



Universidade Federal de Campina Grande

Centro de Engenharia Elétrica e Informática

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

TARSO VILELA FERREIRA

**ESTIMAÇÃO INTELIGENTE DA POLUIÇÃO DE ISOLAMENTOS
ELÉTRICOS BASEADA NOS VECSE DO RUÍDO ULTRASSÔNICO**

Campina Grande, Paraíba
Abril de 2011

TARSO VILELA FERREIRA

ESTIMAÇÃO INTELIGENTE DA POLUIÇÃO DE ISOLAMENTOS
ELÉTRICOS BASEADA NOS VECSE DO RUÍDO ULTRASSÔNICO

*Tese apresentada à Coordenação do Programa de
Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da
Universidade Federal de Campina Grande, em
cumprimento às exigências do Programa de
Doutoramento em Ciências no Domínio da
Engenharia Elétrica.*

Área de Concentração: Processamento de Energia

Orientador:

Professor Edson Guedes da Costa, D. Sc.

Campina Grande, Paraíba
Abril de 2011

*Dedico este trabalho às minhas moças,
Andrea e Alice, que me mantêm jovem.*



F383e

Ferreira, Tarso Vilela

Estimacao inteligente da poluicao de isolamentos eletricos baseada nos VECSE do ruido ultrassonico / Tarso Vilela Ferreira. - Campina Grande, 2011.

119 f. : il.

Tese (Doutorado em Engenharia Eletrica) - Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Ciencias e Tecnologia.

1. Isolamentos Eletricos 2. Estimacao Inteligente de Poluicao 3. Compressao Espectral 4. Tese I. Costa, Edson Guedes da, Dr. II. Universidade Federal de Campina Grande - Campina Grande (PB) III. Título

CDU 621.315.6(043)

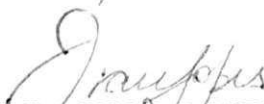
**ESTIMAÇÃO INTELIGENTE DA POLUIÇÃO DE ISOLAMENTOS ELÉTRICOS
BASEADA NOS VECSE DO RUÍDO ULTRASSÔNICO**

TARSO VILELA FERREIRA

Tese Aprovada em 15.04.2011



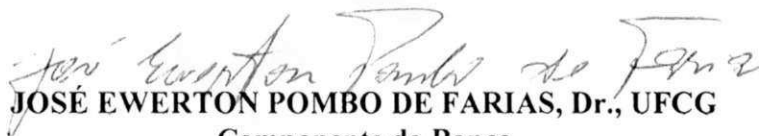
EDSON GUEDES DA COSTA, D.Sc., UFCG
Orientador



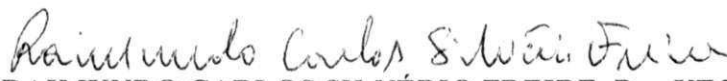
IVAN JOSÉ DA SILVA LOPES, Ph.D., UFMG
Componente da Banca



JOSÉ PISSOLATO FILHO, Dr., UNICAMP
Componente da Banca



JOSÉ EWERTON POMBO DE FARIAS, Dr., UFCG
Componente da Banca



RAIMUNDO CARLOS SILVÉRIO FREIRE, Dr., UFCG
Componente da Banca

CAMPINA GRANDE – PB
ABRIL - 2011

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço aos meus pais: Luiz e Galiana. Ele, um exemplo de capacidade de raciocínio, força de trabalho, profissionalismo e espartanismo; ela, um modelo de diplomacia, tolerância, inteligência e amor pelos filhos. Sem a ajuda deles e do Todo Poderoso, a lugar algum eu teria chegado.

Agradeço a minha amada esposa, Andrea, que me presenteia todos os dias com seu carinho, apoio e compreensão, além de ser co-autora do meu trabalho mais lindo e razão principal da minha vida: a pequena Alice.

Externo minha gratidão aos meus irmãos, Duan e Tassiana, que sempre acreditaram no meu potencial, a exemplo dos meus tios, avós e primos.

Agradeço ao grande amigo Edson Guedes da Costa, que também me ajuda na qualidade de orientador.

Sou muito grato aos colegas André Germano, Max Neri, Diego Buriti, Maria Alice Rodrigues, André Dias, Gustavo Guedes, Filipe Lucena, Warner Peixoto e Chico Sousa, que me ajudaram na rotina de experimentos e nas inspeções em campo. Além deles, agradeço a Gilvan, Kalina, George Rossani e Karcius, pelas conversas e discussões tangentes à pesquisa.

Ao professor Kleber Melo e Silva, da Universidade de Brasília, agradeço sinceramente, pela grande ajuda no início da minha lida com inteligência artificial.

Externo agradecimentos a todos os funcionários e professores do departamento de Engenharia Elétrica, sempre dispostos a ajudar nas questões científicas, labutais ou burocráticas.

Agradeço à Companhia Hidro Elétrica do São Francisco, que permitiu acesso às suas instalações, parte fundamental desta pesquisa. Em especial, agradeço aos colegas da Chesf: Marcelo Ramos, Osvaldo Rosa Filho, Max Norah, Madson Pereira, Otto Ossian e José Vitorino Silva.

De forma análoga, agradeço a Termopernambuco S.A., que nos deu acesso às suas instalações para realização de atividades, facilitadas pelos profissionais Paulo Gama e Luís Cláudio Correia.

Externo meus agradecimentos ao CNPq, pelas bolsas de estudos que recebi durante praticamente toda minha formação científica.

Por fim, agradeço aos meus alunos, que tanto me ensinam, dia a dia.

*“Existem três caminhos para a obtenção da sabedoria:
o primeiro, por reflexão, que é o mais nobre;
o segundo, por imitação, que é o mais fácil;
e terceiro, por experiência, que é o mais doloroso.”*

Confúcio

RESUMO

Este trabalho apresenta uma técnica de estimação da poluição de isolamentos elétricos baseada no ruído ultrassônico emitido pelos mesmos, quando conectados a eletrodos energizados. A fim de atingir tal objetivo, foram realizados ensaios em laboratório, durante os quais os ruídos ultrassônicos foram digitalmente registrados para estudo posterior da melhor forma de processamento e extração de atributos. Como consequência deste estudo, obteve-se o algoritmo dos Vetores de Energia dos Centróides das Sub-bandas Espectrais (VECSE), o qual pode ser entendido como uma compressão espectral capaz de selecionar as bandas de frequência mais significativas do ruído. Em seguida, o áudio processado e transformado em VECSE constituiu uma base de dados que serviu para alimentar uma Rede Neural Artificial, capaz de distinguir com notável exatidão um VECSE oriundo de um isolamento mais poluído de um VECSE oriundo de um isolamento menos poluído. Por fim, para validar a técnica em campo, foram realizadas campanhas de medição na subestação Campina Grande 2, da Companhia Hidrelétrica do São Francisco. Durante estas campanhas se registrou ruído ultrassônico oriundo de vários equipamentos elétricos expostos a vários graus de poluição natural, e o processamento baseado em VECSE e Redes Neurais Artificial foi novamente aplicado. Como resultado, obtiveram-se taxas de acertos geralmente acima de 80% por parte da Rede Neural Artificial.

Palavras-chave: Vetores de Energia dos Centróides das Sub-bandas Espectrais. Isolamentos elétricos. Poluição. Estimação. Ultrassom. Redes Neurais Artificiais.

ABSTRACT

This work presents an electrical insulator pollution estimation technique based on the ultrasonic noise emitted by them, when connected to energized electrodes. In order to attain this objective, laboratory tests were performed, during which the ultrasonic noise was digitally registered for further study of the best processing and attribute extraction method. As a consequence of this study, the Spectral Sub-band Centroid Energy Vectors (SSCEV) algorithm was obtained, which can be understood as a spectral compression, capable of selecting the most significant frequency bands of the noise. Afterwards, the processed audio, changed into SSCEV, constituted a database which was fed to an Artificial Neural Network, capable of distinguishing with remarkable precision a SSCEV from a polluted insulator from a SSCEV from a less polluted insulator. Finally, in order to validate the technique in the field, measurement campaigns were performed in the substation Campina Grande II, of the São Francisco Hydroelectric Company. During these campaigns, ultrasonic noise from several electrical equipments, exposed to different natural pollution degrees, was obtained, and the processing, based on SSCEV and Artificial Neural Network was once again applied. As a result, success rates of over 80% were generally obtained by the Artificial Neural Network.

Keywords: Spectral Sub-band Centroid Energy Vectors. Electrical Insulators. Pollution. Estimation. Ultrasound. Artificial Neural Networks.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Modelos antigos de isoladores cerâmicos (Janssen, 2005).....	4
Figura 2. (a) Isolador de pino rosqueável com saia interna; (b) Isolador no qual é possível a amarração do condutor (National Insulator Association, 2008a).....	5
Figura 3. (a) Isolador com desenho inovador, patenteado por Locke; (b) Isolador de suspensão com terminais tipo bola e tipo concha (National Insulator Association, 2008b).....	6
Figura 4. Diagrama esquemático de um isolador de vidro tradicional (Isoladores Santa Terezinha, 2002). 7	
Figura 5. Isolador de pino para uso em sistemas distribuição (Reed, 1941).....	7
Figura 6. 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 (Harrold, 1985).....	10
Figura 7. Modelo de um neurônio artificial.....	18
Figura 8. Arquitetura de uma rede MLP.....	21
Figura 9. Arquitetura da RNA ^{3E} implementada.....	26
Figura 10. Fronteiras de decisão formadas por (a) uma MLP e (b) por uma rede em arquitetura.....	27
Figura 11. Sinais no domínio do tempo e seus espectros de frequência.....	29
Figura 12. Dois resultados para a TFTC de um mesmo sinal.....	30
Figura 13. Representação gráfica das análises. (a) Domínio do tempo; (b) Domínio da frequência;.....	31
Figura 14. Diagrama de blocos da transformada wavelet discreta.....	32
Figura 15. Diagrama de blocos da transformada <i>wavelet packet</i>	33
Figura 16. Foto de Lane em três graus distintos de contraste, acompanhada dos respectivos histogramas e imagens preto e branca após a aplicação do limiar de Otsu.....	34
Figura 17. Diagrama de blocos do algoritmo VECSE.....	38
Figura 18. (a) Plotagem de 1 s do sinal no tempo;.....	40
Figura 19. VECSE obtidos com $\delta = 0.05$ e com $\delta = 0.5$	41
Figura 20. Diagrama esquemático dos isoladores empregados nos ensaios.....	44
Figura 21. Diagrama esquemático do arranjo do ensaio.....	44
Figura 22. Resultados para aplicação de 50% da tensão de ruptura.....	47
Figura 23. Resultados para aplicação de 60% da tensão de ruptura.....	47

Figura 24. Resultados para aplicação de 70% da tensão de ruptura.	48
Figura 25. Resultados para aplicação de 80% da tensão de ruptura.	48
Figura 26. Resultados para aplicação de 90% da tensão de ruptura.	49
Figura 27. Diagrama esquemático do circuito empregado nos ensaios.	52
Figura 28. Resultados para poluição muito pesada, URA = 80%.....	54
Figura 29. Processo de janelamento do sinal ultrassônico.....	57
Figura 30. Fotografias da SE CGD; (a) Vista Oeste; (b) Vista Leste.....	65
Figura 31. Fotografias da torre 1/1 da LT CGD-PRS. (a) Destaque das cadeias inspecionadas;	67
Figura 32. Localização das Instalações da TermoPE; (a) Mapa; (b) Fotografia aérea.	67
Figura 33. Temperatura, Umidade e Precipitação no intervalo em que ocorreram as medições.	70
Figura 34. Plotagem sobreposta dos VECSE obtidos com URA de 70% utilizados na Abordagem L1. ...	74
Figura 35. Plotagem sobreposta dos VECSE obtidos com URA de 80% utilizados na Abordagem L2. ...	75
Figura 36. Plotagem sobreposta dos 11.200 VECSE utilizados na Abordagem L3.	76
Figura 37. Plotagem sobreposta dos VECSE utilizados na Abordagem C1 para Ancoragem 04T6.	82
Figura 38. Plotagem sobreposta dos VECSE da Ancoragem 04T6 em NP1.1 e NP1.2.	83
Figura 39. Plotagem sobreposta dos VECSE de três cadeias de isoladores da torre cujo RU foi registrado:	85
Figura 40. Plotagem sobreposta dos VECSE de três cadeias de isoladores da torre cujo RU foi registrado:	87
Figura 41. Imagens de disjuntores registradas com uma câmera capaz de detectar radiação ultravioleta. .	90
Figura 42. Plotagem dos VECSE obtidos de 10 s de áudio registrado nas inspeções da SE TermoPE:.....	91

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Evolução das técnicas de monitoramento de isolamentos baseadas em RU.....	14
Tabela 2. Evoluções mais importantes na teoria de RNA.	17
Tabela 3. Ocorrência de picos ultrassônicos para todos os níveis de tensão.	49
Tabela 4. Características de densidade de sal e condutividade das soluções.....	51
Tabela 5. Ocorrência de ultrassônicos para todos os níveis de tensão.....	53
Tabela 6. Taxas de acerto a partir das estatísticas descritivas, para variações de TR.....	58
Tabela 7. Taxas de acerto a partir das estatísticas descritivas, para variações de ESDD e URA.	60
Tabela 8. Especificação dos equipamentos inspecionados na SE CGD.	66
Tabela 9. Especificação dos equipamentos inspecionados na SE TermoPE.	68
Tabela 10. Dados das medições de RU realizadas na SE CGD (INMET, 2010).....	70
Tabela 11. Dados das medições de RU realizadas na SE TermoPE.....	72
Tabela 12. Acertos médios para a Abordagem L1.....	73
Tabela 13. Acertos médios para a Abordagem L2.....	74
Tabela 14. Acertos médios para a Abordagem L3.....	76
Tabela 15. Acertos médios para a Abordagem L4.....	78
Tabela 16. Resultados da Abordagem C1 empregando MLP.....	80
Tabela 17. Resultados da Abordagem C1 empregando RNA ^{3E}	81
Tabela 18. Resultados da Abordagem C2.....	84
Tabela 19. Resultados da Abordagem C3.....	86
Tabela 20. Resultados da Abordagem C4.....	88
Tabela 21. Resultados da Abordagem C5.....	90

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

C#	Indexador empregado na identificação de abordagens em campo
Chesf	Companhia Hidrelétrica do São Francisco
CSE	Centróides de sub-bandas espectrais
EA	Emissões Acústicas
ESDD	Densidade Equivalente de Depósito de Sal (<i>Equivalent salt deposit density</i>)
L#	Indexador empregado na identificação de abordagens em laboratório
MLP	Perceptron de Múltiplas Camadas (<i>Multilayer Perceptron</i>)
MO	Método de Otsu
NP#.#	Indexador empregado na identificação de níveis de poluição em campo
RNA	Redes Neurais Artificiais
RNA ³ E	Redes Neurais Artificiais Auto-Associativas Estatísticas
RPROP	<i>Resilient Propagation</i>
RU	Ruído ultrassônico
TA	Temperatura Ambiente
TR	Tensão de ruptura
TRF	Transformada Rápida de Fourier
TWP	Transformada <i>Wavelet Packet</i>
SE CGD	Subestação Campina Grande II
URA	Umidade Telativa do Ar
VECSE	Vetores de Energia dos Centróides das Sub-bandas Espectrais

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	1
1.1.	DELIMITAÇÃO DO TEMA	1
1.2	MOTIVAÇÃO.....	2
1.3.	OBJETIVOS	3
1.4.	ESTRUTURA DO TEXTO	3
2	ISOLAMENTOS CERÂMICOS.....	4
2.1	HISTÓRICO	4
2.2	MÉTODOS DE MONITORAMENTO.....	8
3	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	16
3.1	INTRODUÇÃO	16
3.2	UM BREVE HISTÓRICO	16
3.3	O NEURÔNIO ARTIFICIAL.....	18
3.4	FUNIONAMENTO DAS RNA	20
3.5	REDES <i>PERCEPTRON</i> DE MÚLTIPLAS CAMADAS	21
3.6	EMPREGO DAS RNA NA TÉCNICA PROPOSTA.....	24
4	EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS.....	28
4.1	TRANSFORMADA <i>WAVELET PACKET</i> ASSOCIADA AO ALGORITMO DE OTSU	28
4.2	ESTATÍSTICA DESCRITIVA.....	35
4.3	VETORES DE ENERGIA DOS CENTRÓIDES DE SUB-BANDAS ESPECTRAIS.....	37
5	MÉTODO 1: <i>WAVELET PACKETS</i> ASSOCIADAS AO ALGORITMO DE OTSU.....	43
5.1	ENSAIOS COM VARIAÇÃO DE TENSÃO.....	43
5.2	ENSAIOS COM VARIAÇÕES DE POLUIÇÃO E UMIDADE.....	50
6	MÉTODO 2: ESTATÍSTICA DESCRITIVA ASSOCIADA À RNA TIPO MLP.....	56
6.1	ENSAIOS COM VARIAÇÃO DE TENSÃO.....	56
6.2	ENSAIOS COM VARIAÇÕES DE POLUIÇÃO E UMIDADE.....	59
7	MÉTODO 3: VECSE ASSOCIADOS A RNA	62
7.1	ENSAIOS EM LABORATÓRIO	62
7.2	CAMPANHAS DE MEDIÇÃO EM CAMPO.....	64

7.3	RESULTADOS.....	72
8	CONCLUSÕES.....	92
8.1	PERSPECTIVAS DE TRABALHO.....	94
	BIBLIOGRAFIA.....	95
	ANEXO A – DIAGRAMA UNIFILAR DA SE CGD.....	100
	ANEXO B – FOTOGRAFIAS DOS EQUIPAMENTOS INSPECIONADOS NA SE CGD.....	102
	ANEXO C – DIAGRAMA UNIFILAR DA SE TERMOPE.....	107
	ANEXO D – FOTOGRAFIAS DOS EQUIPAMENTOS INSPECIONADOS NA SE TERMOPE	109
	ANEXO E – RESULTADOS DA EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS POR ESTATÍSTICAS	
	DESCRITIVAS COM VARIAÇÕES DE URA E POLUIÇÃO.....	111
	ANEXO F – ARTIGOS E RESUMOS PRODUZIDOS EM TEMAS CORRELATOS AO DO	
	DOUTORADO.....	116

1 INTRODUÇÃO

1.1. DELIMITAÇÃO DO TEMA

A importância da energia elétrica no mundo atual é inquestionável. Por ser uma das formas mais versáteis de energia dominadas pelo ser humano, a energia elétrica se tornou um insumo tão básico à sociedade moderna que é difícil imaginar uma forma de substituí-la.

Para suprir a crescente demanda mundial por energia elétrica, são necessários sistemas complexos de geração, transmissão e distribuição. Em qualquer sistema elétrico, no entanto, existe a necessidade de segregar regiões com diferentes potenciais elétricos, como condutores energizados e estruturas aterradas, por exemplo. Para tanto, são empregados materiais isolantes de diversas naturezas, dispostos em vários formatos, de acordo com a necessidade. São estes materiais que constituem as partes essenciais dos isolamentos elétricos.

Isolamentos nos mais variados formatos e constituídos de diversos materiais são encontrados atualmente nos sistemas elétricos. De maneira geral, podem ser divididos em orgânicos e cerâmicos. Os primeiros apresentam carbono em sua composição (plásticos, borrachas, etc.), enquanto que os segundos baseiam-se em materiais cerâmicos (vidro, porcelana, seus compostos e derivados). Existem ainda os isolamentos híbridos, que possuem tanto partes cerâmicas quanto orgânicas, a fim de explorar as vantagens de ambas as tecnologias. Devido ao seu maior tempo de existência, historicamente isolamentos cerâmicos vêm sendo utilizados em linhas de transmissão e subestações, e apesar do crescente emprego de isolamentos orgânicos e híbridos nos últimos 30 anos, ainda representam uma fatia muito significativa dos isoladores instalados no sistema elétrico brasileiro.

