tabela 4.4. Os valores de fronteira das frequências dominantes, em cada classe, foram arbitrados de acordo com os resultados obtidos com o grupo de isoladores aqui considerado e, por isso, são apresentados neste capítulo. Na Tabela 5.2, são mostrados os valores de fronteira das frequências dominantes para cada classe.

Tabela 5.2. Intervalos de frequências dominantes para cada classe de degradação.

Classe	Frequência Dominante (kHz)
B	Freq. > 2,30
M	2,20 < Freq. ≤ 2,30
R	Freq. ≤ 2,20

Fonte: autoria própria.

Os resultados mostrados a seguir foram obtidos com passos de 20 ciclos de janelamento no tempo, e subdivisão do espectro em 30 sub-bandas, resultantes da aplicação de 15 filtros sobrepostos a 50%. Com esses parâmetros, obtém-se um total de 792 curvas para cada um dos VECSE representados.

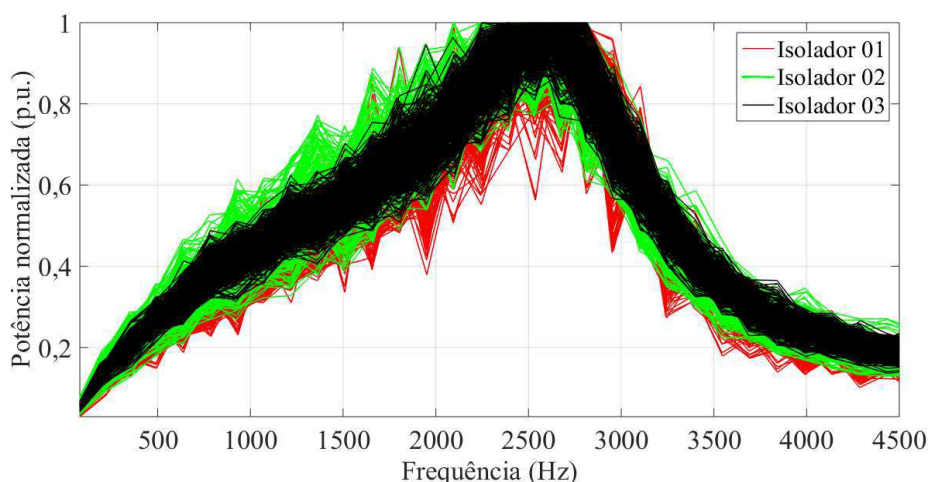
A classe B, que representa o grupo dos isoladores limpos e que não apresentam degradação, é analisada a seguir. Os resultados dos VECSE para os isoladores 01, 02 e 03, que compõem essa classe, estão mostrados na Figura 5.7.

O comportamento das curvas dos isoladores 01, 02 e 03 é muito aproximado, o que indica semelhança entre as características de degradação. Pode-se observar que os picos das curvas se concentram em uma região aproximada na frequência: entre 2,35 kHz e 2,65 kHz. Contudo, o centroide energético espectral (frequências dominantes) não necessariamente se encontra nestas frequências.

A frequência dominante encontrada para os VECSE do isolador 01 foi de 2,33 kHz. Esse resultado é exatamente a frequência onde se concentra a maior parte da energia dos VECSE, de acordo com os valores da potência normalizada. Aplicando a mesma regra, a frequência dominante encontrada para os VECSE do isolador 02 foi de 2,32 kHz, e para o isolador 03 foi de 2,31 kHz.

Dessa maneira, dentre os três, o isolador 01 obteve o melhor desempenho nessa classe. Os isoladores 02 e 03 obtiveram desempenhos um pouco menores. A seguir, são analisados os comportamentos dos isoladores da Classe M.

Figura 5.7. VECSE obtidos das amostras de RU dos isoladores da Classe B.



Fonte: autoria própria.

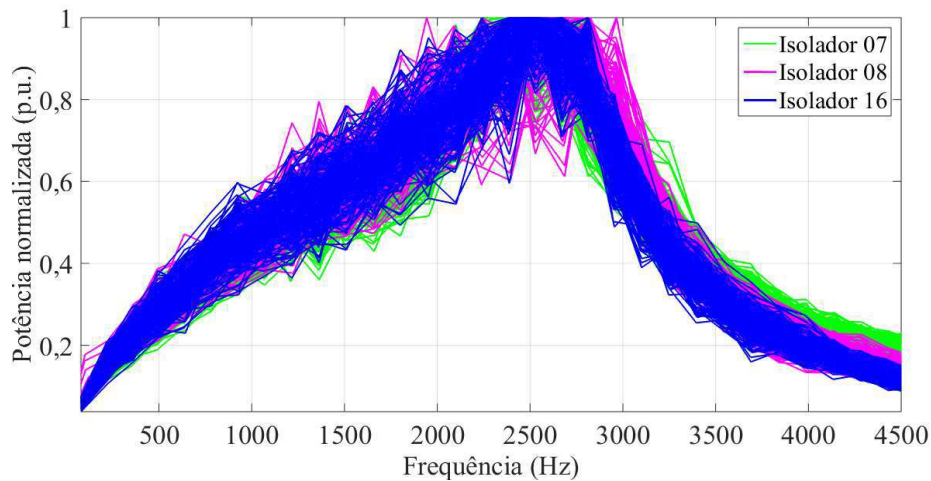
A Classe M representa o grupo dos isoladores que continham poluição depositada na superfície, mas que não apresentaram características de degradação. Os resultados dos VECSE para os isoladores 07, 08 e 16, que compõem a Classe M, estão mostrados na Figura 5.8.