Devido à experiência acumulada nos mais de noventa anos de uso de isolamentos cerâmicos, a cultura de diagnóstico destes equipamentos é atualmente muito mais difundida que as técnicas de diagnóstico de isolamentos orgânicos e híbridos, estas últimas muitas vezes consideradas não-confiáveis. Assim, isolamentos

cerâmicos ainda são preferidos por muitas empresas em situações onde o vandalismo e a poluição não são fatores preponderantes.

1.2 MOTIVAÇÃO

Falhas em isolamentos têm consequências indesejáveis, desde interferências em sinais de rádio ou televisão, até curtos-circuitos que podem retirar a linha ou subestação de operação. Neste último caso, a interrupção temporária de suprimento acarreta-se prejuízos às unidades consumidoras e à concessionária de energia. Processos industriais contínuos, de maneira geral, não devem ter suprimento de energia interrompido de forma não programada. Para a concessionária, falhas em isolamentos podem resultar em danos materiais próprios e de terceiros, custos de manutenção, perda de faturamento e, em muitos casos, multas impostas por parte das agências reguladoras.

Apesar do baixo custo dos isolamentos cerâmicos quando comparados a outros equipamentos de um sistema elétrico, os prejuízos acarretados devido à falha dos mesmos podem ser bastante significativos. A inspeção e a lavagem periódica destes equipamentos se fazem necessárias, a fim de que unidades defeituosas sejam trocadas e de que a poluição acumulada sobre os discos cerâmicos não reduza a capacidade de isolamento a níveis perigosos.

Os isoladores de porcelana, particularmente, são mais difíceis de diagnosticar por inspeção visual à distância: trincas sutis, perda da camada vitrificada e perfurações entre o pino e a campânula são exemplos de defeitos pouco perceptíveis visualmente, mas que tem efeitos significativos na redução da capacidade de isolamento da peça. Por outro lado, os isoladores de vidro temperado comumente estilhaçam-se ao sofrer algum tipo de agressão mecânica ou térmica mais severa, permitindo a pronta detecção visual, tendo sua troca providenciada.

A poluição, no entanto, não é de tão simples detecção visual, especialmente à distância em que são realizadas as inspeções. Conforme se depositam sobre os isolamentos, os poluentes diminuem a resistência superficial, permitindo a evolução de mecanismos que levam à ruptura do isolamento: elevação da corrente de fuga, a formação de bandas secas quando há umidade ambiente suficiente, a formação de arcos voltáicos superficiais, etc. Portanto, lavagens periódicas devem ser executadas nas cadeias de isoladores cerâmicos.

Uma vez que períodos muito longos entre lavagens sucessivas podem permitir grande acúmulo de poluição e lavagens muito frequentes representam custos desnecessários, faz-se providencial uma técnica de estimação do momento ótimo para lavagem.

1.3. OBJETIVOS

Neste trabalho, busca-se agregar confiabilidade à estimação de poluição de isolamentos elétricos, bem como ao seu diagnóstico baseado no ruído ultrassônico (RU) advindo de tais isolamentos. Para tanto, serão empregadas redes neurais artificiais (RNA) capazes de classificar o ruído ultrassônico como advindo de um isolamento com baixo ou alto grau de poluição.

Para realizar uma extração de atributos eficiente, reduzindo o volume de dados das amostras de RU e permitindo o emprego das RNA, será apresentada uma técnica baseada em Vetores de Energia dos Centróides das Sub-bandas Espectrais (VECSE).

1.4. ESTRUTURA DO TEXTO

No Capítulo 2 a seguir é apresentado um breve histórico dos isolamentos elétricos, seguido de uma revisão bibliográfica acerca dos métodos de monitoramento dos mesmos, com ênfase nas técnicas que empregam sinais ultrassônicos como fonte de diagnóstico. Mais adiante, nos Capítulos 3 e 4, é realizado um embasamento teórico acerca de Redes Neurais Artificiais (RNA) e técnicas de extração de atributos, respectivamente. Os Capítulos 5, 6 e 7 são utilizados para descrição dos métodos propostos. Por fim, no Capítulo 8, são apresentadas as conclusões da pesquisa, seguidas por perspectivas de trabalho.

2 ISOLAMENTOS CERÂMICOS

2.1 HISTÓRICO

As primeiras porcelanas utilizadas como materiais elétricos surgiram a partir de 1830 (Liebermann, 2000), quando as linhas telegráficas passaram oferecer uma demanda por isoladores elétricos. Os primeiros isoladores tinham a forma de blocos de vidro (Guthrie, 1997), e com o passar do tempo adquiriram outros desenhos, tornando-se peças fundamentais em várias outras áreas. Telefonia, estruturas com antenas, para-raios, transmissão e distribuição de energia são algumas aplicações destes materiais isolantes. Na Figura 1, podem-se observar alguns dos primeiros modelos de isoladores.



Figura 1. Modelos antigos de isoladores cerâmicos (Janssen, 2005).

Empresas do Reino Unido especializadas em cerâmicas, como a *Denby*, foram as primeiras a fabricar isoladores, ainda na década de 1840 (Denby Retail Ltd., 2009). Logo se perceberam as vantagens dos isoladores de pino, que em suas versões iniciais eram fixados com ajuda de buchas, pois não tinham rosca interna. Em 25 de julho de

1865, Louis Cauvet patenteou o isolador de pino com furo rosqueado (Cauvet, 1865), ideia amplamente empregada até os dias de hoje. Dezoito anos depois, Samuel Oakman patenteou o isolador de pino rosqueado com saia interna, como pode ser visto na Figura 2a. Em 1890, Oakman patenteou os isoladores com formato que permite a amarração dos cabos, como pode ser visto na Figura 2b.

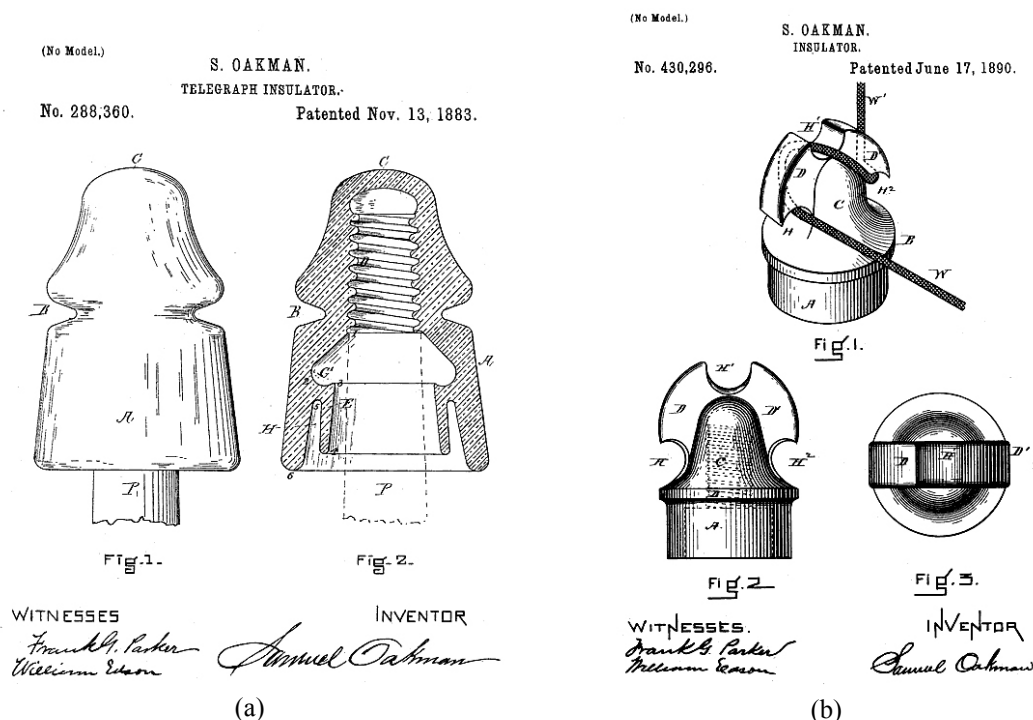


Figura 2. (a) Isolador de pino rosqueável com saia interna; (b) Isolador no qual é possível a amarração do condutor (National Insulator Association, 2008a).

Em 1880, com o advento da distribuição de energia elétrica, tornam-se necessários isoladores mais robustos e confiáveis que os empregados em telégrafos, dada a necessidade de transmissão em tensão mais elevada (Berry, 2008). Nesta época, o custo de isoladores robustos de vidro era inferior aos de porcelana, uma vez que o processo de fabricação de grandes isoladores de porcelana de qualidade era oneroso. Todavia, o vidro tinha pouca resistência mecânica, uma vez que o vidro temperado só foi inventado em torno de 1900. Os processos empregados pelas indústrias para produzir a porcelana adotavam a mistura de matérias primas prensadas e queimadas, resultando em peças porosas, úteis apenas em baixa tensão e a seco (Janssen, 2005).

Em 1896, Fred Locke colocou em uso, juntamente com a *Imperial Porcelain Works*, as primeiras unidades de isoladores de porcelana produzidas a vácuo. Tais peças foram implantadas na linha de transmissão que ligava hidrelétrica de Niagara Falls à

cidade de Buffalo, nos Estados Unidos da América, e operava na tensão de 40 kV. O processo utilizado por Locke para produzir uma porcelana praticamente isenta de bolhas de ar ou trincas utilizava-se de moldes a vácuo, tornos, secagem e queima, nesta ordem. Além disso, Locke inova com um modelo de isolador mais largo que alto, cujo diagrama esquemático pode ser observado na Figura 3a (Gish, 1994).

Como a produção de grandes peças de vidro temperado com desenho complexo é um processo ainda hoje caro, a porcelana e outras cerâmicas foram substituindo gradativamente o vidro nos isoladores de alta tensão (Fassbinder, 2003). Em 1910, Arthur Austin patenteia o isolador de suspensão com terminais tipo bola e tipo concha. O desenho deste modelo serve de base para isoladores utilizados até a atualidade, como pode ser observado na Figura 3b.

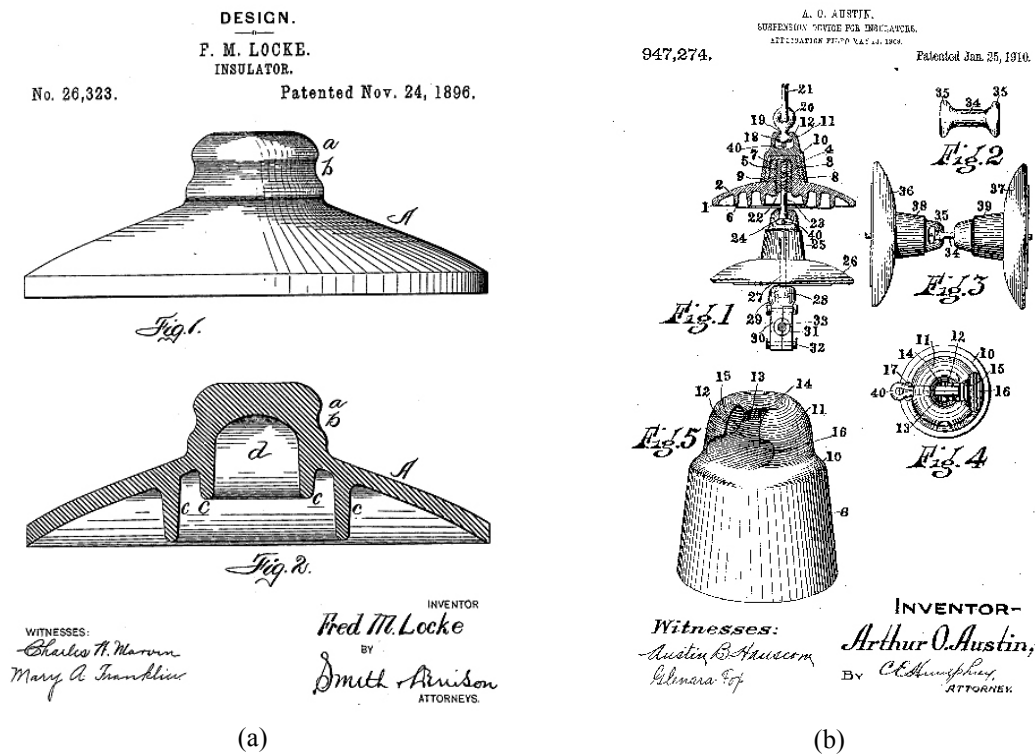


Figura 3. (a) Isolador com desenho inovador, patenteado por Locke; (b) Isolador de suspensão com terminais tipo bola e tipo concha (National Insulator Association, 2008b).

Na Figura 4 pode-se observar o diagrama esquemático de um isolador cerâmico de suspensão em forma de disco, empregado atualmente.

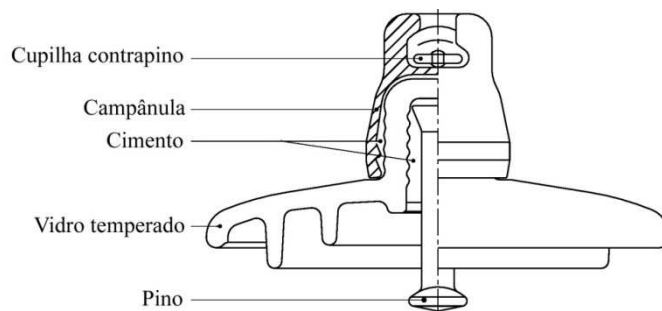


Figura 4. Diagrama esquemático de um isolador de vidro tradicional (Isoladores Santa Terezinha, 2002).

O disco de vidro temperado é a peça que de fato provê a capacidade isolante do equipamento. A campânula tem função, juntamente com o pino, de prover sustentação ao isolador e, conseqüentemente, à cadeia em que o mesmo se encontra. O pino é fabricado em aço forjado ou usinado, encaixando na campânula do isolador imediatamente inferior na cadeia, ou na ferragem fase, se for o caso. A cupilha contrapino propicia o travamento contra a separação não intencional das unidades da cadeia de isoladores durante o manuseio e o uso. O cimento é de alta resistência mecânica, e com variação mínima de volume devido à mudança de temperatura e ao envelhecimento. Geralmente utiliza-se cimento aluminoso, cujo composto principal é o aluminato de cálcio. Segundo Wolf Hacker (2008), dentre as propriedades do cimento aluminoso, são proveitosas para a aplicação em isoladores a alta resistência a abrasão, corrosão e elevadas temperaturas.

Em 1937, a *Locke Insulator Corporation* registra o desenho do isolador para uso sob névoa (National Insulator Association, 2008c), e em 1941, Frederick Reed patenteia um modelo de isolador de pino para uso específico em sistemas de distribuição, cujo diagrama esquemático pode ser visto na Figura 5.

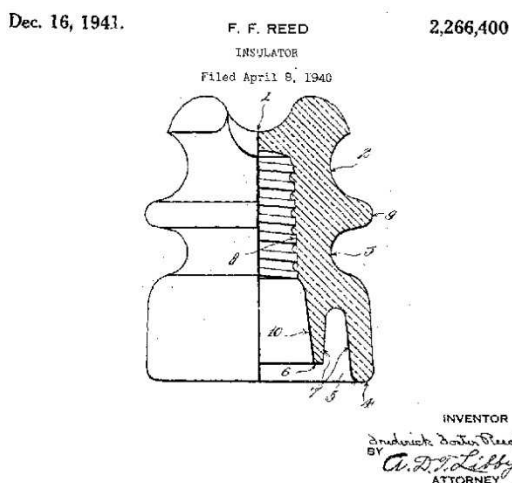


Figura 5. Isolador de pino para uso em sistemas distribuição (Reed, 1941).

Em 1959, a empresa *General Electric* apresentou os primeiros isoladores poliméricos. Os materiais poliméricos representam uma drástica redução no peso e tamanho dos isoladores, possuem hidrofobicidade e são mais resistentes ao vandalismo. Apesar disso, em condições ambientais severas ou em aplicações onde a substituição do isolador é onerosa, como nas buchas de transformadores, os isoladores cerâmicos continuaram por muito tempo sendo preferíveis, pois possuíam melhor desempenho em longo prazo (Tod, 1977). Outra desvantagem dos equipamentos poliméricos é a menor resistência mecânica a esforços axiais e transversais, muito comuns em chaves, disjuntores e colunas isolantes, principalmente quando ocorrem curtos-circuitos.

2.2 MÉTODOS DE MONITORAMENTO

Devido à sua inquestionável importância e ao longo tempo de atuação nos sistemas elétricos, os isolamentos cerâmicos foram, são e serão objetos de várias pesquisas. Assim, métodos de monitoramento desses dispositivos vêm sendo desenvolvidos e aperfeiçoados, dado que uma forma confiável de antever as falhas em isolamentos pode evitar prejuízos significativos.

O método de monitoramento mais empregado é a inspeção visual, devido ao seu baixo custo operacional. No caso de isoladores de vidro temperado, os quais se estilhaçam em caso de agressões mecânicas ou térmicas intensas, a inspeção visual pode ser suficiente para detecção de unidades danificadas. Isoladores de porcelana não necessariamente estilhaçam-se após agressões térmicas ou mecânicas, fato que pode ser visto como complicador na definição de diagnóstico. Sejam os isoladores constituídos de vidro ou porcelana, mesmo íntegros, quando a poluição se deposita sobre eles, há redução da sua capacidade de isolamento. Para a detecção de poluição, a inspeção visual normalmente é imprecisa, com grandes probabilidades de falso-positivo ou falso negativo, dependendo de vários fatores como: tipo de poluição, umidade, configuração de campo elétrico, etc.

Neste contexto, outras técnicas de inspeção, periódicas ou em tempo real, foram propostas. Dentre essas técnicas, as mais difundidas são: a medição do acúmulo equivalente de sal, condutividade superficial, corrente de fuga, medição de poluição do ar, medições ópticas e medição de acúmulo de partículas não-solúveis (Cigrè Task Force 33.04.03, 1994).

Vários destes métodos de inspeção tem aplicação pouco viável em campo. Os métodos que se baseiam no acúmulo equivalente de sal, partículas não-solúveis ou mesmo medição de condutividade superficial requerem análise laboratorial do material recolhido ou de amostras. O monitoramento da corrente de fuga pode ser realizado em campo, mas requer transdutores de corrente de alta qualidade e custo; além disso, a interferência eletromagnética das redondezas pode reduzir significativamente a confiabilidade das medições de corrente (Pei, Shu, *et al.*, 2008).

Para medições em campo, as inspeções acústicas apresentam algumas vantagens frente a outros métodos de inspeção. A imunidade ao ruído eletromagnético, a distância segura na qual são realizadas as medições e a rápida inspeção de várias unidades isolantes são algumas destas vantagens. Existem várias aplicações envolvendo detecções acústicas, tais como inspeções de isoladores externos, equipamentos isolados a gás, capacitores, etc. (Lundgaard, 1992a).

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

Por outro lado, alguns especialistas consideram a inspeção de isolamentos baseada em ruídos acústicos pouco confiável (Gorur, Burnham e Cherney, 1999). Esta desconfiança baseia-se majoritariamente na subjetividade humana inerente à realização do diagnóstico, uma vez que o indivíduo incumbido de fazer o julgamento acerca do estado do isolamento pode não ser suficientemente treinado ou experiente. Além disso, o método mais amplamente empregado nas inspeções baseava-se deterministicamente na amplitude do ruído, parâmetro fortemente dependente da distância, da incidência do vento, etc. Desta forma, os diagnósticos baseados em RU, quando do uso apenas do julgamento humano e sem o emprego de uma análise mais detalhada do sinal, permitem a ocorrência de falsos positivos e falsos negativos. Esta ocorrência, em geral, é alta o suficiente para desencorajar o emprego da técnica.

Ainda assim, algumas equipes de pesquisadores tem se debruçado sobre o tema, produzindo resultados notáveis. Estudos publicados nas últimas décadas indicam a

viabilidade de se utilizar sinais de emissões acústicas como indicadores de situações pré-falha (Wong e Shihab, 2002). No entanto, as características dos sinais de emissões acústicas (EA) ainda são muito pouco exploradas, requerendo estudos aprofundados da teoria acústica para entendimento tanto das limitações quanto dos potenciais benefícios da técnica (Pei, Shu, *et al.*, 2008). Uma das alternativas para o aumento da confiabilidade das técnicas envolvendo emissões acústicas em equipamentos de alta tensão é reduzir a atuação humana na tomada de decisão, empregando, para isso, algoritmos de extração de atributos especializados e técnicas de reconhecimento de padrões.

Os estudos que procuravam correlacionar EA e descargas elétricas tiveram início na década de 1930. Devido à falta de transdutores ultrassônicos confiáveis anteriormente a essa data, não há registros de experimentos anteriores. Em 1939, publicaram-se resultados de experimentos nos quais se utilizaram microfones de cristal imersos em óleo para detectar EA de corona em tensão alternada e contínua (Kimura, Tsumura e Yokosuka, 1940). Os microfones tinham resposta suficientemente plana na faixa de interesse, entre 14,5 kHz a 50 kHz, majoritariamente ultrassônica. A maior parte da energia do ruído advindo de descargas parciais é liberada na faixa de ultrassom, especialmente quando o meio circunvizinho é o ar (Harrold, 1985), como pode ser observado na Figura 6.

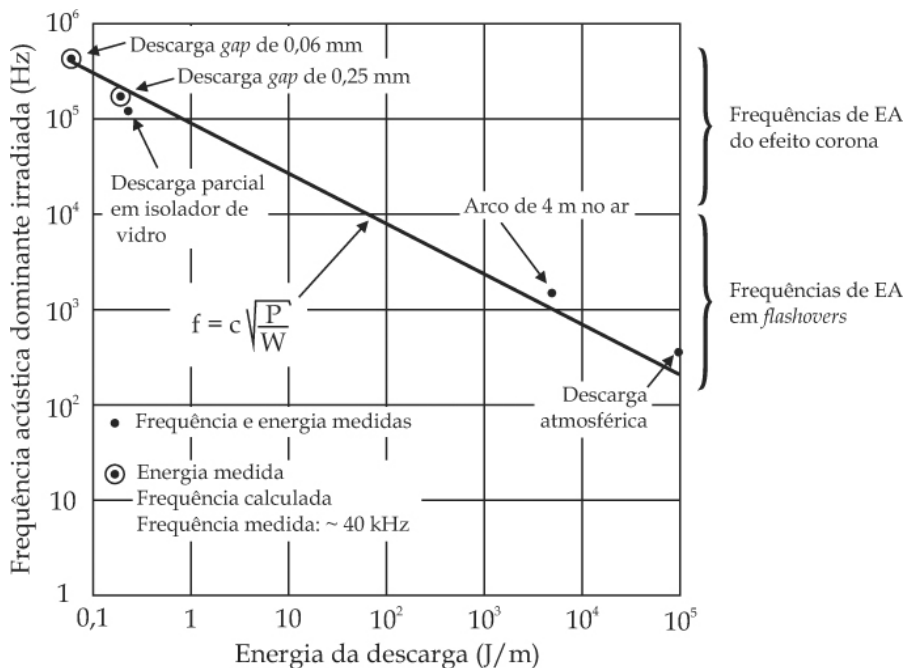


Figura 6. Frequências dominantes nas EA medidas em descargas atmosféricas, descargas com eletrodos em diversas distâncias e descargas parciais, comparadas com a curva calculada, versus energia da descarga (Harrold, 1985).

Em 1964 foram publicados os primeiros resultados acerca de diagnóstico de linhas de transmissão utilizando-se equipamentos baseados em EA ultrassônicas transmitidas pelo ar. O equipamento utilizado, *Coronaphone*, era constituído de um microfone ultrassônico, um refletor parabólico e um sistema de medição. Sua aplicação se deu principalmente em linhas de transmissão operando na faixa de 230 kV (Leslie e O'Beirne, 1964).

Em 1968, Dawson *et al.* estimaram empiricamente que a região da frequência dominante para diferentes distâncias disruptivas pode ser descrita por

$$F = c \cdot \frac{p}{2w}, \quad (1)$$

em que F [Hz] é a frequência dominante, c [m/s] é a velocidade do som no ar, p [Pa] é a pressão ambiente e w [J/m] é a energia da descarga (Dawson, Richards, *et al.*, 1968).

Harrold (1979) empregou guias de ondas acústicas para facilitar o registro de emissões advindas de descargas parciais localizadas em óleo isolante. Até então, técnicas correlatas utilizavam um sensor de contato no tanque de óleo. Utilizando as guias de onda, o sensor acústico captaria o sinal sem a atenuação do óleo isolante entre o local de ocorrência da descarga e a parede do tanque. As fibras de vidro com epóxi, bem como *Pyrex*, destacaram-se como bons materiais para a fabricação das guias de onda. (Harrold, 1979).

Em 1984, Steiner *et al.* apresentaram resultados de testes realizados com um arranjo para geração de descargas parciais em vários tamanhos de cavidades. A intenção era relacionar os resultados da detecção elétrica de descargas parciais com os resultados da detecção acústica deste mesmo fenômeno. A partir deste banco de dados, pretendia-se diagnosticar descargas parciais em transformadores, através de medições com sensores de ultrassom de contato (130 kHz a 170 kHz) (Steiner, Weeks e Furgason, 1984).

Um artigo divulgando a viabilidade da classificação de EA por RNA, utilizando extração de atributos Hebbianos, foi publicado em 1991. Empregaram-se duas RNA: a primeira rede realiza a compressão da informação e extração dos atributos. Os resultados da primeira rede são as entradas da segunda, que realiza a classificação. Segundo os autores, a principal vantagem do método é a redução do tempo de processamento (Yang e Dumont, 1991).

Em 1993, foi apresentado um sistema para detecção de descargas parciais em capacitores, utilizando sensores acústicos. A vantagem deste método reside na imunidade das EA às interferências eletromagnéticas, ao contrário dos métodos elétricos de detecção de descargas parciais (Ghirelli, Koltunowicz, *et al.*, 1993).

Bozzo *et al.*, em 1995, utilizaram-se da mesma tecnologia de sensores acústicos de contato para localização de pontos de descargas parciais em hidrogeradores. Para tanto, cada hidrogerador recebia três sensores e, por meio de uma triangulação baseada na intensidade do sinal recebido por cada sensor, a localização do ponto de descarga podia ser estimado (Bozzo, Guastavino e Guerra, 1995).

Auckland *et al.*, em 1996, realizaram experimentos para medição e registro de EA em cabos, buchas, isoladores de porcelana e equipamentos providos de tanques de óleo. Para tanto foram utilizados transdutores piezoelétricos de contato, e concluiu-se a viabilidade do uso de EA para o diagnóstico destes equipamentos. Os registros foram realizados com intuito de gerar uma base de dados para treinamento de RNA (Auckland, McGrail, *et al.*, 1996).

Em 1999, Varlow *et al.* publicaram um trabalho dando continuidade ao trabalho de Auckland, citado no parágrafo anterior. O método de detecção baseou-se em transdutores piezoelétricos de contato. Os sinais registrados tiveram seu espectro estimado e uma rede neural artificial foi empregada para classificar os padrões espectrais (assinaturas). O condicionamento do vetor representante do espectro, no sentido de condicioná-lo ao processamento pela RNA, constituiu-se de uma amostragem simples, regularmente espaçada (Varlow, Auckland, *et al.*, 1999).

Tian *et al.* apresentaram, em 1999, um sistema de aquisição de dados em tempo real para monitoramento de isoladores poliméricos, baseado em EA, utilizando-se um sensor piezoelétrico. Os resultados colhidos demonstraram a viabilidade da descrição das EA utilizando-se taxa de ocorrência e amplitude das emissões, todavia a classificação de padrões baseada em estatística foi considerada deveras complexa e não apresentada (Tian, Lewin, *et al.*, 1999).

Em 2001, Abdel-Salam *et al.* empregaram a detecção e análise de ruídos ultrassônicos para localização de pontos susceptíveis a falhas em sistemas de distribuição, e concluíram que tal método é uma ferramenta útil para localização prematura de pontos fracos no sistema. Além disso, Abdel-Salam *et al.* determinam uma forma de classificar ruídos ultrassônicos advindos de duas origens distintas: descargas

superficiais em isoladores poluídos e pontas de condutores soltos. Ainda neste ano, Boczar empregou técnicas de análise espectral para classificar emissões acústicas advindas de descargas parciais, fazendo uso de arranjos predefinidos e sensores de contato (Abdel-Salam, Abdel-Sattar, *et al.*, 2001).

Tian *et al.* demonstraram a viabilidade de classificação de descargas parciais baseada na Transformada Rápida de Fourier (TRF) das suas EA. Para efetuar a classificação foram utilizadas RNA das quais os parâmetros de entrada eram vetores de 128 elementos, representando a TRF. A abordagem via TRF elimina a influência da amplitude dos sinais acústicos na extração de atributos. O método permitiu a classificação de quatro tipos de cavidades pré-definidas nos experimentos, e utilizou sensores de contato. (Tian, Lewin, *et al.*, 2004)

Em 2004, Bezerra publicou resultados de estudos nos quais foram utilizadas técnicas de reconhecimento de padrões para interpretar sinais ultrassônicos (dentre outras grandezas) gerados por isoladores de vidro energizados. A principal ênfase da pesquisa desenvolvida foi a caracterização dos atributos dos sinais monitorados, de tal forma a se obter um melhor desempenho do processo de reconhecimento. Foram utilizadas técnicas de processamento digital de sinais, atributos estatísticos, transformações de Fourier e *wavelet* para dar suporte à caracterização dos atributos.

Pei *et al.*, em 2008, propuseram um método de monitoramento em tempo real da poluição depositada sobre isoladores, baseado em emissões acústicas. Sistemas de transdutores acústicos parabólicos foram montados junto às torres, focados nas cadeias, e o áudio registrado por um sistema de aquisição de dados. O processamento do sinal faz uso de características relativas a amplitude, frequência e envelope do áudio. De acordo com o resultado do processamento, é disparado um alerta para os operadores, indicando a necessidade de lavagem. Todavia, o sistema não contava com auxílio à tomada de decisão baseado em algoritmos inteligentes (Pei, Shu, *et al.*, 2008).

Neste contexto, pode-se perceber a não existência de uma técnica que empregue sensores capazes de detectar o RU à distância, que utilize técnicas de extração de atributos robustas a interferências e que use inteligência artificial como auxílio na tomada de decisão. Propõe-se, então, uma técnica capaz de correlacionar os padrões de RU com o estado dos isolamentos, realizando uma compactação da informação digitalmente amostrada sem que se percam características que permitirão a classificação de padrões por RNA. Na Tabela 1, podem-se observar, de forma sintética, os trabalhos

mais significativos desenvolvidos no tema de diagnóstico de isolamentos por EA (Abdel-Salam, Abdel-Sattar, *et al.*, 2001).

Tabela 1. Evolução das técnicas de monitoramento de isolamentos baseadas em RU.

Ano	Pesquisadores	Contribuição	CE ^a	RNA ^b	NSC ^γ
1939	Kimura <i>et al.</i>	Realizaram experimentos com microfones de cristal imersos em óleo para detectar EA de corona em tensão alternada e contínua.			
1964	Leslie e O'Beirne	Desenvolveram o <i>Coronaphone</i> , primeiro equipamento a realizar diagnóstico de linhas de transmissão baseado em EA.			●
1968	Dawson <i>et al.</i>	Estimaram a região da frequência dominante para diferentes distâncias disruptivas.	●		
1991	Yang e Dumont	Demonstram a viabilidade de classificação de EA por RNA.		●	
1996	Auckland <i>et al.</i>	Realizaram experimentos para medição e registro de EA em cabos, buchas, isoladores de porcelana e equipamentos providos de tanques de óleo, gerando uma base de dados para treinamento de RNA.		●	
2001	Abdel-Salam <i>et al.</i>	Determinam uma forma de classificar ruídos ultrassônicos advindos de duas origens distintas: descargas superficiais em isoladores poluídos e pontas de condutores soltos.			●
2001	Boczar	Empregou técnicas de análise espectral para classificar EA advindas de descargas parciais, fazendo uso de arranjos predefinidos e sensores de contato.	●		
2004	Bezerra	Empregou técnicas de reconhecimento de padrões para interpretar sinais ultrassônicos (dentre outras grandezas) gerados por isoladores de vidro energizados.	●		●
2008	Pei <i>et al.</i>	Propuseram um método de monitoramento em tempo real da poluição depositada sobre isoladores, baseado em emissões acústicas. Todavia, o sistema ainda não conta com auxílio à tomada de decisão baseado em algoritmos inteligentes.	●		●

^a Realizaram estudos sobre o comportamento espectral das EA.

^b Empregaram Redes Neurais Artificiais.

^γ Empregaram sensores que não requeriam contato com o equipamento inspecionado.

A técnica proposta difere-se das demais já publicadas por aliar, de uma só vez, várias vantagens: auxílio à tomada de decisão, inspeção rápida e não invasiva. Além disso, emprega equipamentos de baixo custo e manejo simples.

A originalidade da técnica proposta reside no emprego de algoritmos inteligentes de compressão espectral, com grande capacidade de rejeição de ruído indesejável, na extração de atributos do ruído ultrassônico. A associação dos resultados do processamento à RNA também contribui para a originalidade da proposta.

3 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

A ideia de associar características presentes no RU emitido por isolamentos elétricos com o grau de poluição neles depositados é claramente uma tarefa de classificação de padrões. Os atributos extraídos do RU devem servir de base de dados para uma tarefa de separação de classes que, em um exemplo simplista, podem ser definidas como “isolamentos limpos” ou “isolamentos poluídos”.

A fim de agregar-se confiabilidade, a capacidade de generalização e a automação do processo de classificação, foram empregadas Redes Neurais Artificiais.

3.1 INTRODUÇÃO

As redes neurais artificiais (RNA) são modelos de processamento de informação inspirados na estrutura física natural do cérebro humano. Elas são conceitualmente sistemas paralelos, não lineares e distribuídos, compostos por unidades de processamento simples (neurônios). Essas unidades, por sua vez, estão dispostas em estruturas interligadas por um grande número de conexões (sinapses).

Dentre as características inerentes às redes neurais artificiais, a principal é a capacidade de se adaptar a novas situações. Tal capacidade é alcançada a partir de um estágio de aprendizado (treinamento), onde o conhecimento sobre a aplicação é passado através de exemplos (Silva, 2005). Outra característica importante é a generalização, quando se avaliam com sucesso outros padrões similares, mas não necessariamente idênticos aos utilizados durante o aprendizado (Haykin, 2001).

3.2 UM BREVE HISTÓRICO

As pesquisas acerca de RNA tiveram três períodos de intensa atividade. O primeiro período aconteceu na década de 1940, com a publicação de um artigo que comparava o processo de comunicação das células nervosas com a transmissão de sinais elétricos entre elas e criando o primeiro modelo matemático de neurônio artificial

(McCulloch e Pitts, 1943). A Tabela 2, baseada em trabalhos de Haykin (2001) e Hagan *et al.* (1996), condensa as evoluções mais significativas da teoria de RNA.

Tabela 2. Evoluções mais importantes na teoria de RNA.

Ano	Pesquisador	Contribuição
1940	McCulloch e Pitts	Afirmam que as redes de neurônios artificiais podem executar qualquer função aritmética ou lógica.
1949	Hebb	Demonstra o mecanismo de aprendizado dos neurônios biológicos.
1958	Rosemblat	Desenvolve a rede neural <i>perceptron</i> para reconhecimento de padrões.
1960	Minsky e Papert	Provam que as redes neurais artificiais até então existentes não eram capazes de resolver um problema simples (ou-exclusivo).
1972	Kohonen e Anderson	Desenvolvimento de novos modelos de redes neurais que simulam a memória.
1976	Grossberg	Desenvolvimento de modelo de rede neural artificial auto-organizável.
1980	Diversos autores	Rápido desenvolvimento de ferramentas computacionais acelera o uso dos conceitos de redes neurais artificiais.
1982	Hopfield	Adequação de mecanismos estatísticos para agilizar o uso de redes.
1986	Rumelhart e MacLelland	Desenvolvimento do algoritmo <i>backpropagation</i> para redes neurais artificiais que permitiu a solução do problema do ou-exclusivo.

Conforme apresentado na Tabela acima, o segundo pico de desenvolvimento das RNA aconteceu na década de 1960, quando Frank Rosenblatt definiu o Teorema de Convergência do *Perceptron*¹. Com isso, tornou-se teoricamente possível o reconhecimento de padrões por parte das RNA, o que as colocou em evidência nas pesquisas científicas (Rosenblatt, 1962). Todavia, o volume de cálculos matemáticos necessários para a implementação das RNA na maioria dos casos práticos era proibitivo para os computadores da época.

Em 1969, Marvin Minsky e Seymour Papert demonstraram as limitações de um *perceptron* simples, como a incapacidade de solução do problema “ou-exclusivo”, o que gerou desinteresse acerca do assunto. Somente na década de 1980 o interesse por RNA foi retomado, sustentado em parte pelos trabalhos envolvendo modelos autoassociativos

¹ O *perceptron* de Rosenblatt é um tipo de rede neural artificial elementar, que pode ser interpretado como um classificador linear.

de *Hopfield*, e pelo surgimento do algoritmo de treinamento por retro-propagação (*backpropagation*) de *perceptrons* de múltiplas camadas (Werbos, 1974).

Desde então, pesquisadores de vários campos da ciência vem desenvolvendo RNA a fim de resolver uma variedade de problemas relacionados a reconhecimento de padrões, predição, otimização, memorização associativa, controle, etc. (Jain, Mao e Mohiuddin, 1996).

3.3 O NEURÔNIO ARTIFICIAL

O neurônio é a unidade de processamento fundamental da RNA. O modelo de um neurônio artificial é apresentado na Figura 7.

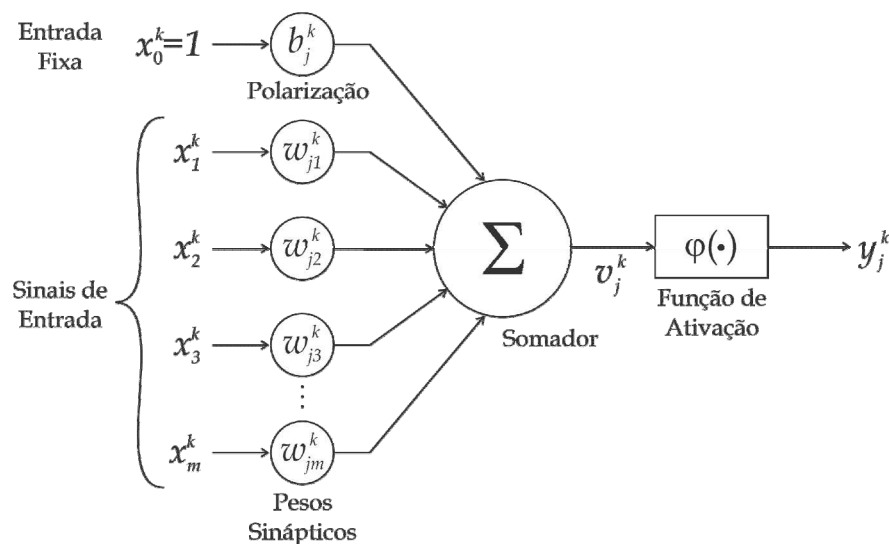


Figura 7. Modelo de um neurônio artificial.