Os picos das curvas se concentram em uma região aproximada na frequência: entre 2,35 kHz e 2,65 kHz. Embora esses valores sejam iguais aos obtidos na Classe B, as informações das frequências dominantes para cada isolador caracterizaram melhor os VECSE dentro das classes.

A frequência dominante encontrada para os VECSE do isolador 07 foi de 2,30 kHz, para os VECSE do isolador 08 foi de 2,13 kHz, e para o isolador 16 foi de 2,19 kHz.

Esses resultados indicam uma mudança na classificação dos isoladores 08 e 16. Eles obtiveram um resultado bem abaixo do isolador 07 e, portanto, como é visto mais adiante, são realocados na Classe R de acordo com as fronteiras estabelecidas. Como se pode observar, o isolador 07 obteve um resultado bem próximo da classe B, mas ele permanece classificado dentro da Classe M, por corresponder à fronteira dessa classe.

Figura 5.8. VECSE obtidos das amostras de RU dos isoladores da Classe M.

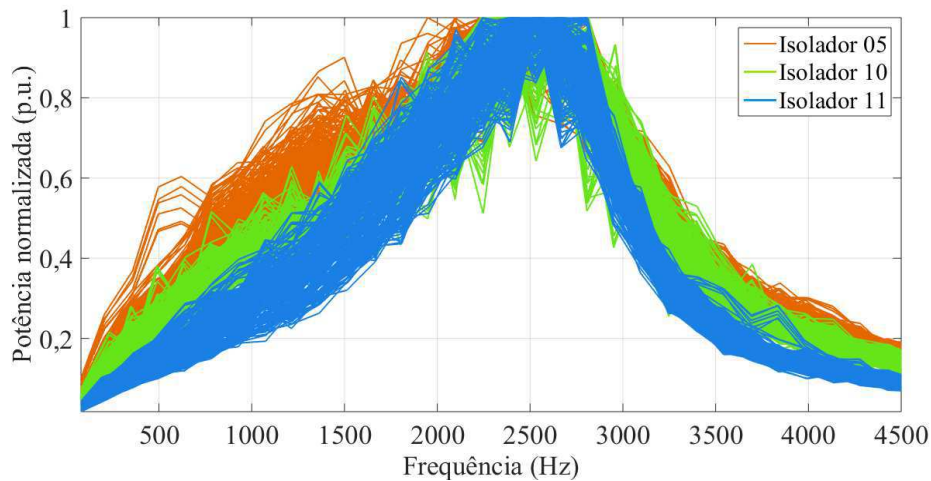


Fonte: autoria própria.

A Classe R representa o grupo dos isoladores que apresentaram, além de poluição depositada, características de degradação segundo os parâmetros de qualidade mostrados na Seção 4.2.1. Os resultados dos VECSE para os isoladores 05, 10 e 11, que compõem a Classe M, estão mostrados na Figura 5.9.

Pode-se observar, pelas curvas apresentadas, que os isoladores se comportam de maneiras ligeiramente distintas, embora, *a priori*, façam parte da mesma classe de degradação. Os picos das curvas se concentram em uma região aproximada na frequência: entre 2,25 kHz e 2,5 kHz. Isso é um indício de que o nível de degradação desses isoladores em comparação com as demais classes pode ser classificado como alto. Mas, de acordo com as frequências dominantes dos VECSE de cada um dos isoladores, uma nova classificação dentro da classe R foi adotada. Isso ocorreu porque a frequência dominante dos VECSE do isolador 05 foi de 2,17 kHz, bem abaixo da frequência dominante dos VECSE do isolador 10, que foi de 2,25 kHz, e da frequência dominante dos VECSE do isolador 11, que foi de 2,25 kHz.

Figura 5.9. VECSE obtidos das amostras de RU dos isoladores da Classe R.

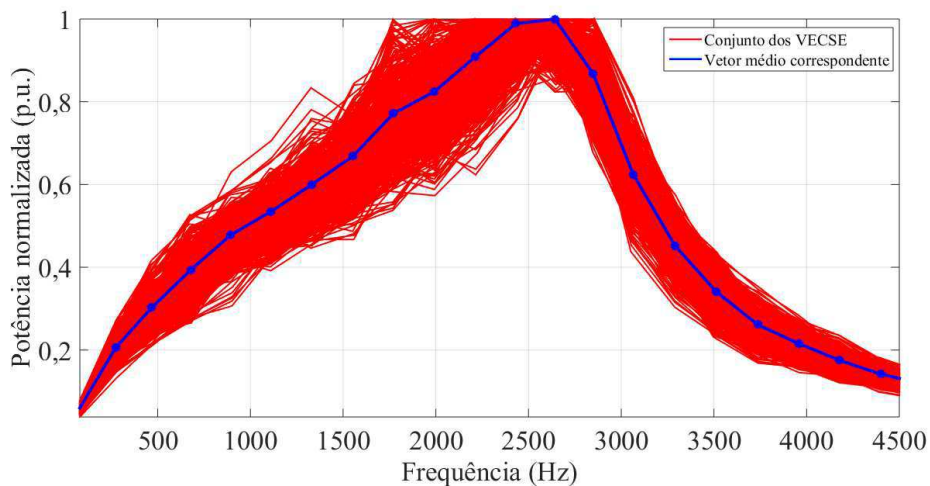


Fonte: autoria própria.