Podem-se identificar três elementos básicos (Silva, 2005):

- i. Um conjunto de sinapses ou conexões, 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 .
- ii. Um somador, que tem a função de realizar uma combinação linear dos sinais de entrada, ponderados pelos respectivos pesos sinápticos de suas ligações.
- iii. Uma função de ativação φ_j^k , que limita a amplitude da saída num intervalo normalizado, geralmente $[0,1]$ ou $[-1,1]$.

O modelo do neurônio também inclui um termo denominado de polarização representado por b_j^k , cujo efeito é modificar a entrada da função de ativação, através da aplicação de um sinal de entrada com valor fixo em +1.

Em termos matemáticos, um neurônio j localizado na camada k é descrito através do seguinte par de equações:

$$v_j^k = b_j^k + \sum_{i=1}^{I^k} w_{ij}^k x_i^k, \quad (2)$$

$$y_j^k = \varphi_j^k(v_j^k), \quad (3)$$

nas quais I^k representa o número de entradas da camada; $x_0^k, x_1^k, \dots, x_{I^k}^k$, os sinais de entrada; $w_{j1}^k, w_{j2}^k, \dots, w_{jm}^k$, os pesos sinápticos; b_j^k , a polarização; v_j^k , o potencial de ativação; $\varphi_j^k(\cdot)$, a função de ativação e y_j^k o sinal de saída.

A função de ativação, $\varphi_j^k(\cdot)$, define a saída de um neurônio j em termos de um potencial de ativação v_j^k , limitando o resultado a um intervalo conhecido. Isto evita que informações propaguem-se pelas camadas da RNA sem limite numérico de crescimento, o que pode ocasionar a saturação dos neurônios e a perda de eficiência da rede. Dentre as funções de ativação, destacam-se as funções sigmoidais, como a função sigmóide (Conjunto Imagem = $[0, 1]$):

$$\varphi_j^k(v_j^k) = \frac{1}{1 + e^{-av_j^k}}, \quad (4)$$

Outra função de ativação sigmoideal amplamente empregada é a tangente hiperbólica (Conjunto Imagem = $[-1, 1]$):

$$\varphi_j^k(v_j^k) = \frac{1 - e^{-av_j^k}}{1 + e^{-av_j^k}}, \quad (5)$$

Tanto na Equação (4), quanto na Equação (5), o parâmetro a , cujo valor é sempre maior que zero, representa a suavidade da função.

3.4 FUNCIONAMENTO DAS RNA

Em diversas situações, redes neurais artificiais são empregadas para classificar padrões. Cada classe C contém n elementos (padrões) que a representam, e a união das classes compõe a base de dados. Todas as classes tem o mesmo número de padrões, a fim de que a RNA não seja apresentada a um número maior de padrões de determinada classe, o que poderia limitar sua capacidade de generalização.

Uma vez definida, a base de dados tem seus padrões aleatoriamente dispostos, e em geral dividida em três subconjuntos: treinamento, validação e teste.

- Treinamento: Responsável por passar efetivamente o conhecimento sobre a aplicação em questão. Durante a etapa de treinamento todos os padrões de treinamento são apresentados sucessivas vezes à RNA, em iterações chamadas Épocas.
- Validação: O conjunto de validação é utilizado para supervisionar o desenvolvimento da capacidade de generalização da rede durante a fase de aprendizagem. Ao fim de cada época o conjunto de dados de validação é apresentado à RNA, permitindo-se verificar se a rede consegue tomar decisões corretas a partir de dados que não compõem o conjunto de treinamento.
- Teste: o conjunto de teste só é aplicado ao final da etapa de aprendizagem, para verificar a qualidade do aprendizado da rede.

Com base no tipo de aprendizado utilizado, definem-se duas classes distintas de redes: supervisionadas e não-supervisionadas. As primeiras são redes que utilizam um treinamento supervisionado, a partir de um conjunto definido de entradas e saídas desejadas. Por outro lado, as não-supervisionadas realizam o agrupamento dos padrões em classes a partir de suas semelhanças, medidas através de métricas como a norma euclidiana, não sendo necessária a indicação da saída desejada.

3.5 REDES *PERCEPTRON* DE MÚLTIPLAS CAMADAS

Dentre as diversas arquiteturas de RNA, destacam-se como as mais difundidas as redes *Perceptron* de Múltiplas Camadas, ou redes MLP (*Multilayer Perceptron*), como são comumente conhecidas. Elas representam uma generalização do *perceptron* de camada única (HAYKIN, 2001).

Tipicamente uma rede MLP consiste de uma camada de entrada constituída de unidades sensoriais, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída, todas conectadas, conforme mostrado na Figura 8.

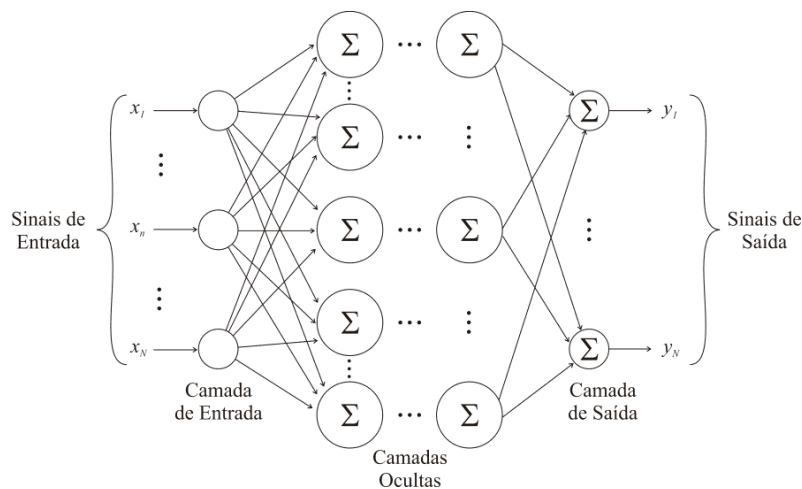


Figura 8. Arquitetura de uma rede MLP.

Com exceção da camada de entrada, que tem a única função de distribuir os sinais de entrada sem alterá-los, as demais são constituídas de neurônios. O sinal de entrada se propaga através da rede, camada a camada, a partir das equações (4) e (5), até que um sinal de saída seja computado.

As redes MLP são classificadas como redes supervisionadas, pois possuem um processo de aprendizagem supervisionado, baseado no subconjunto de treinamento de onde a rede irá extrair o conhecimento da aplicação. Durante o treinamento, cada resultado apresentado na camada de saída de RNA é confrontado com o resultado esperado. Esta operação é realizada através da Função Energia de Erro, definida como o erro médio quadrático entre a saída produzida pela rede e a desejada:

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in B} [d_j(n) - y_j(n)]^2 \quad (6)$$

em que, B representa o conjunto de neurônios da camada de saída; $d_j(n)$ é a saída desejada do neurônio de saída j , para o padrão n do conjunto de treinamento; $y_j(n)$ é a saída calculada do neurônio de saída j , para o padrão n do conjunto de treinamento.

Existem diversos algoritmos de aprendizagem para redes neurais artificiais MLP. Dentre estes, destaca-se o algoritmo *Resilient Propagation* (RPROP).

3.5.1 O Algoritmo *Resilient Propagation*

Riedmiller e Braun propuseram, em 1993, um algoritmo de treinamento para MLP chamado *Resilient Propagation* (RPROP). De maneira geral, o RPROP é uma modificação do algoritmo *backpropagation* tradicional (Rumelhart e McClelland, 1986). (Riedmiller e Braun, 1993)

O algoritmo RPROP faz uso de uma estratégia localizada de atualização dos pesos, na qual apenas as variações de sinal no gradiente local de cada peso são levadas em consideração. Todos os pesos são ajustados individualmente ao final de cada época de treinamento, ou seja, cada peso w_{ji}^k possui sua própria taxa de variação Δ_{ji}^k :

$$\Delta_{ji}^k(m) = \begin{cases} \eta^+ \cdot \Delta_{ji}^k(m-1), & \text{se } \frac{\partial \varepsilon_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m-1) \cdot \frac{\partial \varepsilon_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m) > 0 \\ \eta^- \cdot \Delta_{ji}^k(m-1), & \text{se } \frac{\partial \varepsilon_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m-1) \cdot \frac{\partial \varepsilon_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m) < 0 \\ \Delta_{ji}^k(m-1), & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (7)$$

em que $\eta^- = 0,5$; $\eta^+ = 1,2^2$; e $\varepsilon_{med}(m)$ é a função energia de erro média de uma época m definida como:

$$\varepsilon_{med}(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varepsilon(n) \quad (8)$$

em que, N é o número total de padrões do conjunto de treinamento e $\varepsilon(n)$ é função energia de erro para um padrão de entrada n pertencente ao conjunto de treinamento.

² Valores típicos recomendados pelos autores do algoritmo.

O gradiente local $\frac{\partial \varepsilon_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m)$ avaliado para uma época de treinamento é dado

por:

$$\frac{\partial \varepsilon_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ji}^k}(n). \quad (9)$$

Durante o processo de aprendizagem, uma mudança no sinal do gradiente $\frac{\partial \varepsilon_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m)$ entre uma época e outra, indica que o último ajuste dos pesos foi demasiado grande, o suficiente para que a rede saltasse sobre um ponto extremo de $\varepsilon_{med}(m)$, provável mínimo local ou global da função na superfície de solução. Nessa situação, a configuração de pesos anterior à última adaptação é retomada e o valor do reajuste de cada peso é recalculado como sendo $\eta^- \cdot \Delta_{ji}^k(m-1)$, o que torna a busca pelo ponto extremo identificado mais refinada, dado que o “passo” η^- é significativamente menor que η^+ . O valor do ponto extremo é avaliado pelos critérios de parada impostos na implementação do algoritmo: caso algum dos critérios seja atingido, o aprendizado é encerrado e a última configuração de pesos é preservada; caso contrário, o algoritmo continua a busca por outros pontos extremos.

Caso não haja modificação do sinal do gradiente $\frac{\partial \varepsilon_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m)$ entre a computação de pesos de duas iterações, identifica-se uma situação em que o reajuste dos pesos está sendo feito em uma mesma direção, o que habilita um aumento na taxa de variação, dado por $\eta^+ \cdot \Delta_{ji}^k(m-1)$, no sentido de acelerar a busca por pontos extremos.

De forma geral, os valores de reajuste dos pesos da rede são calculados do seguinte modo:

$$\Delta w_{ji}^k(m) = \begin{cases} -\Delta_{ji}^k(m), & \text{se } \frac{\partial \mathcal{E}_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m) > 0 \\ +\Delta_{ji}^k(m), & \text{se } \frac{\partial \mathcal{E}_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m) < 0 \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (10)$$

No entanto, há uma exceção. No caso em que $\frac{\partial \mathcal{E}_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m-1) \cdot \frac{\partial \mathcal{E}_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m) < 0$, a configuração de pesos anterior ao último reajuste deve ser retomada. Assim, o reajuste dos pesos é calculado como sendo:

$$\Delta w_{ji}^k(m) = -\Delta w_{ji}^k(m-1). \quad (11)$$

Os pesos são reajustados a cada época da seguinte forma:

$$w_{ji}^k(m+1) = w_{ji}^k(m) + \Delta w_{ji}^k(m). \quad (12)$$

É importante notar que a mudança nos pesos da RNA depende apenas do sinal de $\frac{\partial \mathcal{E}_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m)$, independentemente do seu valor absoluto. Se a derivada for positiva, o peso é decrementado por $\Delta_{ji}^k(m)$; se a derivada for negativa, o peso será incrementado por $\Delta_{ji}^k(m)$. Esse artifício permite com que o algoritmo seja muito eficiente mesmo em situações onde o gradiente é muito pequeno, que é o caso em que a superfície de erro tem uma forma plana.

3.6 EMPREGO DAS RNA NA TÉCNICA PROPOSTA

Neste trabalho, toma-se proveito da capacidade de generalização das RNA, bem como da sua característica oportuna de adaptar-se a novas situações. Isto quer dizer que, mesmo que uma amostra de RU empregada na etapa de teste não tenha atributos idênticos às amostras que foram usadas no treinamento, ainda assim existe significativa probabilidade de que a RNA a classifique de maneira correta.

Duas arquiteturas distintas de RNA são implementadas neste trabalho, a fim de realizar tarefas de classificação: um *Perceptron* de Múltiplas Camadas Clássico (MLP, ilustrado na Figura 8) e uma Rede Neural Artificial Auto-Associativa Estatística (RNA^{3E}). Esta última, no entanto, é uma composição paralela de algumas MLP, conforme se pode observar na Figura 9.

Desta forma, as duas arquiteturas compartilham várias características em comum, abaixo relacionadas e justificadas:

- a. MLP:** A arquitetura do tipo *Perceptron* de Múltiplas Camadas foi escolhida para realizar o trabalho de reconhecimento de padrões devido à sua ampla aceitação e confiabilidade, tendo sido empregada com sucesso em várias tarefas de classificação. Além disso, as redes MLP têm tempo de teste bem inferior ao tempo de treinamento, o que é vantajoso dentro do método proposto, no qual o treinamento é realizado em menor frequência e os testes ocorrem mais frequentemente. O aprendizado supervisionado ao qual as MLP submetem-se também é proveitoso para o método, uma vez que o número de classes do problema sempre é conhecido (graus de poluição). Empregaram-se no treinamento, validação e teste das RNA, o percentual de 70%, 15% e 15%, respectivamente, da base de dados.
- b. Três camadas:** O uso de uma MLP de três camadas (camada de entrada, camada oculta e camada de saída) é justificado pela boa relação entre exatidão e custo computacional. As MLP de duas camadas são apenas separadores lineares, não conseguindo definir fronteiras curvilíneas entre classes. As MLP de quatro camadas têm uma maior capacidade de definição de classes que MLP de três camadas, formando fronteiras mais sinuosas e definindo regiões fechadas no espaço. Todavia, MLP de quatro camadas também têm um custo computacional maior, o qual não se justifica na implementação para a classificação demandada. No caso da RNA^{3E} as sub-redes MLP são também de três camadas.
- c. Função de ativação tangente hiperbólica:** A principal vantagem de empregar-se uma função não-linear para realizar ativação em RNA é garantir

que a rede seja capaz de definir fronteiras não-lineares entre classes. Caso a função de ativação seja linear, a rede será um classificador linear, independente do número de camadas que possui. A função de ativação tangente hiperbólica 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*). Todas as funções de ativação da MLP e da RNA³E são deste tipo.

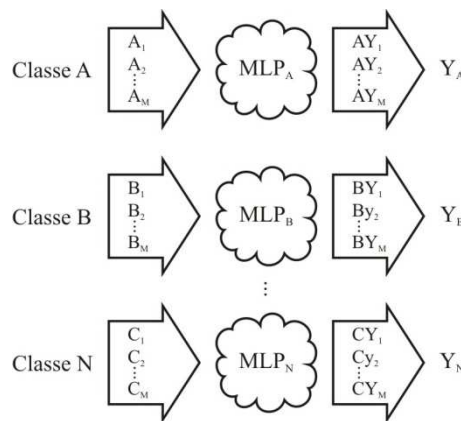


Figura 9. Arquitetura da RNA³E implementada.

Além das diferenças óbvias no tocante à topologia, a RNA³E difere da MLP no modo de treinamento especializado de cada sub-rede que a compõe. A MLP_A , por exemplo, só conhecerá os padrões da Classe A; a MLP_B conhecerá apenas padrões da Classe B, e assim sucessivamente. Mais que isso, as saídas esperadas após o processamento de cada sub-rede é o próprio padrão de entrada, ou seja, considerando erro de treinamento nulo, deve-se ter $[A_1, A_2, \dots, A_M] = [AY_1, AY_2, \dots, AY_M]$.

Em outras palavras, ao fim do treinamento cada sub-rede que compõe a RNA³E é super especialista em uma classe, e tentará imitar na sua saída o mesmo padrão que recebeu na entrada.

Quando o treinamento é finalizado, inicia-se a etapa de testes da RNA³E. Toda vez que um padrão novo tiver que ser classificado, ele será apresentado a todas as sub-redes. Se uma sub-rede é especialista em uma classe que não é a classe à qual pertence o padrão em questão, ela não conseguirá imitar em sua saída o padrão de entrada, havendo uma diferença (erro) grande entre a entrada e a saída. Caso contrário, o erro será numericamente pequeno. Calculando-se a energia dos erros de todas as sub-redes, e

comparando-os entre si, conclui-se que o padrão em questão pertence à classe da sub-rede que gerou menor energia de erro.

Como as classes são formadas por centenas de padrões, basta contabilizarem-se os acertos percentuais de cada sub-rede dentro do total de padrões para se ter uma resposta probabilística da classificação.

Além da vantagem de apresentar respostas em termos de probabilidades, a RNA^{3E} não precisa de contra-exemplos para realizar o treinamento. Com isso, as possibilidades de saídas das sub-redes não são exclusivas, ou seja, um padrão pode sensibilizar duas ou mais sub-redes. Este comportamento é ilustrado na Figura 10. E, como as sub-redes são especializadas, não é necessário re-treinar toda a rede caso surja uma nova classe: basta criar e treinar mais uma sub-rede. Empregando-se a MLP tradicional, é necessário treinar novamente toda a rede em caso de novas classes.

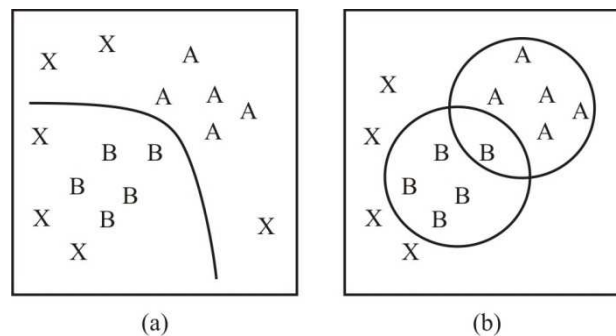


Figura 10. Fronteiras de decisão formadas por (a) uma MLP e (b) por uma rede em arquitetura auto-associativa composta de duas sub-redes (Iversen, Taylor e Brown, 2005).

Desta forma, utilizando-se uma técnica de extração de atributos eficaz, capaz de condensar a informação presente no RU capturado à distância e torná-la adequada ao processamento por uma RNA, pode-se afirmar que é viável e inédito o auxílio inteligente e automatizado à tomada de decisão no diagnóstico da poluição de isolamentos.

4 EXTRAÇÃO DE ATRIBUTOS

O tratamento dado à representação registrada de uma grandeza física, seja esta representação analógica ou digital, é tão importante quanto o método empregado para detectá-la. Um sinal gravado pode guardar informações importantes acerca do fenômeno ou equipamento que o produziu. Todavia, abordar o sinal da forma correta de maneira que estas informações sejam extraídas e utilizáveis pode ser um desafio.

Neste capítulo são apresentados os métodos de extração de atributos empregados na tentativa de explicitar as características corretas dos sinais ultrassônicos registrados. As técnicas apresentadas visam compactar estas informações, uma vez que as taxas de amostragem envolvidas tornam a manipulação computacional dos sinais não comprimidos pouco atraente.

Inicialmente empregou-se a Transformada *Wavelet Packet* (TWP) associada ao Algoritmo de Otsu (Otsu, 1979), a fim de facilitar a extração de atributos temporais nos sinais ultrassônicos e, ao mesmo tempo, reduzir o volume de dados. Alternativamente, seguindo o raciocínio de Bezerra (2004), foi empregada Estatística Descritiva baseada tanto no domínio do tempo quanto da frequência. Por fim, ao se observar a influência da poluição dos isoladores nos centróides espectrais, evoluiu-se para o método dos Vetores de Energia dos Centróides de Sub-bandas Espectrais (VECSE).

4.1 TRANSFORMADA *WAVELET PACKET* ASSOCIADA AO

ALGORITMO DE OTSU

A transformada *wavelet packet* é uma generalização da transformada *wavelet* discreta que, por sua vez, tem aplicação vantajosa na análise de sinais não estacionários e com oscilações bruscas frente a outras ferramentas de análise, como a transformada de Fourier.

A importância da transformada de Fourier para a matemática e a engenharia é inquestionável. De forma resumida, pode-se dizer que, ao se submeter um sinal à

transformada de Fourier, obter-se-á no resultado as parcelas correspondentes a cada componente de frequência pertencente àquele sinal, com intensidades discriminadas (Polikar, 1994). A Figura 11 apresenta graficamente tal propriedade, que é biunívoca.

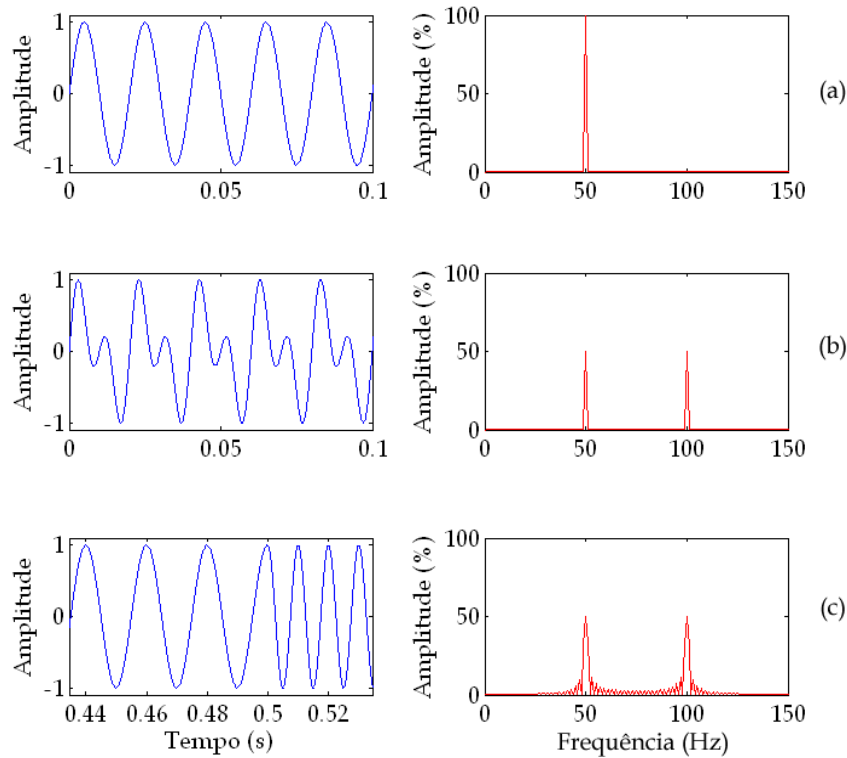


Figura 11. Sinais no domínio do tempo e seus espectros de frequência.

Embora o conteúdo de espectro do sinal possa ser obtido usando a transformada de Fourier, nenhuma informação está disponível com relação à localização dos componentes de frequência no domínio do tempo (Costa, 2001). Para efeito ilustrativo acerca desta limitação da transformada de Fourier, tome-se o gráfico na Figura 11b: seu espectro é bastante similar ao apresentado na Figura 11c, que representa um sinal não estacionário, completamente diferente do representado na Figura 11b, quando observada no tempo.

Uma alternativa eficiente para contornar esta limitação da transformada de Fourier é a Transformada de Fourier de Tempo Curto (TFTC). Introduzida por Dennis Gabor em 1946, a TFTC permite que se extraiam tanto informações no domínio do tempo como no domínio da frequência (Lee J., Lee S., *et al.*, 1999). Para tanto, assume-se que, em determinados intervalos do sinal, arbitrados suficientemente pequenos, o sinal é estacionário. Estas parcelas suficientemente pequenas do sinal devem ser definidas por uma função janela. Todavia, devido ao princípio da incerteza de

Heisenberg³ à largura fixa da janela, a TFTC apresenta uma limitação que pode ser resumidamente expressa como uma dualidade: caso a janela seja suficientemente estreita, obter-se-á uma boa definição no domínio do tempo, contudo com baixa resolução no domínio da frequência; caso a janela seja suficientemente larga, obter-se-á uma boa definição no domínio da frequência, contudo com baixa resolução no domínio do tempo. A Figura 12 ilustra um caso em que, para um mesmo sinal, pode-se evidenciar esta limitação da TFTC. Além disso, janelas muito largas podem violar a condição de estacionariedade.

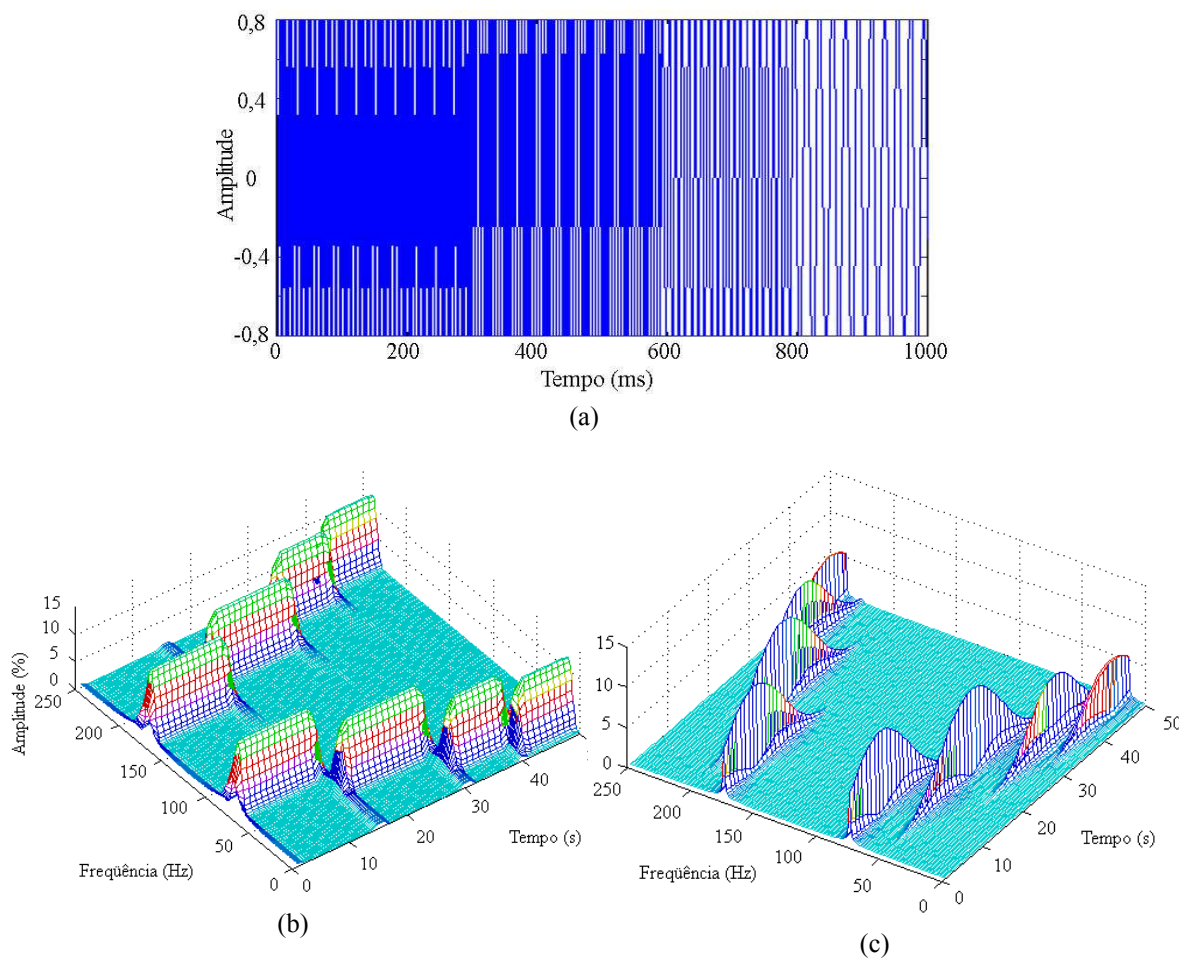


Figura 12. Dois resultados para a TFTC de um mesmo sinal.
 (a) Sinal senoidal não estacionário, representado no tempo. (b) Janela temporal Gaussiana estreita;
 (c) Janela temporal Gaussiana larga. (POLIKAR, 1994).

³ O princípio da incerteza de Heisenberg estabelece que é impossível obterem-se as frequências exatas em um determinado momento do tempo, mas apenas as bandas de frequência existentes num intervalo de tempo (Folland e Sitaram, 1997).

Dado que o problema da dualidade resolucional tempo-frequência é uma limitação física e existe independentemente da transformada escolhida, uma abordagem alternativa se faz necessária.

Ao contrário da TFTC, a análise multiresolucional a partir da transformada *wavelet* não aborda as componentes espectrais igualmente, pois a largura da janela é modificada durante o cálculo, sendo diferente para cada componente espectral. Janelas estreitas são utilizadas em altas frequências, e janelas longas são utilizadas em baixas frequências. Assim, tanto a resolução da frequência quanto do tempo variam no plano tempo-frequência, sem violar o princípio da incerteza de Heisenberg.

A transformada *wavelet* é uma ferramenta eficiente para realização da análise multiresolucional. Conforme a frequência aumenta, a resolução no tempo aumenta; da mesma maneira, conforme a frequência diminui, a resolução na frequência aumenta. Assim, certa componente de alta frequência pode ser mais precisamente destacada no tempo que uma componente de baixa frequência; por outro lado, uma componente de baixa frequência pode ser mais facilmente destacada na frequência quando comparada com uma componente de alta frequência (Sripathi, 2003). Na Figura 13 é possível observarem-se representações gráficas das análises citadas.

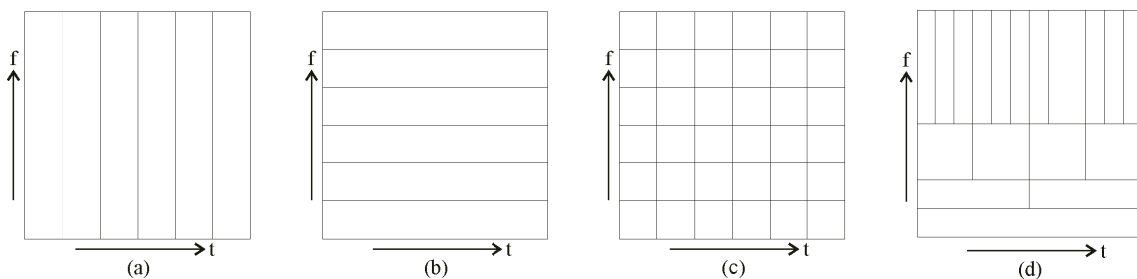


Figura 13. Representação gráfica das análises. (a) Domínio do tempo; (b) Domínio da frequência; (c) TFTC; (d) Transformada *wavelet* (Sripathi, 2003).

A Figura 13a mostra o seccionamento no tempo de um plano tempo-frequência, e a Figura 13b mostra o seccionamento na frequência de um plano tempo-frequência. Pode-se observar que a Figura 13a fornece pouca informação acerca da frequência: há noção do sentido de crescimento da frequência, mas não há quantificação. Todavia, ainda na Figura 13a tem-se noção quantitativa do tempo. Na Figura 13b a situação é invertida: não é fornecida informação quantitativa no domínio do tempo, mas esta informação existe no domínio da frequência. Já na Figura 13c percebe-se o plano tempo-frequência de resolução fixa: ambas as grandezas possuem representação quantitativa. Todavia, para uma mesma largura de janela, conforme ilustrado pela

Figura 12, a TFTC perderá definição nas frequências mais altas. Por fim, na Figura 13d, também é fornecida informação quantitativa no domínio do tempo e da frequência. Todavia, como a transformada *wavelet* trabalha com uma largura de janela variável e inversamente proporcional à frequência, fornece uma resolução variável. Assim, a definição, mesmo em frequências elevadas, é superior à oferecida pela TFTC.

A semelhança da transformada *wavelet* com a transformada de Fourier está na forma como ambas decompõem o sinal fazendo uso de outras funções. Todavia, a transformada *wavelet* usa uma base de funções oriundas de translações e escalonamentos de uma base mãe $\psi(t)$ (Walker, 1999). A boa escolha da wavelet mãe permite a melhor explicitação das características desejadas na decomposição multiresolucional.

O processamento de um sinal $x(k)$ através da transformada wavelet discreta, interpretada como um banco de filtros, é apresentada no diagrama de blocos da Figura 14. A frequência de amostragem do sinal é f_s .

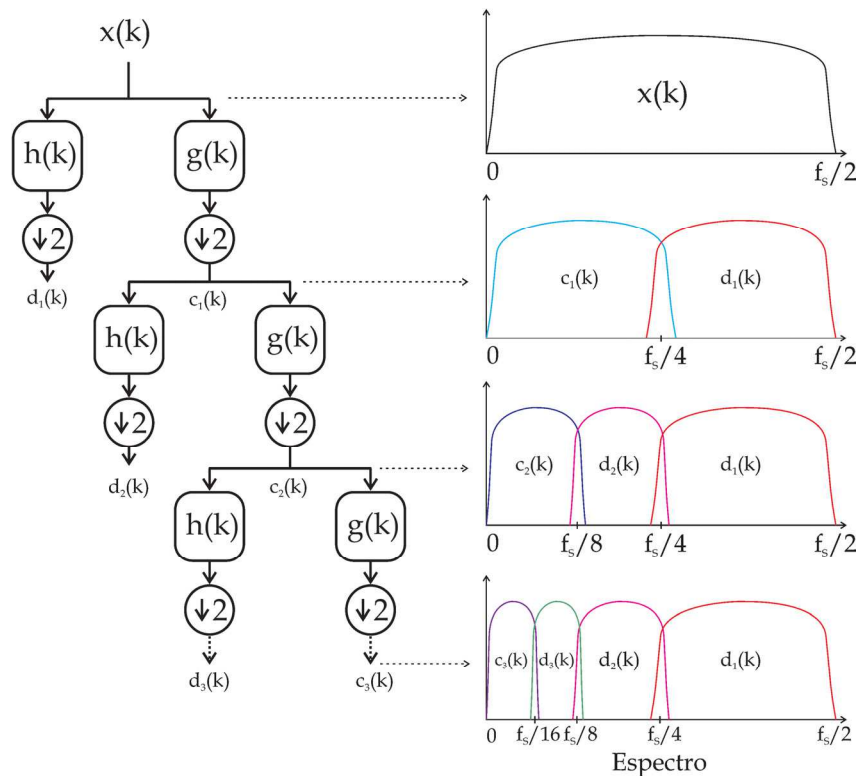


Figura 14. Diagrama de blocos da transformada wavelet discreta.

Em cada decomposição *wavelet* o sinal $c_j(k)$ tem seu espectro dividido em dois, dando origem aos coeficientes $c_{j+1}(k)$ (coeficientes de aproximação) e $d_{j+1}(k)$ (coeficientes *wavelet*), que representam a metade inferior e superior do espectro,

respectivamente. No entanto, pode-se observar na Figura 14 que as metades superiores dos espectros são descartadas após cada iteração, não sendo processadas em iterações posteriores da análise.

Dado que após a iteração da transformada *wavelet* há a divisão do espectro pela metade, o *down-sampling* por 2 não implica em perda de informação, pois não há violação do Teorema de Nyquist-Shannon⁴. Esta divisão do espectro pode ser interpretada como efeito de um banco de filtros em espelho de quadratura (Daubechies, 1988).

A transformada *wavelet packet*, por sua vez, realiza também decomposições das metades superiores do espectro. Desta maneira, a análise multiresolucional avança nos dois sentidos do espectro do sinal original, como pode ser observado na Figura 15. Além disso, a transformada *wavelet packet* permite uma compressão de energia um pouco superior que a transformada *wavelet* discreta (WALKER, 1999). Cada decomposição da transformada *wavelet packet* resulta então em coeficientes que destacam as características do sinal original na faixa de frequências em questão.

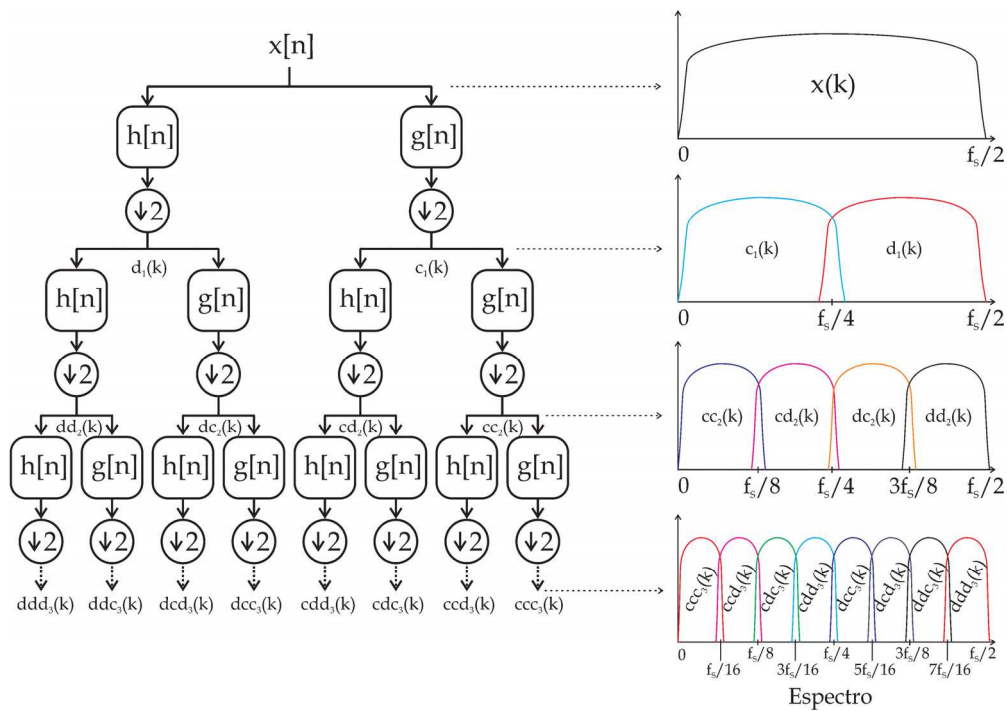


Figura 15. Diagrama de blocos da transformada *wavelet packet*.

⁴ A frequência de amostragem de um sinal analógico, para que este possa posteriormente ser reconstituído sem perda de informação, deve ser igual ou maior a duas vezes banda do espectro desse sinal (Shannon, 1998).

4.1.1 O método de Otsu

O método de Otsu é amplamente utilizado no tratamento de imagens com a finalidade de determinar a separabilidade ótima entre elementos de um vetor, permitindo a filtragem por limiar dos elementos (Guimarães e Martins, 2003). O método utilizado é vantajoso na escolha de limiares para tratamento de imagens, por proporcionar ampla separabilidade, ser não supervisionado, numericamente estável, e necessitar apenas da média e da variância do histograma da imagem (Otsu, 1979). Concebido na década de 1970, o método de Otsu destaca-se por proporcionar excelente separabilidade para imagens com grandes níveis de contraste, ou seja, imagens com picos bem definidos no histograma (Nacereddine, Zelmat, *et al.*, 2005), conforme pode ser observado na Figura 16.