A seguir, são analisados os comportamentos médios dos VECSE obtidos em todas as classes, como forma de auxílio à interpretação dos resultados, visto que podem ser extraídas mais informações acerca do comportamento espectral de cada classe.

Como é mostrado na Figura 5.10, o vetor médio apresenta um comportamento similar ao conjunto dos VECSE, visto que seu cálculo foi realizado em cada sub-banda ao longo do intervalo de frequências. Estes resultados foram obtidos com passos de 30 ciclos de janelamento no tempo e subdivisão do espectro em 20 sub-bandas, resultantes da aplicação de 10 filtros sobrepostos a 50%. Dessa maneira, 531 curvas estão representadas no conjunto.

Figura 5.10. VECSE obtidos das amostras de RU do isolador 16.

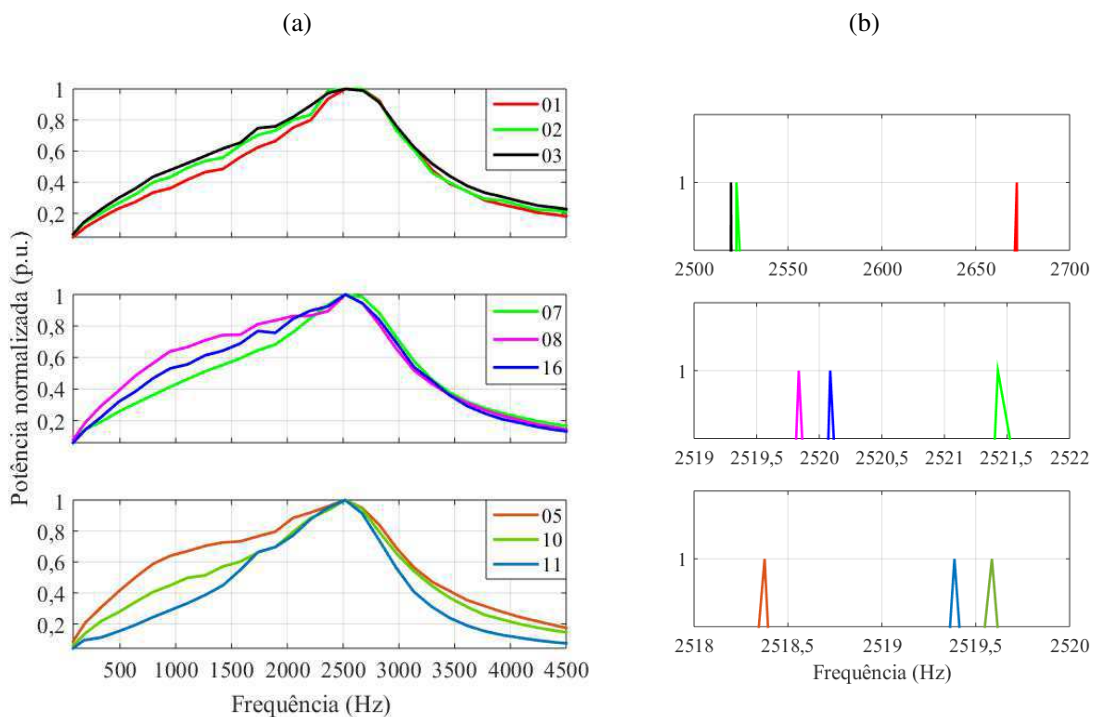


Fonte: autoria própria.

O comportamento médio dos VECSE foi avaliado a partir das curvas médias de cada conjunto. Na Figura 5.11(a), estão apresentados os VECSE médios correspondentes a cada um dos isoladores, separados pelas classes. A partir da análise do comportamento médio dos VECSE, observa-se que os picos das curvas são atingidos próximos a 2,5 kHz. Isso pode ser visto em detalhes na Figura 5.11(b). Os VECSE que apresentaram frequências dominantes maiores, atingiram o pico em valores maiores dentro de suas classes, mas disso não se pode inferir uma regra geral.

Por outro lado, as curvas aparentemente possuem uma maior parcela de energia nas frequências mais baixas, antes do pico, e uma menor parcela de energia nas frequências mais altas, após o pico. Essa observação foi importante na análise da frequência dominante das emissões, que geralmente estão localizadas antes dos picos das curvas. Esses resultados foram observados para todos os casos, como visto anteriormente na análise das classes. Assim, a reclassificação sumarizada dos isoladores com base nos valores das frequências dominantes é apresentada a seguir.

Figura 5.11. (a) Comportamento médio dos VECSE. (b) Picos correspondentes.



Fonte: autoria própria.