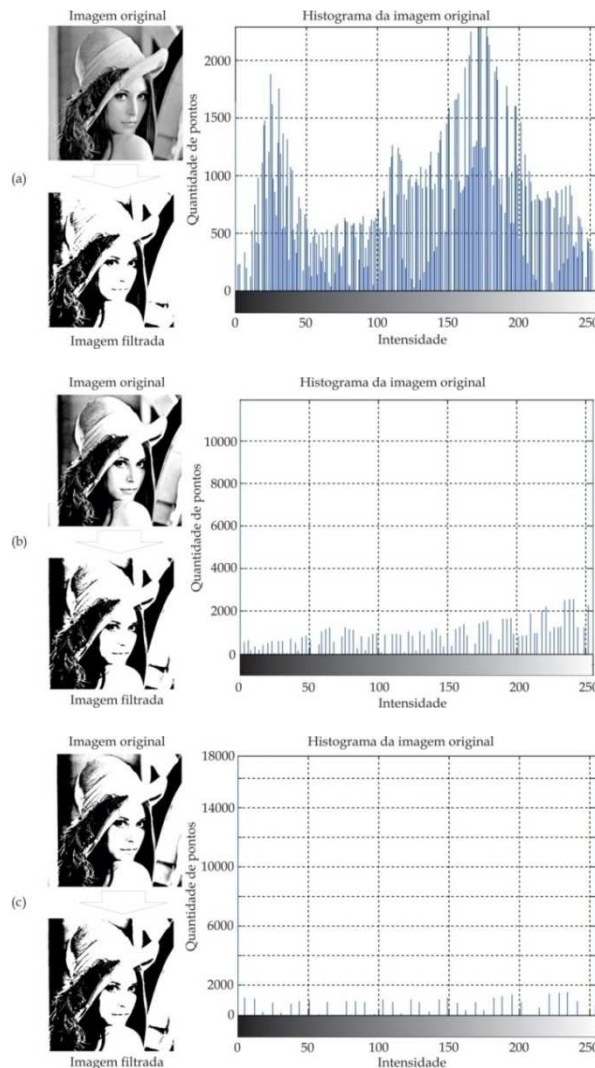


Figura 16. Foto de Lane em três graus distintos de contraste, acompanhada dos respectivos histogramas e imagens preto e branca após a aplicação do limiar de Otsu.

(a) Imagem original; (b) Imagem com 65% mais contraste; (c) Imagem com 85% mais contraste.

Para escolher o limiar de forma eficiente, inicialmente o algoritmo de Otsu caracteriza uma figura como uma representação de vários níveis de cinza. Cada ponto da imagem tem seu nível de cinza associado, e estes pontos são dispostos na forma de um histograma. Em seguida, busca-se maximizar a variância entre classes, buscando-se para todos os valores de nível de cinza possíveis uma divisão de tons tal que ocorra esta melhor relação de variância. Em outras palavras o algoritmo é capaz de identificar um parâmetro de limiarização que é função exclusiva da própria imagem, aumentando assim significativamente a automação do processo (Guimarães e Martins, 2003). Definido este limiar de cinza, os pontos da imagem são separados em duas categorias, abaixo e acima do limiar, o que resulta na imagem monocromática.

As propriedades do algoritmo de Otsu são providenciais na filtragem por limiar dos sinais ultrassônicos, dado que os mesmos possuem oscilações bruscas de amplitude (picos ultrassônicos). Desta forma, é possível automatizar-se a determinação do limiar, tornando a filtragem mais rápida e eficaz.

4.2 ESTATÍSTICA DESCRITIVA

A estatística descritiva é utilizada para evidenciar os atributos básicos dos dados de um estudo. Ela provê informações sumarizadas, seja sobre os padrões ou sobre conjuntos de padrões (classes) (Trochim e Donnelly, 2007). Assim, extraem-se algumas dezenas de parâmetros que podem ser utilizados na classificação, reduzindo-se drasticamente o volume de dados. Além da estatística descritiva, alguns parâmetros utilizados em processamento de sinais foram empregados. Os parâmetros de estatística descritiva e de processamento de sinais considerados foram:

- **Média:** média aritmética dos valores constituintes da variável sob análise;
- **Desvio padrão:** desvio padrão dos valores sob análise;
- **Curtose:** parâmetro estatístico que mede o grau de achatamento da distribuição dos valores sob análise em relação à distribuição normal (Bezerra, 2004);
- **Assimetria:** parâmetro estatístico que mede o grau de desvio ou afastamento da simetria da distribuição dos valores sob análise em relação à distribuição normal;

- **Valor eficaz:** valor eficaz do sinal sob análise;
- **Passagens por zero:** número de vezes em que o sinal sob análise passou por zero;
- **Elementos acima de zero:** número de amostras do vetor que são maiores que zero;
- **Elementos abaixo de zero:** número de amostras do vetor que são menores que zero;
- **Energia dos elementos acima de zero:** energia computada a partir das amostras do vetor que são maiores que zero;
- **Energia dos elementos abaixo de zero:** energia computada a partir das amostras do vetor que são menores que zero;
- **Centróide espectral:** parâmetro que indica o “centro de massa” (baricentro) de um espectro de frequências ou sub-bandas espectrais. É calculado como uma média ponderada das frequências presentes no sinal, onde as amplitudes das frequências são os pesos (Schubert, Wolfe e Tarnopolsky, 2004);
- **Média do Centróide:** É a média dos centróides de um espectro de frequências;
- **Desvio Padrão do Centróide:** É o desvio padrão dos centróides de um espectro de frequências;
- **Valor Máximo do Centróide:** É a valor máximo dos centróides de um espectro de frequências;
- **Amplitude interquartil:** é a diferença entre o primeiro e o terceiro quartil⁵ de um conjunto de dados;
- **Energia espectral:** é a energia contida no espectro de frequência;
- **Curtose espectral:** mede o grau de achatamento da distribuição dos valores que constituem o espectro em relação à distribuição normal;
- **Assimetria espectral:** mede o grau de desvio ou afastamento da simetria da distribuição dos valores que constituem o espectro em relação à distribuição normal;
- **Decaimento espectral:** representa a taxa de decréscimo da amplitude espectral. É computado por uma regressão linear da amplitude espectral (Peeters, 2004);

⁵ O terceiro quartil é o valor que tem abaixo de si 75% das observações e 25% acima de si. O primeiro quartil separa 25% das observações inferiores das restantes 75%. O segundo quartil é a mediana.

- **Roll-off espectral:** É a frequência abaixo da qual 95% da energia do sinal está contida (Peeters, 2004).

4.3 VETORES DE ENERGIA DOS CENTRÓIDES DE SUB-BANDAS ESPECTRAIS

A escolha de atributos acústicos apropriados é a tarefa mais importante na implementação de um sistema de reconhecimento de padrões de áudio, como a fala, por exemplo. Tais atributos devem ser escolhidos de maneira que contenham o máximo de informação relevante ao sistema de reconhecimento, mas ao mesmo tempo, descartem informações redundantes ou irrelevantes, como sotaques ou ruído.

Historicamente, coeficientes *cepstrais* são os atributos mais comumente empregados nos sistemas de reconhecimento da fala (Rabiner e Juang, 1993). Estes parâmetros provêm um desempenho satisfatório e tem servido bem às aplicações de reconhecimento de fala durante as últimas três décadas. Todavia, os métodos baseados em coeficientes *cepstrais* são muito sensíveis às distorções causadas por ruído aditivo. Além disso, como o cálculo dos coeficientes *cepstrais* requer a uma transformada de Fourier e uma transformada inversa de Fourier para cada amostra de áudio, sua execução pode ser computacionalmente onerosa, especialmente quando se utilizam sinais com taxas de amostragem elevadas. Neste contexto, métodos baseados em centróides de sub-bandas espectrais figuram como uma alternativa eficiente, mesmo com a presença de ruído aditivo, além de demandarem esforços computacionais equiparáveis aos demandados pelos métodos baseados em coeficientes *cepstrais* (Gajic e Paliwal, 2001).

O processo de definição de centróides de sub-bandas espectrais (CSE) requer a divisão da banda de frequência do sinal em um número fixo de sub-bandas, e o cálculo do centróide de cada uma delas (Paliwal, 1998). Cada uma destas etapas requer a definição de parâmetros como:

- Número de sub-bandas no qual a banda total do sinal será dividida;
- Frequências centrais e frequências de corte dos filtros;
- Formato dos filtros: retangulares, triangulares, etc.;
- Percentual de sobreposição dos filtros.

Como na grande maioria das vezes o sinal de áudio analisado não possui uma formulação matemática analítica, escolher os supracitados parâmetros pode requerer bastante experimentação prática.

O método dos Vetores de Energia dos Centróides de Sub-bandas Espectrais (VECSE) baseia-se no algoritmo dos CSE, originalmente proposto para o reconhecimento da fala. A diferença entre os dois métodos é que o VECSE leva em consideração a energia dos centróides representada na forma de um vetor.

A grande vantagem dos métodos baseados em CSE é a robustez ao ruído aditivo, o que é uma característica bastante providencial dado o tipo de ruído analisado neste trabalho. O diagrama de blocos apresentado na Figura 17 resume o algoritmo empregado para a estimação dos VECSE.

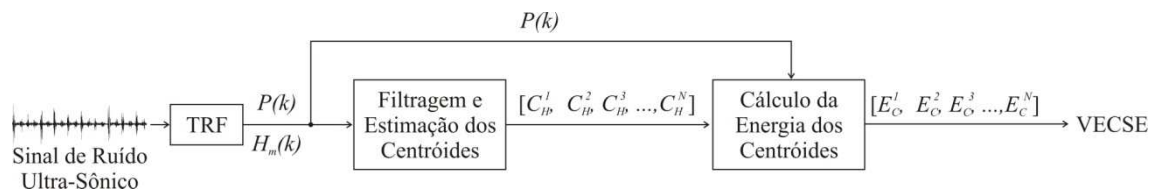


Figura 17. Diagrama de blocos do algoritmo VECSE.

Os passos para a estimação dos VECSE são descritos em detalhes a seguir:

- Inicialmente, é realizada a estimação do espectro de potência do sinal em questão através de uma transformada rápida de Fourier (TRF);
- Aplica-se um banco de filtros passa-faixa retangulares sobrepostos, a fim de dividir o espectro em um número de sub-bandas de frequências sobrepostas. A escolha de filtros retangulares permite a localização mais fiel dos centróides.
- A localização dos centróides espectrais de cada sub-banda no espectro estimado pode ser matematicamente expressa como:

$$C_H = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} H_m(k) \cdot P(k)}{\sum_{k=0}^{N-1} P(k)} \quad (13)$$

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

- A estimativa de energia associada a cada centróide pode ser matematicamente apresentada como:

$$E_c = \sum_{k=C_H-\delta \cdot N}^{C_H+\delta \cdot N} P(k) \quad (14)$$

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

O número de filtros, suas larguras e o percentual de sobreposição definirão a taxa de compressão do método. Um número reduzido de filtros que possuem larga faixa passante e baixo percentual de sobreposição proporcionará alta compressão, mas permitirá que detalhes do espectro passem despercebidos. O percentual de sobreposição baixo resultará numa baixa correlação entre sub-bandas adjacentes, o que influenciará diretamente o cálculo de localização dos centróides, uma vez que regiões espectrais próximas à sub-banda em questão não serão contempladas no cálculo. O resultado será poucas sub-bandas, conseqüentemente, menor esforço computacional e baixo detalhamento.

Por outro lado, muitos filtros estreitos com alto percentual de sobreposição resultarão em uma compressão menor, proporcionando um alto detalhamento espectral. O percentual de sobreposição alto resultará numa alta correlação entre sub-bandas adjacentes, e a influência das regiões espectrais próximas à sub-banda em que se calcula um determinado centróide será computada. Resultam muitas sub-bandas, conseqüentemente, maior detalhamento e esforço computacional. Este tipo de configuração é requerida em problemas com menor grau de separabilidade das classes, onde os detalhes serão decisivos para o sucesso da classificação.

A Figura 18 apresenta os resultados de dois cálculos para estimação dos VECSE de um mesmo sinal, registrado em uma cadeia de isoladores de uma torre de transmissão do sistema Chesf. Variando-se o número filtros, suas larguras e o percentual de sobreposição, pode-se perceber a influência no VECSE de saída.

A Figura 18a apresenta um segundo (1 s) do sinal adquirido em campo, e na Figura 18b uma parcela de 16,67 ms (duração de um ciclo industrial) deste mesmo sinal é mostrada em detalhe. Para a realização da TRF, foi tomada uma parcela equivalente a de dez períodos de ciclo industrial, ou seja, aproximadamente 166,67 ms, e o resultado é

mostrado na Figura 18c. Após o processamento pelo algoritmo VECSE, pode-se observar na Figura 18d o resultado obtido com 10 filtros sobrepostos a 10%, o que resultou em 12 sub-bandas e uma curva suave. Ainda na Figura 18d, apresenta-se o resultado obtido com 20 filtros sobrepostos a 50%, resultando em 40 sub-bandas e uma curva mais acidentada. Conforme descrito anteriormente, o número de filtros e percentual de sobreposição tem impacto direto na taxa de compressão do algoritmo.

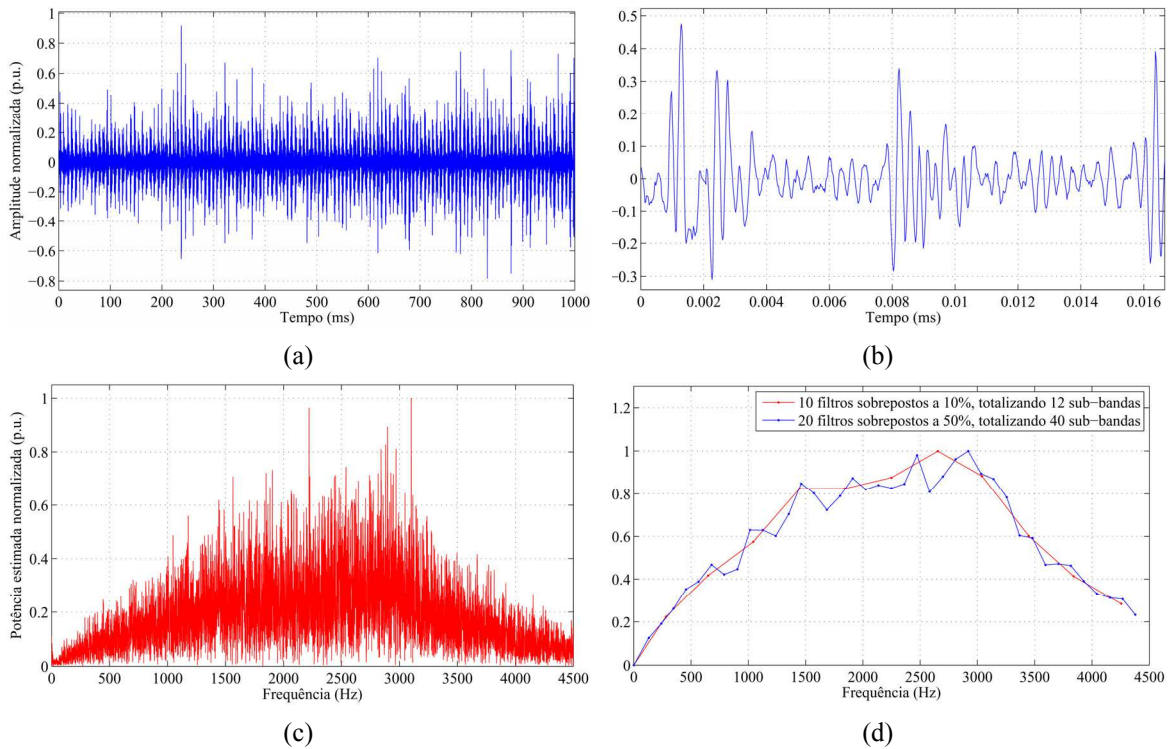


Figura 18. (a) Plotagem de 1 s do sinal no tempo; (b) Plotagem de 1/60 s do sinal no tempo; (c) Espectro estimado do sinal; (d) VECSE obtidos com 10 filtros sobrepostos a 10%, e com 20 filtros sobrepostos a 50%.

Na, Equação (13), pode-se constatar que C_H tem grandeza de Hertz, ou seja, apenas localiza os centróides dentro das sub-bandas e, conseqüentemente, no espectro. Assim, para que se caracterize totalmente o VECSE, necessita-se que lhe seja atribuída a informação relativa à energia presente naquela sub-banda. Para tanto, poder-se-ia simplesmente calcular a média dos valores de potência espectral compreendidos na sub-banda em questão. Todavia, a região da sub-banda mais próxima ao centróide possui mais energia que as demais dentro daquela sub-banda, logo, é menos susceptível ao ruído. Assim, pode ser mais vantajoso efetuar o cálculo de uma média de energia da sub-banda junto ao centróide, e o parâmetro δ ($0,5 > \delta > 0$) quantifica este ajuste. Quando δ é máximo, tem-se que a energia da sub-banda será calculada numa região

com largura equivalente àquela sub-banda, e o centro desta região coincide com o centróide. Se δ é zero, o valor de energia para a sub-banda em questão será o valor na frequência do centróide daquela sub-banda. A Figura 19 apresenta os resultados de dois cálculos para estimação dos VECSE do sinal apresentado na Figura 18, variando-se δ , e mantendo-se os demais parâmetros iguais.

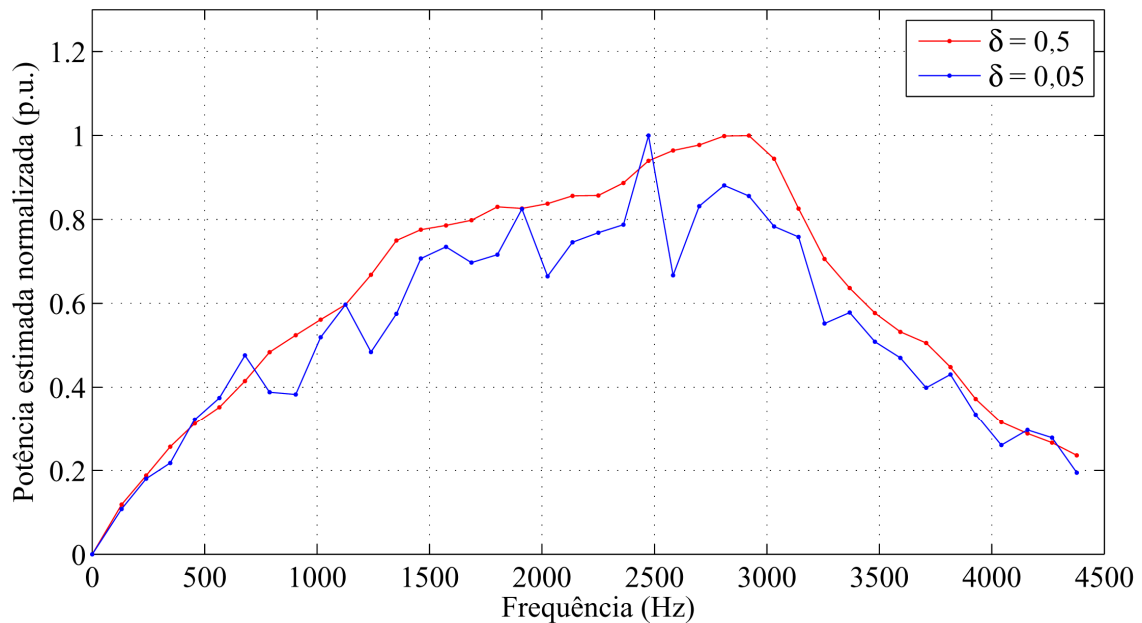


Figura 19. VECSE obtidos com $\delta = 0.05$ e com $\delta = 0.5$.

Pode-se observar na Figura 19 que a variação de δ tem influência direta na suavidade da curva obtida. Todavia, como não modifica o número final de elementos que compõem o VECSE, δ não repercute na taxa de compressão do método.