As frequências de radiação acústica dominantes, obtidas com as amostras de RU para cada isolador, são mostradas na Tabela 5.3. Portanto, observa-se que existe uma correlação entre a classificação pelo método proposto por Guedes (2015) e os valores das

frequências de radiação acústica dominantes para cada isolador. Quanto menor o valor da frequência, maiores os comprimentos dos arcos elétricos presentes nas descargas que ocorrem junto ao isolador e, portanto, considera-se pior a sua condição operacional. Logo, em ambas as técnicas se observou que o isolador 08 está em estado altamente degradado. Além disso, todas as amostras de isoladores podem ser classificadas dentro das mesmas classes por ambas as técnicas, com exceção do isolador 16. Esse resultado indica que as técnicas mantêm consonância de resultados, o que é esperado, dado que ambas se baseiam em manifestações das descargas elétricas junto ao isolador.

Tabela 5.3. Frequências de radiação acústica dominantes para as amostras de RU.

Classe	Frequência dominante (kHz)	Isolador	Classificação segundo Guedes (2015)
B	2,33	01	01
	2,32	02	02
	2,31	03	03
	2,30	07	07
M	2,25	07	16
	2,25	10	05
	2,25	11	10
	2,19	16	11
R	2,17	05	11
	2,13	08	08

Fonte: autoria própria.

Para o processamento das RNA, é necessário que as classes possuam a mesma quantidade de indivíduos, de forma que o treinamento não seja realizado de forma polarizada. Ou seja, a RNA necessita receber uma mesma quantidade de padrões em cada uma de suas entradas pois, do contrário, ela estaria aprendendo com uma maior de quantidade de informações de uma classe do que de outra. Assim, a classificação dos isoladores por meio do comportamento espectral utilizou os valores de fronteira que foram apresentados na Tabela 5.2, de forma a respeitar essas premissas.

Então, de acordo com os resultados apresentados, os isoladores 01, 02 e 03 permaneceram classificados dentro da Classe B, por apresentarem as frequências dominantes mais altas. O isolador 07 apresentou um valor de frequência dominante bem próximo dos valores observados na Classe B, mas permaneceu classificado na Classe M. Os isoladores 10 e 11, antes classificados como em péssimo estado, na Classe R, apresentaram um comportamento médio quando avaliados com base nas emissões acústicas. Portanto, foram reclassificados para a Classe M. Os isoladores 08 e 16 foram

reclassificados para a Classe R. O isolador 05 permaneceu na Classe R. Os resultados para as frequências de pico apresentaram relativa correlação com as frequências dominantes dentro das classes, mas seus resultados pouco influenciaram nessa análise. Assim, a nova classificação dos isoladores, de acordo com as frequências dominantes obtidas para todos os isoladores, está mostrada na Tabela 5.4.

A partir da análise da Tabela 5.4, pode-se observar as diferenças entre as classificações por inspeção visual e pelo comportamento espectral. Estes resultados indicam uma baixa correlação entre os aspectos físicos observados pela inspeção visual e o comportamento dos isoladores submetidos à operação normal no sistema, com a presença de descargas. Isso pode ser notado quando se observa que, na classificação por inspeção visual os isoladores 05, 10 e 11 apresentaram estados elevados de degradação, mas se comportaram como na Classe M. As diferenças também são notadas nos isoladores 08 e 16, que apresentaram comportamentos abaixo do esperado pela inspeção visual.

Tabela 5.4. Classificação dos isoladores de acordo com as frequências dominantes das EA.

Classe	Classificação pelo comportamento espectral			Classificação por Inspeção Visual	Classificação segundo Guedes (2015)
	Isolador	Frequência dominante (kHz)	Frequência de pico (kHz)	Isoladores	Isoladores
B	01	2,33	2,6720	01, 02 e 03	01, 02, 03, 07 e 16
	02	2,32	2,5225		
	03	2,31	2,5197		
M	07	2,30	2,5214	07, 08 e 16	05, 10 e 11
	10	2,25	2,5196		
	11	2,25	2,5194		
R	16	2,19	2,5208	05, 10 e 11	08
	05	2,17	2,5184		
	08	2,13	2,5198		

Fonte: autoria própria.

Assim, as RNA foram treinadas de forma a seguir a nova classificação pelo comportamento espectral, tendo por base a quantidade exata de dados inseridos na entrada para cada classe. As saídas das RNA, sendo três, representam as três classes de degradação aqui apresentadas.

5.3 PROCESSAMENTO DAS RNA

Os resultados obtidos pelo processamento das RNA são apresentados e discutidos nesta seção. Dessa forma, os 27 casos apresentados conforme a Tabela 4.5 foram utilizados aqui. No total, são 3 RNA que se dividem entre os 27 casos. Em todos os casos, os valores de acerto médio, tempo médio de execução de cada época e a quantidade média de épocas foram obtidos em 10 iterações sucessivas. Os valores do desvio padrão foram baixos para todos os casos, demonstrando que a quantidade de iterações foi suficiente para caracterizar os resultados das redes. Esses resultados estão mostrados na Tabela 5.5.

De acordo com a Tabela 5.5, observa-se que, na maioria das vezes, os casos com janelamento de 10 ciclos (identificados por J_10), apresentaram as maiores taxas de acerto médio. Isso pode ser explicado pelo fato de que esses casos apresentam uma maior quantidade de padrões em relação aos demais (1575 padrões). Portanto, a rede recebe uma maior quantidade de dados para treinamento e consegue consolidar melhor seu comportamento baseando-se no maior número de exemplos. Por outro lado, constata-se que, nesses casos, o tempo médio de execução de uma época é bem maior que nos demais casos. Isso é uma característica de que a rede executa o treinamento com um esforço computacional superior, que pode ser, muitas vezes, desnecessário.

Os casos com janelamento de 20 ciclos (792 padrões), identificados por J_20, apresentaram taxas de acerto médio muito próximas das obtidas nos casos J_10 com um tempo médio de execução bem menor. Em alguns casos, observam-se tempos médios de execução em torno de 30% do que é observado nos casos correspondentes em J_10.

Os casos identificados por J_30 (531 padrões), com janelamento de 30 ciclos, apresentaram taxas de acerto médio bem próximas das obtidas nos demais casos com um tempo médio de execução reduzido. Como, nesse caso, a quantidade de dados inseridos na rede é bem menor, o treinamento é realizado com um número relativamente limitado de padrões para comparação, diminuindo, portanto, o esforço computacional. Isso também explica as taxas de acerto médio menores, pois a rede tem menos informação sobre as classes de entrada.

Tomando como exemplo as RNA 9, 18 e 27, que são os melhores casos dentre os grupos com quantidades iguais de padrões, constata-se que há um aumento na taxa de acerto médio à medida que se aumenta a quantidade de padrões. Essa quantidade é tão maior quanto maior for a taxa de sobreposição entre padrões. O mesmo comportamento ocorre para as RNA 1, 10 e 19, que são os piores casos dentre os grupos com quantidades iguais de padrões.

Comparando a taxa de acerto médio entre os diferentes casos, de acordo com o tipo de subdivisão do espectro, pode-se observar as variações existentes. Na verdade, o que se constata é que à medida que se obtém um detalhamento maior dos VECSE, com a aplicação de uma quantidade maior de sub-bandas e taxas de sobreposição mais altas, as taxas de acerto médio tendem a crescer. Pode-se constatar que isso é verdadeiro quando se observa que a quantidade de padrões não variou, mas sim os seus tamanhos.

Como exemplo, comparando-se os casos 23 e 24, nota-se que o comportamento das redes segue essa regra, visto que a taxa de acerto aumentou, o desvio padrão diminuiu e o tempo médio de execução por época e a quantidade de épocas aumentaram. Mas, isso não é regra geral, pois que se observa o contrário em outros casos, como entre o 7 e 8. Embora existam casos como esse, o comportamento esperado é a rede obter taxas de acerto maiores quando ela possui padrões maiores nas classes que possuem a mesma quantidade de padrões.

Observando somente o tempo de processamento para estes casos, não se observa uma regra geral de comportamento; embora, exista um aumento no tempo de processamento à medida que se aumenta a quantidade de entradas nas redes. Isso é explicado pelo grau de detalhamento das informações com que a rede trabalha.

Contudo, sempre deve existir uma relação de compromisso entre a quantidade de dados que se insere na rede e o tempo de processamento desta. Muitas vezes, é mais vantajoso se utilizar de casos em que o grau de detalhamento das informações é menor para se obter um melhor desempenho no tempo de processamento e menor esforço computacional.

De acordo com as informações apresentadas, a escolha de uma topologia adequada para aplicar na classificação dos padrões dos VECSE depende do grau de detalhamento que se busca. Para a finalidade deste trabalho, em que na prática a RNA classifica padrões dentro de três classes distintas, as topologias mais recomendadas são: J20_F30_S50 e J30_F30_S50 (60 neurônios na camada de entrada cada) que apresentaram altas taxas de acerto em um baixo tempo de processamento. Portanto, são rápidas e apresentam resultados confiáveis. A topologia J10_F30_S50 (60 neurônios na camada de entrada), embora tenha apresentado a maior taxa de acerto, realizou o processamento em um tempo maior, não sendo recomendada para esta finalidade.

Tabela 5.5. Resultados do processamento das RNA.

RNA	Caso	Acerto Médio (%)	Desvio Padrão	Tempo Médio de Execução por Época (ms)	Média de Épocas	Tempo Total (s)
1	J10_F10_S10	80,52	0,69	27,98	571,1	15,98
2	J10_F10_S25	81,69	1,05	25,45	585,7	14,90
3	J10_F10_S50	81,84	0,44	34,42	512,2	17,63
4	J10_F20_S10	83,13	0,95	48,55	717,4	34,83
5	J10_F20_S25	84,54	1,03	53,58	653,2	35,00
6	J10_F20_S50	85,38	0,82	50,55	641,3	32,41
7	J10_F30_S10	87,13	0,84	80,90	604,2	48,88
8	J10_F30_S25	86,01	1,18	66,44	589,1	39,14
9	J10_F30_S50	88,37	0,65	64,27	686,1	44,09
10	J20_F10_S10	80,23	1,13	17,59	323,4	5,68
11	J20_F10_S25	80,58	1,52	15,39	289,8	4,46
12	J20_F10_S50	81,35	1,51	14,41	348,3	5,02
13	J20_F20_S10	82,63	1,19	24,33	360,0	8,76
14	J20_F20_S25	82,83	1,59	25,08	374,4	9,39
15	J20_F20_S50	84,41	1,10	24,00	415,0	9,96
16	J20_F30_S10	85,19	0,55	45,75	348,4	15,94
17	J20_F30_S25	85,97	0,97	41,41	453,7	18,78
18	J20_F30_S50	86,50	0,92	45,06	396,6	17,87
19	J30_F10_S10	80,14	1,78	21,14	275,0	5,81
20	J30_F10_S25	80,12	1,37	16,17	241,7	3,91
21	J30_F10_S50	80,46	0,94	16,54	214,0	3,54
22	J30_F20_S10	80,99	1,45	24,80	254,8	6,32
23	J30_F20_S25	81,70	1,34	25,29	242,4	6,13
24	J30_F20_S50	83,89	0,92	25,53	281,6	7,19
25	J30_F30_S10	84,06	1,64	34,51	295,3	10,19
26	J30_F30_S25	84,47	0,65	36,61	260,3	9,53
27	J30_F30_S50	85,90	1,94	30,34	241,6	7,33

Fonte: autoria própria.