Por se basear no domínio da frequência, o método dos VECSE apresenta como resultado vetores que não trazem informações acerca da fase do sinal medido. Sabe-se que as descargas corona têm máxima probabilidade de ocorrência nas regiões de máximo e mínimo da tensão senoidal. Portanto, o áudio ultrassônico carrega em si informação relativa à fase da senóide no momento do início da gravação do áudio. A ausência de informação acerca da fase é uma vantagem, pois durante a inspeção ultrassônica não há como se garantir o sincronismo entre o registro do áudio e a fase da senóide, ou seja, não há como se garantir que todos os registros de classes ultrassônicas (níveis de poluição) diferentes terão a mesma fase.

A importância do descarte da informação de fase reside no risco de que, havendo a informação de fase no vetor que alimentará a RNA, a rede tende a tomar as decisões baseando-se na detecção de fase, e não em parâmetros do sinal que transmitam

informação acerca do grau de poluição. Mesmo uma tentativa posterior de casamento de fases dos sinais ultrassônicos, através de métodos de processamento digital de sinais, esbarra na aleatoriedade da ocorrência temporal dos picos ultrassônicos na região senoidal de tensão máxima ou mínima. Isto ocorre porque os picos ultrassônicos não acontecem periodicamente, ou seja, exatamente na mesma fase da senóide. A formação das descargas corona é dependente da intensidade do campo elétrico, mas também de outros fatores condições estocásticas, como a ionização do ar na região do eletrodo, condições ambientais, dentre outros.

A extração de atributos baseada em CSE é amplamente utilizada tanto no reconhecimento da fala quanto do locutor (Jin e Yoo, 2007). Todavia, os vários parâmetros ajustáveis no método estão presentes na literatura para sistemas de reconhecimento de voz, com características distintas dos sinais analisados neste trabalho.

Uma vez definidos os vetores de energia quando a base de dados está pronta para ser apresentadas à RNA, a informação espectral pode ser descartada. Isto é possível porque todos os vetores da base de dados necessariamente tem o mesmo número de elementos, e a RNA tomará como fator classificatório o nível de energia do conjunto de elementos do vetor, a taxa de variação entre eles, dentre outros parâmetros.

5 MÉTODO 1: *WAVELET PACKETS*

ASSOCIADAS AO ALGORITMO DE

OTSU

Como uma primeira tentativa de extração dos atributos de sinais ultrassônicos para a classificação do estado de isolamentos elétricos, foram executados ensaios de laboratório, seguidos de um processamento de resultados baseado em *Wavelet Packets* e no Método de Otsu (MO). Inicialmente, tentou-se detectar parâmetros temporais no ruído ultrassônico (RU) que permitissem a estimação da tensão aplicada a isoladores limpos.

Em um segundo momento, foram realizados ensaios com tensão constante aplicada aos isoladores, mas com variações de poluição e umidade. Este ensaio buscou reproduzir mais fielmente a situação de campo, e os resultados produzidos também foram tratados pela técnica proposta neste capítulo.

As Seções a seguir apresentam os métodos e material empregados, bem como os resultados obtidos.

5.1 ENSAIOS COM VARIAÇÃO DE TENSÃO

Esta abordagem não leva em consideração a presença de poluição nos isolamentos. O objetivo, com isso, é reduzir a quantidade de variáveis envolvidas, e assim testar a viabilidade de estimacões temporais de tensão baseadas em variações de RU.

5.1.1 Material

Foram realizados ensaios com unidades de isoladores de vidro. Na Figura 20, é possível observar-se uma representação gráfica dos isoladores empregados. Para um detalhamento maior, recomenda-se observar a Figura 4.

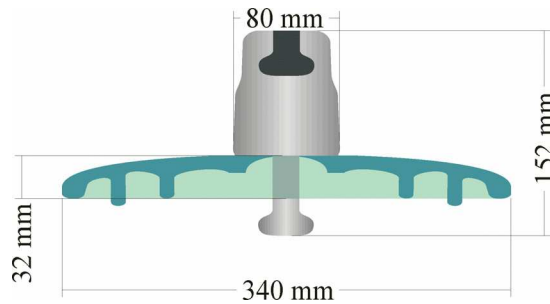


Figura 20. Diagrama esquemático dos isoladores empregados nos ensaios.

Os isoladores pesam aproximadamente 3,5 kg cada, e foram utilizados individualmente no arranjo. A campânula e o pino são constituídos de aço e recobertos com uma camada de liga antioxidante. O vidro é fixado às regiões metálicas através de cimento.

5.1.2 Métodos

Os isoladores foram conectados a um braço de torre montado dentro do Laboratório de Alta Tensão da UFCG. O circuito experimental pode ser observado na Figura 21.

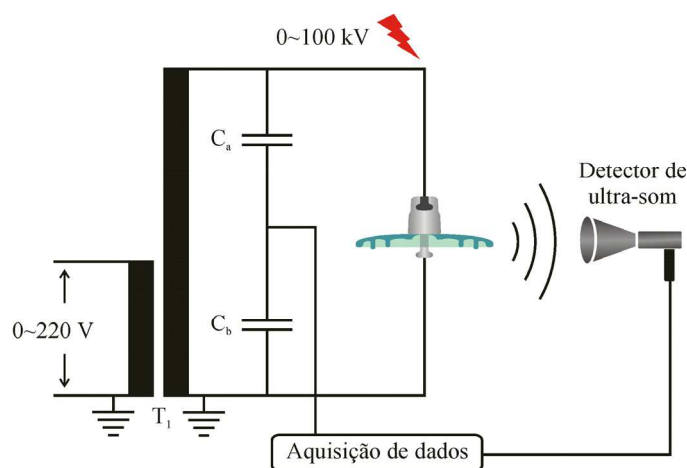


Figura 21. Diagrama esquemático do arranjo do ensaio.

De acordo com o ajuste na mesa de comando (não representada na Figura 21), o transformador T_1 fornece ao arranjo alta tensão. Os capacitores C_a e C_b formam um divisor de tensão que permite a medição segura da alta tensão pelo sistema de aquisição de dados. Os sinais de ultrassom emitidos pelo isolador são adquiridos pelo detector e em seguida digitalizados pelo sistema de aquisição de dados. A umidade relativa do ar, durante os ensaios, era de 67%.

O equipamento utilizado para a medição do ultrassom foi o *Ultraprobe 2000 MPH*, juntamente com o *Trisonic Scanning Module*, ambos fabricados pela *UE Systems Inc.* O *Trisonic Scanning Module* possui três transdutores piezoelétricos dispostos a 120° um do outro, permitindo a focagem da detecção com boa direcionalidade e intensificação do sinal. O ângulo de visão (*field of view*, FOV) do *Trisonic Scanning Module* é de $\pm 15^\circ$ (UE Systems, Inc, 2003). O equipamento detecta o ruído ultrassônico (20 kHz a 100 kHz, linearmente variável) e, através de um processo de rebatimento de frequências, representa-o dentro do espectro audível. Esta faixa de espectro audível está entre 100 Hz a 3 kHz, dentro da qual o fabricante garante ganho comum a todas as frequências. A largura de banda de entrada ultrassônica e a largura de banda da saída audível são iguais, ou seja, não há compressão espectral durante o processo, apenas realocação.

Foram utilizados apenas isoladores limpos nesta etapa do trabalho. Assim, a única variável presente nos ensaios e cujas características foram captadas nos sinais de ruídos ultrassônicos captados foi o nível de tensão. Com isso, foi possível realizar-se a extração de atributos temporais dos sinais ultrassônicos, e correlacioná-los com a tensão aplicada durante o ensaio. Os isoladores foram expostos a uma gama de tensões que variou entre 50% e 90% da tensão de ruptura ($TR = 71,4$ kV) de cada isolador.

Após energizado, o arranjo foi mantido em regime permanente por alguns minutos, a fim de estabilizar os padrões de emissão ultra-sônica. O ganho do detector de RU foi ajustado de maneira a conseguir máxima amplitude no sinal registrado no computador de aquisição de dados, todavia sem saturar o amplificador de entrada do equipamento. Em seguida, foram realizadas aquisições de ultrassom de aproximadamente cinco segundos. A taxa de aquisição utilizada foi 48.000 amostras por segundo. Os arquivos de áudio capturados foram, em seguida, processados computacionalmente.

Além da decomposição *Wavelet Packets* e a filtragem pelo limiar definido com o algoritmo de Otsu, o processamento computacional utilizou-se de uma rotina que efetuou a contagem dos picos ultrassônicos, caracterizando-os discretamente no tempo. Tal rotina detecta um determinado pico e define onde acontece, no tempo, seu início e fim, quantificando sua duração. Em seguida, o ponto médio na duração do pico ultrassônico é assinalado em um vetor auxiliar, que tem o mesmo número de elementos que o sinal de áudio, mas apresenta valores diferentes de zero apenas nos pontos médios de duração de cada pico. Assim, a quantificação do número de picos, sua taxa de ocorrência e tempo entre dois picos subsequentes podem ser mais facilmente definidas.

5.1.3 Resultados

Como resultados das medições foram obtidos sinais ultrassônicos que, posteriormente, receberam o tratamento proposto. Nos gráficos apresentados nesta seção, são plotadas parcelas dos sinais adquiridos, com duração de 170 ms cada. Esta duração da janela de análise foi escolhida por apresentar um número de amostra que é múltiplo de dois, simplificando a decomposição *Wavelet Packet*, que tem características de árvore binária.

A *wavelet* mãe que originou as demais *wavelets* aplicadas aos sinais mostrados a seguir foi a Daubechies 20. A escolha é devido à boa relação entre a ordem da *wavelet* (que está diretamente ligada à eficiência da filtragem) e esforço computacional. Todos os sinais mostrados foram obtidos na quarta decomposição: $CCCD_4(k)$ (observar Figura 15).

Na Figura 22, é possível observarem-se os resultados de aquisição e processamento para 50% da TR. Na Figura 22a é plotado o sinal de RU original, no domínio do tempo. Após a decomposição via TWP, o sinal é plotado na Figura 22b, onde se pode observar a significativa redução do ruído de fundo. Em seguida, a filtragem por limiar definido pelo algoritmo de Otsu é realizada, e na Figura 22c percebem-se os picos representados de maneira isolada. Por fim, na Figura 22d, os picos são discretizados, permitindo assim uma contagem determinística. Este mesmo procedimento de plotagem é adotado até a Figura 26.

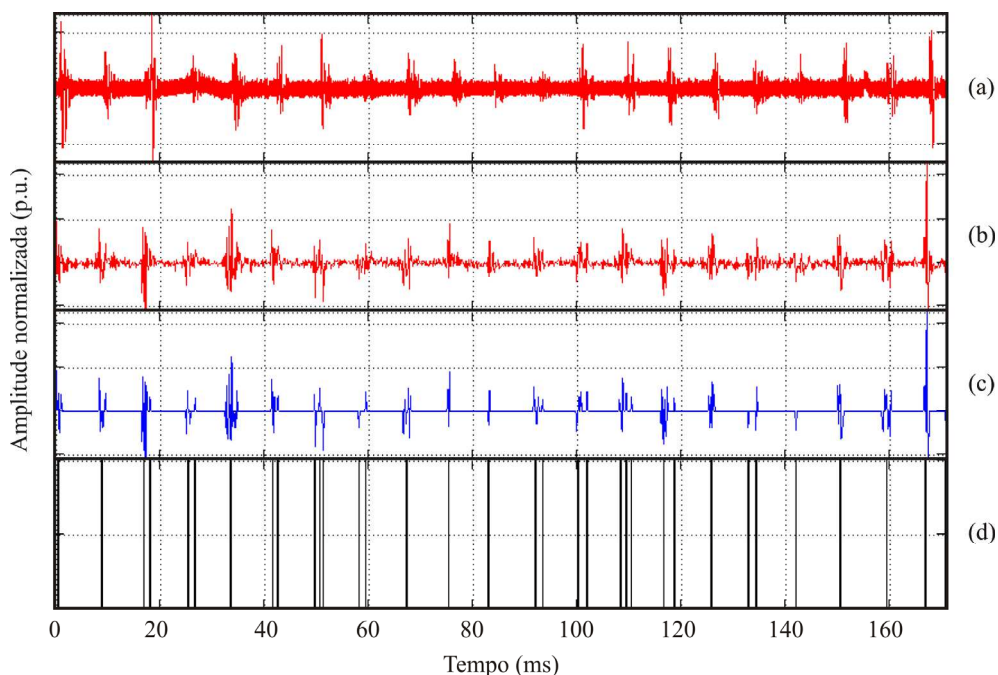


Figura 22. Resultados para aplicação de 50% da tensão de ruptura.
 (a) RU original; (b) Após decomposição TWP; (c) Sinal após filtragem por limiar definido pelo MO; (d) Picos discretos de RU detectados após processamento.

Após o processo de filtragem foi realizada uma contagem do número de picos ultrassônicos no sinal que totalizou 34 picos no trecho de áudio analisado. A Figura 23 apresenta os resultados para 60% da tensão de ruptura.

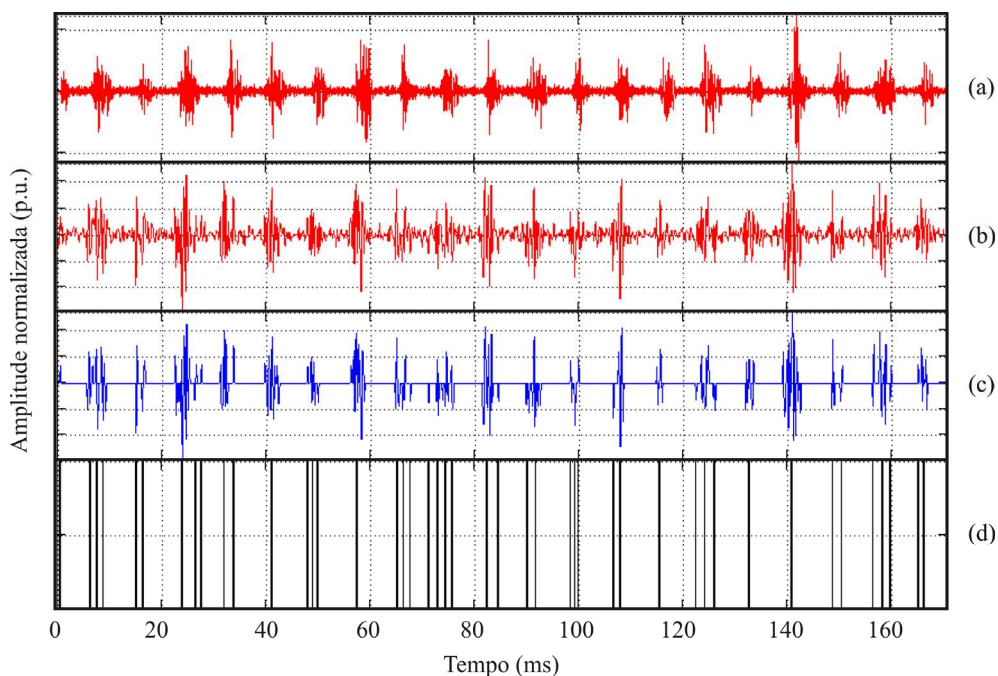


Figura 23. Resultados para aplicação de 60% da tensão de ruptura.
 (a) RU original; (b) Após decomposição TWP; (c) Sinal após filtragem por limiar definido pelo MO; (d) Picos discretos de RU detectados após processamento.

Foram totalizados 45 picos ultrassônicos no trecho de áudio analisado. Na Figura 36 é possível observar os resultados para 70% da tensão de ruptura.

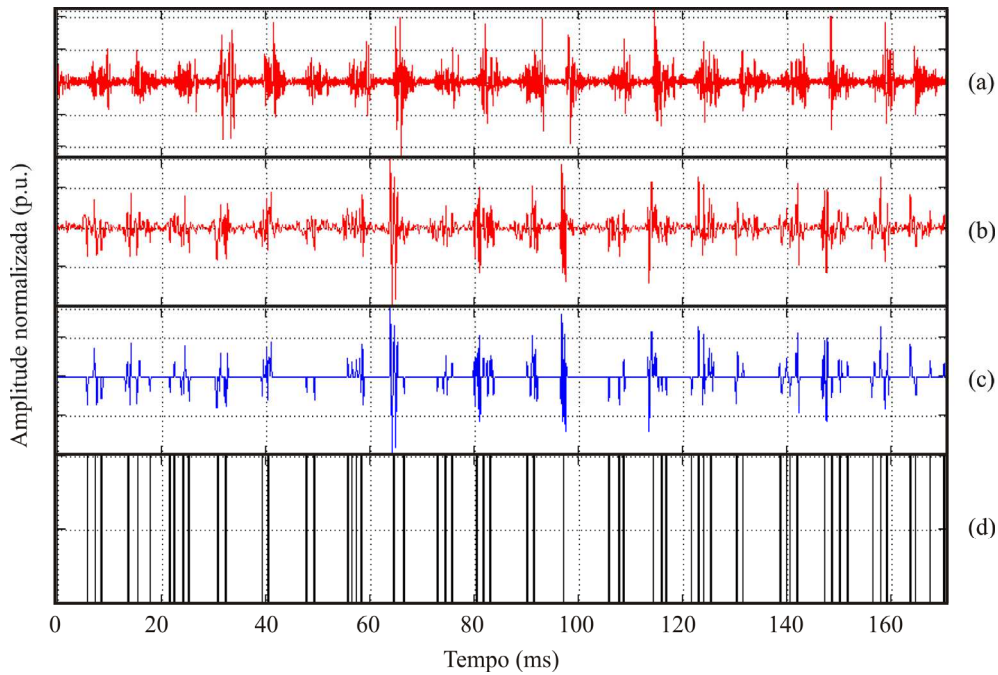


Figura 24. Resultados para aplicação de 70% da tensão de ruptura. (a) RU original; (b) Após decomposição TWP; (c) Sinal após filtragem por limiar definido pelo MO; (d) Picos discretos de RU detectados após processamento.

A contagem de picos ultrassônicos detectou 46 picos no trecho de áudio analisado. A Figura 25 apresenta os resultados para 80% da tensão de ruptura.

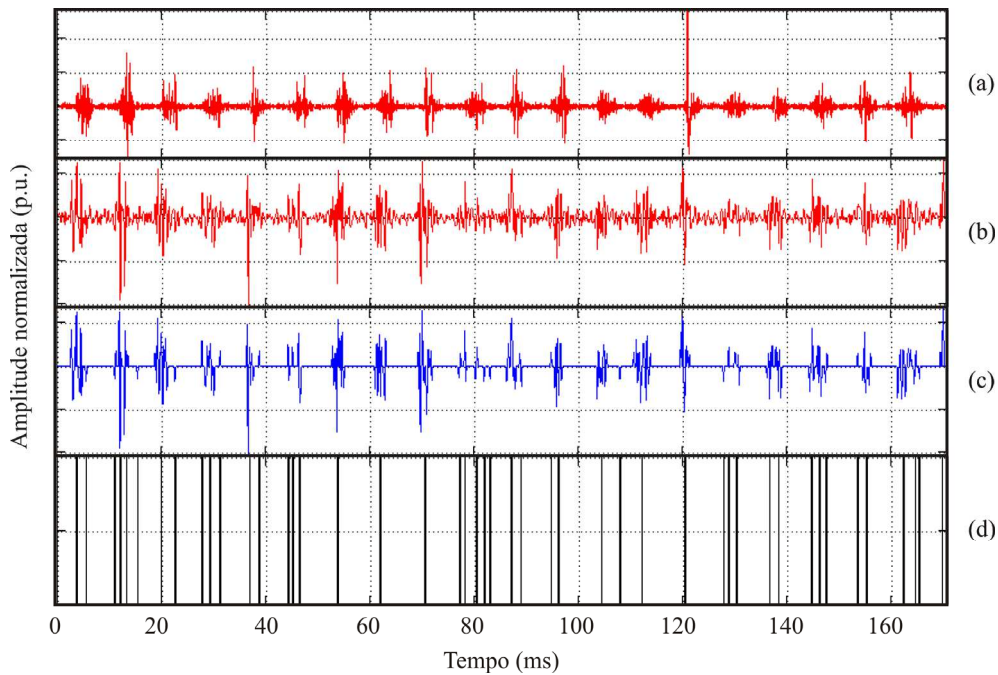


Figura 25. Resultados para aplicação de 80% da tensão de ruptura. (a) RU original; (b) Após decomposição TWP; (c) Sinal após filtragem por limiar definido pelo MO; (d) Picos discretos de RU detectados após processamento.