Conforme as discussões desta seção, os resultados obtidos das RNA foram mais promissores quando se utilizaram casos com maior detalhamento dos VECSE, mas em todos os eles as taxas de sucesso se mostraram acima de 80%. Com base nos resultados, demonstra-se a versatilidade e robustez do método, quando os VECSE, juntamente com as RNA, permitem utilizar diferentes casos de subdivisão com altas taxas de acerto e com baixa perda de informação. No próximo capítulo, serão apresentadas as conclusões deste trabalho, baseadas nas análises dos resultados aqui discutidos.

6 CONCLUSÕES

Neste trabalho, uma análise de sensibilidade de um método de estimação dos estados operacionais de isoladores poliméricos com diferentes condições de poluição e degradação foi proposta. O método se baseou na detecção dos ruídos ultrassônicos advindos das descargas elétricas ocorrentes na superfície e proximidades dos isoladores conectados a uma linha energizada. Os sinais obtidos foram processados e seus atributos foram extraídos pelo algoritmo dos VECSE. Como forma de auxiliar no processo de tomada de decisão, topologias de RNA foram utilizadas.

Pôde-se observar que a técnica de inspeção visual, utilizada na primeira classificação do grupo de isoladores, demonstrou ser ineficiente, de forma que é necessário utilizar métodos confiáveis, tais como as inspeções acústicas dos RU.

Os resultados obtidos no processamento dos sinais, baseado nos VECSE, foram promissores. O método permitiu tratar os dados de forma que as informações mais relevantes fossem mantidas. Em todos os casos, as informações ruidosas detectadas não influenciaram significativamente nas análises dos parâmetros de energia obtidos. Isso pode ser útil em aplicações de campo.

Constatou-se que para uma melhor avaliação do comportamento espectral das amostras de RU, é necessário que se utilizem parâmetros no processamento dos VECSE que detalhem melhor as informações espectrais. Os casos que apresentaram maior grau de detalhamento permitiram um cálculo mais aproximado das frequências dominantes.

A reclassificação baseada no comportamento espectral permitiu dividir as classes de acordo com as condições de operação dos isoladores. Os resultados foram comparados com os obtidos através do método proposto por Guedes (2015), de forma que foi possível verificar diferenças pouco significativas. Portanto, as técnicas podem ser utilizadas em conjunto para uma melhor avaliação das condições de operação dos isoladores.

As RNA estenderam a capacidade de analisar os dados quando permitiram uma classificação confiável e imparcial dos mesmos, com base nas informações que lhes foram passadas na entrada. Diferentes topologias de rede foram comparadas entre si de forma a melhor caracterizá-las para a estimação das condições dos isoladores. Dessa forma, foram escolhidas as melhores no sentido de classificar, com altas taxas de acerto e baixo tempo de processamento, os isoladores dentro das classes (3 saídas da rede) representadas.

Assim, em conjunto com o método dos VECSE, essas topologias são muito úteis para criação de uma base de dados mediante ensaios em laboratório com uma maior quantidade de amostras de isoladores.

6.1 PERSPECTIVAS DE TRABALHO

Como propostas de continuação desta pesquisa, tem-se:

- Criação de um banco de dados, com a realização de medições em laboratório;
- Avaliação do método sob diferentes níveis de umidade e distâncias de detecção;
- Realização das medições em campo para avaliação do método proposto;
- Utilização de uma ferramenta computacional que realize o processo automático de extração de atributos do sinal ruidoso e classificação dos padrões por inteligência artificial;
- Comparação do método com as técnicas baseadas na detecção de imagens UV das descargas corona.

6.2 PUBLICAÇÕES CORRELATAS À PESQUISA

No decorrer do curso de mestrado, foram aceitos ou publicados os seguintes artigos correlacionados com o trabalho desenvolvido:

1. “I Workshop sobre Redes Elétricas Inteligentes Baseadas em Sistemas Sensores em Fibra Óptica - IV Encontro do Grupo de Sistemas Elétricos”, realizado em Campina Grande, em novembro de 2014. O título do trabalho foi: “**Uma Proposta de Técnica de Monitoramento de Isoladores Poliméricos baseada em Ruídos Ultrassônicos**”;
2. “Decimo Sexto Encuentro Regional Iberoamericano de Cigré”, realizado em Puerto Iguazú, Argentina, em maio de 2015. O título do trabalho foi: “**Detección de Defeitos em Isoladores de Subestações de Alta Tensão baseada na Análise do Ruído Audível**”;

3. “IEEE Electrical Insulation Conference 2015”, realizado em Seattle, Estados Unidos, em maio de 2015. O título do trabalho foi: **“Intelligent Acoustic Detection of Defective Porcelain Station Post Insulators”**;
4. “19th International Symposium on High Voltage Engineering”, a ser realizado em Pilsen, República Tcheca, em agosto de 2015. O título do trabalho foi: **“Monitoring Polymeric Insulators with an Ultrasonic Noise Based Technique”**.

REFERÊNCIAS

ABDEL-SALAM, M.; ABDEL-SATTAR, S.; SAYED, Y.; GHALLY, M. **Early Detection of Weak Point in MEEC Distribution System**. In: Industry Applications Conference Record of the 2001 IEEE, 2001, Chigaco. v. 4, p. 2541–2545.

ABIDIN N. Q. Z.; ABDULLAH, A. R.; RAHIM, N. H.; NORDDIN, N.; AMAN, A. **Online Surface Condition Monitoring System using Time-Frequency Analysis Technique on High Voltage Insulators**. In: IEEE International Power Engineering and Optimization Conference PEOCO, 2013, Langkawi. Anais, p. 513-517.

AMIN, M. **Aging Investigation of Polymeric Insulators**. Universidade de Engenharia e Tecnologia. Tese de Doutorado. Paquistão, 2007.

ANGELINI, J. M. G.; COSTA, E. G.; FORMIGA, A. M.; MENDONÇA, P. L. SHINOHARA, A. H.; FERREIRA, T. V. **Deterioration of Polymeric Insulators using Exclusive Agents**. In: International Conference and Exhibition on Electricity Distribution CIRED, 2009, Praga. Anais, p. 1-4.

BEZERRA, R. C.; MELLO, D. R.; PORFÍRIO, D. M.; ARAÚJO, F. E. R.; TEIXEIRA Jr., J. M. T.; PINHEIRO, J. C.; ANDRADE, J. A. S.; ALVES NETO, O. F.; LEITE, R. C. **Avaliação de Isoladores Poliméricos em Linha de Transmissão de 138 kV – Estudo de Caso**. In: Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, 2012, Goiânia. Anais do SBSE.

BORGES, C. L. **Uma Abordagem Alternativa para Inspeção Preditiva não Invasiva em Linha Aérea de Distribuição de Média Tensão na Área Rural**. Universidade Federal de Itajubá. Tese de Doutorado. Itajubá: UNIFEI, 2012.

CHAOU, A. K.; MEKHALDI, A.; TEGUAR, M.; FOFANA, I; MEGHNEFI, F. **Wavelet Packet Transform based Multi Resolution Analysis Technique for Classification of LC Waveforms on Polluted Insulating Surfaces**. In: IEEE Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, 2014, CEIPD. Anais, p. 291-294.

CIGRE TASK FORCE 33.04.03. **Cigrè Task Force 33.04.03**. Cigrè. [S.l.]. 1994. (152).

FERREIRA, T. V. **Estudo do Trilhamento de Núcleo em Isoladores Poliméricos**. Universidade Federal de Campina Grande. Dissertação de Mestrado. Campina Grande: UFCG, 2007.

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

FERREIRA, T. V.; GERMANO, A. D.; COSTA, E. G. **Ultrasound and Artificial Intelligence Applied to the Pollution Estimation in Insulations**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 12, p. 583-589, 2012.

FONTGALLAND, G.; SILVA, E. M.; BEZERRA, J. M. B.; NERI, M. G. G.; DO VALLE, R. R. M.; DE MELO, M. A. B. **On the Behavior of Electromagnetic Interference Measured from Glass Insulator**. In: International Symposium on Antenna Technology and Applied Electromagnetics, 2004. Ottawa. Anais, p. 301-304.

GAJIĆ, B.; PALIWAL, K. K. **Speech Parametrization for Automatic Speech Recognition in Noisy Conditions**. In: Norwegian Symposium on SignalProcessing, 2001, Trondheim.

GERMANO, A. D. **Análise da Degradação de Isolamentos Elétricos**. Universidade Federal de Campina Grande. Dissertação de Mestrado. Campina Grande: UFCG, 2010.

GORUR, R. S.; BURNHAM, J. T.; CHERNEY, E. A. **Outdoor Insulators**. 1. ed. Phoenix: Ravi S. Gorur Inc., 1999.

GORUR, R. S.; MONTESINOS, J.; VARADADESIKAN, L.; SIMMONS S.; SHAH, M.A **Rapid Test Method for Evaluating the Tracking and Erosion Resistance of Polymeric Outdoor Insulating Materials**. In: IEEE Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena CEIPD, 1997, Minneapolis. v. 2, p. 402-405.

GUEDES, C. P. G. **Classificação das Condições de Degradação de Isoladores Poliméricos pelos Níveis de Radiação UV e Lógica Fuzzy**. Universidade Federal de Campina Grande. Dissertação de Mestrado. Campina Grande: UFCG, 2015.

HARROLD, R. T. **Acoustic Waveguides for Sensing and Locating Electrical Discharges in High Voltage Power Transformers and other Apparatus**. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v. 98, n. 2, p. 449-457, 1979.

HARROLD, R. T. **Acoustical Technology Applications in Electrical Insulation and Dielectrics [J]**. IEEE Transactions on Electrical Insulation, v. 20, n. 1, p. 3-19, 1985.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: princípios e prática**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

IEC 60270. **High-voltage Test Techniques: partial discharge measurements**. International Electrotechnical Commission. 3. ed. IEC 60270, 2000.

JERMENDY, L.; FOGARASI, I.; SIMON, S.; SZABO, J. **Insulation Diagnostic Methods**. IEEE Power Delivery, v.2, p.81-85, 1998.

KALMAN, B. L.; KWASNY, S. C. **Why tanh: choosing a sigmoidal function**. In: International Joint Conference on Neural Networks, 1992, Baltimore. v. 2, p. 578 - 581.

KUFFEL, E.; ZAENGL, W. S.; KUFFEL, J. **High Voltage Engineering Fundamentals**. 2. ed. Oxford: Butterworth-Heinemann Newnes, 2000.

LAPP INSULATORS. **Rodurflex High-voltage Insulators**. Disponível em: <<http://www.lappinsulator.com/downloadcenter/catalogs.asp>>. Acesso em: 14 dez. 2014.

LIMA, R. A. **Contribuições para o Desenvolvimento de um Sistema de Monitoração Via Satélite do Estado de Poluição de Cadeias de Isoladores de Alta Tensão**. Universidade Federal de Pernambuco. Dissertação de Mestrado. Recife: UFPE, 2010.

LUNDGAARD, L. E. **Partial Discharge XIII: acoustic partial discharge detection-fundamental considerations**. IEEE Electrical Insulation Magazine, v. 8, p. 25-31, 1992.

MALIK, N. H. **Electrical Insulation in Power Systems**. New York: Marcel Dekker, 1998.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W.A **Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity.** Bulletin of Mathematical Biophysics, v. 5, p. 115-133, 1943.

MORENO, V. M.; GAM R. S. **Effect of Long-term Corona on Non-Ceramic Outdoor Insulator Housing Materials.** IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 8, n. 1. p. 117-128, 2001.

MUNIRAJ, C.; CHANDRASEKAR, S. **Condition Monitoring of Outdoor Polymeric Insulators Using Wavelets and ANFIS.** In: IEEE International Conference on Power and Energy PECon, 2010, Selangor. Anais, p. 346-351.

NR 10. **Segurança em Instalações e Serviços em Eletricidade.** Ministério do Trabalho e Emprego. Portaria GM, n.º 598, de 07 de dezembro de 2004. Disponível em: <http://portal.mte.gov.br/data/files/8A7C812D308E216601310641F67629F4/nr_10.pdf>. Acesso em: 10 ago. 2015.

OESTERHELD, J. **Dielectric Behavior of Silicone Insulations.** TU Dresden. Dissertação. Dresden, 1996.

PALIWAL, K. K. **Spectral Subband Centroid Features for Speech Recognition.** In: International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1998, Seattle. v. 2, p. 617-620.

PEI, C. M.; SHU, N. Q.; LI, L.; LI, Z. P.; PENG, H. **On-line Monitoring of Insulator Contamination causing Flashover Based on Acoustic Emission.** In: International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008, Nanjing. Anais, p. 1667-1671.

RIEDMILLER, M.; BRAUN, H. **RPROP - A Fast Adaptive Learning Algorithm.** In: International Symposium on Computer and Information Science, 1992. Anais do ISCIS VII.

ROSENBLATT, F. **The Perceptron:** a probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychological Review, v. 65, p. 386-408, 1958.

SHURRAB, I. Y.; EL-HAG, A.; ASSALEH, K.; GHUNEM, R. **Partial Discharge On-Line Monitoring of Outdoor Insulators.** Conference Record of the IEEE International Symposium on Electrical Insulation, 2012, San Juan. Anais, p. 391-394.

SILVA, K. M. **Diagnóstico de Falhas em Linhas de Transmissão Baseado em Redes Neurais Artificiais e Transformada Wavelet.** Universidade Federal de Campina Grande. Dissertação de Mestrado. Campina Grande: UFCG, 2005.

SILVA, R. F. **Trilhamento Elétrico sobre Materiais Poliméricos pela Análise da Energia Absorvida devido as Descargas Superficiais.** Universidade Federal do Paraná. Tese de Doutorado. Curitiba: UFPR, 2014.

SOUZA, A. L.; LOPES, I. J. S. **Estudo da Distribuição de Campo Elétrico em Isoladores Poliméricos: uma abordagem computacional e experimental.** In: Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, 2008, Belo Horizonte. Anais do SBSE.

TIAN, Y; LEWIN, P. L.; DAVIES, A. E.; RICHARDSON, Z. **Acoustic Emission Detection of Partial Discharges in Polymeric Insulation.** In: International Symposium on High Voltage Engineering, 1999, Londres. Anais, p. 82-85.

UE SYSTEMS. **Ultraprobe 2000 Informations.** Disponível em: <<http://www.uesystems.com/products/cost-effective-ultrasonic-detectors/up-2000/downloads>>. Acesso em: 14 dez. 2014.

WERBOS, P. **Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences.** Universidade de Harvard. Tese de PhD. Boston: Harvard, 1974.

YANG, Y.; DUMONT, G. A. **Classification of Acoustic Emission Signals Via Hebbian Feature Extraction.** In: International Joint Conference on Neural Networks, 1991, Seattle. v.1, p. 113-118.