Foram totalizados 50 picos ultrassônicos no trecho de áudio analisado. Na Figura 26 é possível observar os resultados para 90% da tensão de ruptura.

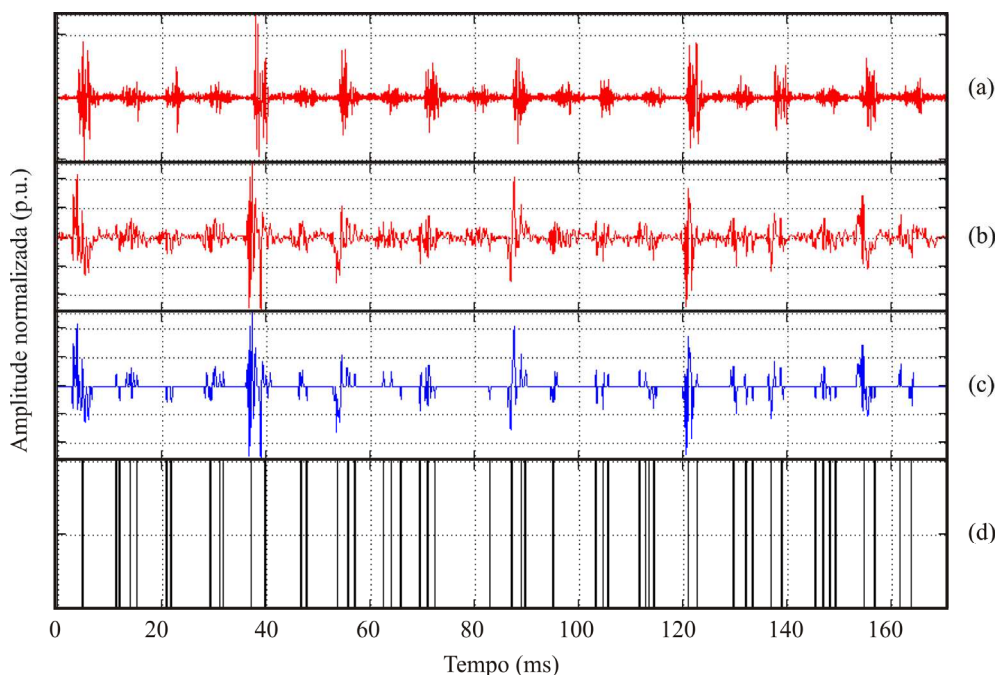


Figura 26. Resultados para aplicação de 90% da tensão de ruptura. (a) RU original; (b) Após decomposição TWP; (c) Sinal após filtragem por limiar definido pelo MO; (d) Picos discretos de RU detectados após processamento.

A contagem de picos ultrassônicos detectou 58 picos no trecho de áudio analisado. Tabela 3 é possível observar os resultados sumarizados dos ensaios relatados acima.

Tabela 3. Ocorrência de picos ultrassônicos para todos os níveis de tensão.

Percentual da tensão disruptiva	Taxa de ocorrência (picos por segundo)	Tempo médio entre picos (ms)
50	1700	5,146
60	2250	3,758
70	2300	3,681
80	2500	3,238
90	2900	2,877

5.1.4 Conclusões

A aplicação do método descrito nesta Seção permitiu a constatação de que é possível extrair parâmetros do RU que caracterizem diferentes níveis de tensão aplicada sobre um isolador de vidro. O comportamento das taxas de picos assemelha-se às

Descargas de Trichel descritas pela primeira vez por G. W. Trichel, em 1938. Em seu artigo, Trichel descreve o aumento da taxa de picos por segundo em um arranjo ponta-plano, conforme se dá o aumento da tensão (Trichel, 1938).

Na Tabela 3, pode-se observar que, para este nível de umidade, de acordo com o crescimento da tensão disruptiva aplicada ocorre o crescimento da ocorrência de picos ultrassônicos. Conseqüentemente, pode-se perceber que o tempo médio entre picos diminui. Todavia, é importante ressaltar que, matematicamente, estes dois atributos têm o mesmo sentido, visto que são linearmente dependentes.

Desta forma, percebe-se que é requerida uma variedade maior de atributos de cada sinal, de maneira que a caracterização apresente-se mais sólida e robusta, permitindo um desempenho confiável da RNA. Na próxima Seção, testa-se a viabilidade da técnica para isoladores com graus de poluição diferentes, em várias situações de umidade, a fim de verificar a generalidade do método.

5.2 ENSAIOS COM VARIAÇÕES DE POLUIÇÃO E UMIDADE

Uma vez observado que parâmetros no domínio do tempo podem servir de indícios para estimação da tensão aplicada aos isoladores, em laboratório, buscou-se testar a viabilidade do uso destes parâmetros na estimação do nível de poluição. Para tanto, foram realizados ensaios em laboratório com tensão constante aplicada aos isoladores, mas com variações de poluição e umidade.

5.2.1 Material

Os ensaios foram realizados no Laboratório de Alta Tensão da Universidade Federal de Campina Grande. O material empregado foram isoladores similares aos apresentados na seção 5.1 e ilustrados na Figura 20.

5.2.2 Métodos

Os isoladores foram lavados para retirada da poluição remanescente, e em seguida pulverizados com soluções caracterizadas por diferentes graus de Densidade Equivalente de Depósito de Sal (*Equivalent salt deposit density*, ESDD). As ESDD e

condutividades volumétricas das soluções escolhidas para os testes podem ser vistas na Tabela 4.

Tabela 4. Características de densidade de sal e condutividade das soluções (International Electrotechnical Commission, 1991).

Níveis	Classificação	Faixa de ESDD (mg/cm ²)	ESDD Aplicadas (mg/cm ²)	Condutividade da suspensão (mS/cm)
1	Atmosfera limpa	0,00 – 0,032	0,025	10
2	Contaminação muito leve	0,032 – 0,038	0,035	14
2'	Contaminação leve	0,038-0,056	0,05	20
3	Contaminação pesada	0,056 – 0,123	0,1	40
4	Contaminação muito pesada	0,123	0,2	80

A classe 2' foi definida, em complemento à caracterização proposta pela *International Electrotechnical Commission*, com o intuito de gerar amostras mais espaçadas e diversificadas, permitindo-se a produção de conjuntos de treinamento para o processo de classificação dos sinais bem mais próximos de situações reais encontradas em isoladores de alta tensão presentes em um sistema de transmissão (Bezerra, 2004).

Em seguida, os isoladores foram dispostos em cinco cadeias, cada uma composta de duas unidades. Nesta situação, a distribuição de tensão ao longo da cadeia pode ser considerada linear (Bezerra, 2004). Uma das cinco cadeias foi colocada em uma câmara com revestimento plástico, dentro da qual é possível controlar-se a umidade relativa do ar (URA) acrescentando-se vapor d'água. Um diagrama esquemático do arranjo empregado pode ser visto na Figura 27.

Inicialmente, a URA dentro da câmara foi ajustada para 60%, e foi aplicada tensão elétrica até se atingir o nível de 14 kV, suficiente para produzir descargas superficiais sem conduzir à descarga total. Depois de energizado, o arranjo foi mantido em regime permanente por alguns segundos, a fim de estabilizar os padrões de emissão ultra-sônica. O ganho do detector de RU foi ajustado de maneira a conseguir máxima amplitude no sinal registrado no computador de aquisição de dados, todavia sem saturar o amplificador de entrada do equipamento. Em seguida, foram realizadas aquisições de ultrassom de aproximadamente onze segundos.

O procedimento de aplicação de tensão e aquisição do ruído ultrassônico foi repetido para a primeira cadeia de isoladores em sete diferentes níveis de URA, a saber: 60%, 65%, 70%, 75%, 80%, 85%, e 90%. Em seguida, as demais cadeias, contaminadas

com ou outros níveis de ESDD, passaram pelo mesmo processo. No total, foram ensaiadas 35 situações: 5 graus de ESDD expostos a 7 níveis de URA.

Depois de registrados, os arquivos de áudio foram processados de forma idêntica à descrita na Seção 5.1.2.

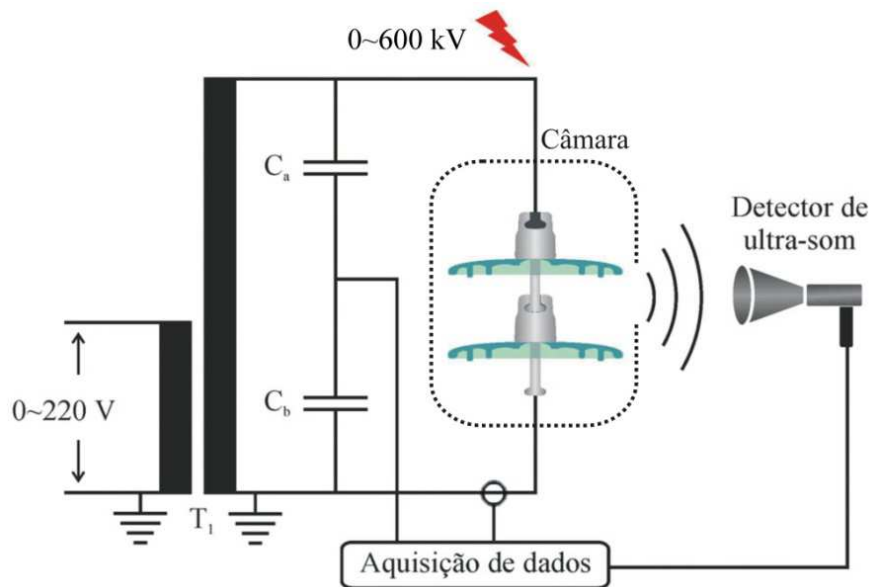


Figura 27. Diagrama esquemático do circuito empregado nos ensaios.

5.2.3 Resultados

De maneira similar à demonstrada na Seção 5.1.3, os resultados do processamento dos arquivos de áudio são apresentados para trechos de 170 ms.

Os resultados de todas as 35 situações de poluição e umidade podem ser sumarizados na Tabela 5.

A partir dos resultados apresentados na Tabela 5, pode-se perceber que o Método 1, quando empregado a sinais ultrassônicos oriundos de isolamentos artificialmente poluídos, não produz resultados com tendências similares aos apresentados na Seção 5.1.3. Quando se varia apenas a TR, na presença de URA relativamente baixa (67%), a taxa de picos por segundo tende a aumentar proporcionalmente com a tensão. Quando há variação de poluição salina e umidade, os resultados não seguem a mesma lógica.

Tabela 5. Ocorrência de sinais ultrassônicos para todos os níveis de ESDD e URA.

URA	Grau de poluição	Taxa de ocorrência (picos por segundo)	Tempo médio entre picos (ms)
60%	Atmosfera limpa	2567,14	0,39
	Contaminação muito leve	2644,04	0,38
	Contaminação leve	2673,34	0,37
	Contaminação pesada	2559,08	0,39
	Contaminação muito pesada	2632,32	0,38
65%	Atmosfera limpa	2295,41	0,44
	Contaminação muito leve	2641,85	0,38
	Contaminação leve	2633,79	0,38
	Contaminação pesada	2451,42	0,40
	Contaminação muito pesada	2578,13	0,39
70%	Atmosfera limpa	776,37	1,28
	Contaminação muito leve	2540,77	0,39
	Contaminação leve	2415,53	0,41
	Contaminação pesada	2590,58	0,39
	Contaminação muito pesada	2361,33	0,42
75%	Atmosfera limpa	691,41	1,44
	Contaminação muito leve	2260,25	0,44
	Contaminação leve	372,80	0,82
	Contaminação pesada	2033,94	0,49
	Contaminação muito pesada	1065,67	0,69
80%	Atmosfera limpa	750,00	1,33
	Contaminação muito leve	2310,06	0,43
	Contaminação leve	2181,15	0,45
	Contaminação pesada	810,06	0,73
	Contaminação muito pesada	919,19	0,71
85%	Atmosfera limpa	795,41	1,25
	Contaminação muito leve	842,29	1,18
	Contaminação leve	1397,46	0,71
	Contaminação pesada	1335,21	0,74
	Contaminação muito pesada	883,30	0,99
90%	Atmosfera limpa	309,08	3,21
	Contaminação muito leve	846,68	1,18
	Contaminação leve	1949,71	0,51
	Contaminação pesada	1662,60	0,58
	Contaminação muito pesada	842,29	0,84

A representação gráfica dos resultados pode ser ilustrada pelo gráfico apresentado na Figura 28, no qual se observam, respectivamente, o RU original; o RU após decomposição TWP, o RU decomposto após filtragem por limiar definido pelo

MO e os picos discretos de RU detectados após processamento. Todavia, como existem 35 situações, os demais gráficos serão omitidos.

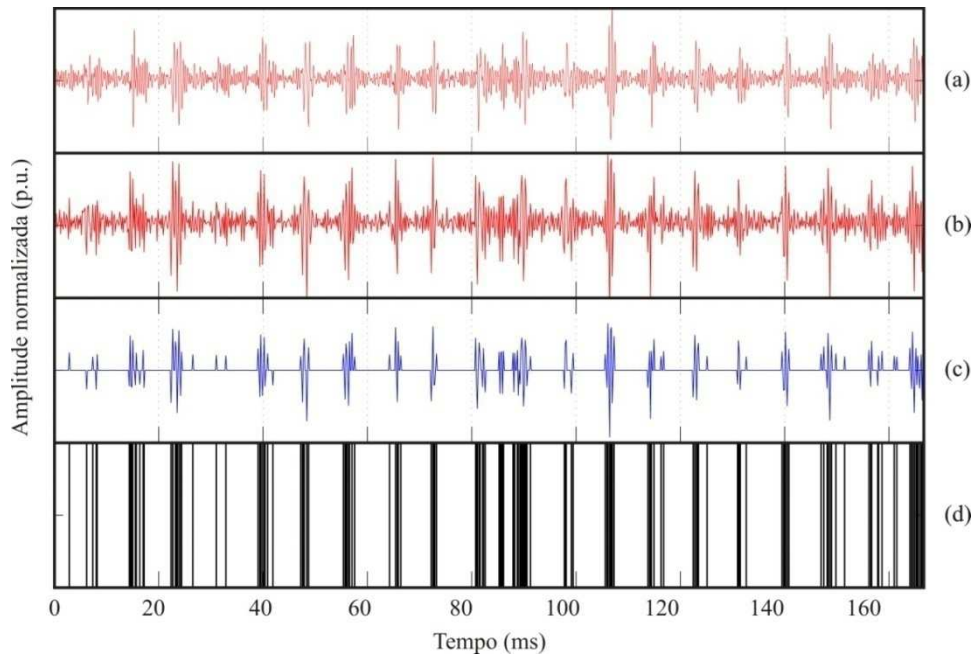


Figura 28. Resultados para poluição muito pesada, URA = 80%.
(a) RU original; (b) Após decomposição TWP; (c) Sinal após filtragem por limiar definido pelo MO; (d) Picos discretos de RU detectados após processamento.

Nos resultados apresentados acima, observando cada uma das URA de forma isolada, percebe-se uma tendência de crescimento da taxa de picos por segundo até a contaminação leve, e em seguida tal taxa tende a decair. Este comportamento contraria o esperado. Uma hipótese para justificar este comportamento baseia-se na teoria dos Pulsos de Trichel. Segundo Trichel, conforme a corrente de fuga pulsante em um *gap* ponta-plano aumenta, ou seja, a taxa de picos no tempo se eleva e aproxima-se da ruptura, há uma tendência de que estes picos diminuam em amplitude (Trichel, 1938). Relacionando-se as descargas de Trichel com os resultados obtidos, é possível que conforme as descargas intensifiquem-se, diminuam suas amplitudes e passem a ficar abaixo do limiar de filtragem, reduzindo a contagem final.

Não se podem descartar, limitações do equipamento detector de US ou do método de filtragem dos sinais.

Nos casos com URA entre 60% e 75%, percebem-se ainda a ocorrência de taxas de picos por segundo bem mais elevadas (acima de 2000) que em situações com maior URA. Uma hipótese para justificar este comportamento é a dificuldade encontrada pelo MO para definir um limiar quando a amplitude dos picos de interesse é próxima à

amplitude do ruído de fundo. Quando a URA é menor, os picos ultrassônicos destacam-se menos frente ao ruído de fundo, dificultando a filtragem. Assim, o MO tende a escolher limiares que incluirão picos de ruído de fundo, os quais são contados e aumentam a taxa. Quando a URA é maior, os picos ultrassônicos de interesse tornam-se mais relevantes frente ao ruído de fundo, o que permite uma detecção de limiar mais eficaz e uma melhor separabilidade. Esta limitação do MO é conhecida, conforme exemplificado na Seção 4.1.1 e ilustrado na Figura 16.

5.2.4 Conclusões

O processamento de sinais de RU provenientes de isoladores com diversos graus de poluição e expostos a vários níveis de URA apresentou resultados com tendências diferentes das constatada quando da variação exclusiva da TR.

Percebe-se em todos os graus de umidade uma tendência de mínimo nível de picos quando há níveis de poluição mínimo ou máximo. Este comportamento transmite pouca informação e pode gerar falsos positivos ou falsos negativos. Não se podem descartar, inclusive, limitações do equipamento detector de US ou do método de filtragem dos sinais.

Além disso, o método da contagem de pontos após a filtragem por TWP e MO ainda possui a limitação de emitir poucos parâmetros, requerendo uma variedade maior de atributos, permitindo a aplicação confiável de RNA.

6 MÉTODO 2: ESTATÍSTICA DESCRITIVA

ASSOCIADA À RNA TIPO MLP

Uma vez percebidas as principais desvantagens da extração de atributos no domínio do tempo, conforme apresentado no Capítulo 5, procurou-se empregar outros parâmetros de caracterização dos sinais. Buscando ampliar o leque de informações extraídas dos sinais, lançou-se mão da Estatística Descritiva, bem como de alguns outros parâmetros empregados em processamento digital de áudio, apresentados no Capítulo 4. Uma vez extraídos os parâmetros, estes serviram como entradas de dados para uma RNA do tipo MLP.

Os métodos de ensaio e o material empregado nos ensaios que proveram a base de dados aqui processada foram os mesmos apresentados nos itens 5.1.2 (para ensaios com variação da TR) e 5.2.2 (para ensaios com variação de URA e poluição). Porém, as técnicas de processamento e análise da base de dados foram circunstancialmente diferentes, conforme apresentado a seguir.

6.1 ENSAIOS COM VARIAÇÃO DE TENSÃO

6.1.1 Pré-Processamento dos Sinais

Os arquivos de áudio registrados com o método descrito na Seção 5.1.2 foram truncados em 5 s. Em termos de frequência industrial (60 Hz), isto equivale a 300 ciclos. A abordagem em termos de ciclos é importante, pois o ruído que gera o ruído ultrassônico tende a manifestar-se nos momentos de máxima tensão positiva ou negativa, ou seja, durante os picos positivos e negativos da senóide.

Cada sinal de 300 ciclos foi então dividido em padrões menores, de 5 ciclos cada um, através de um janelamento com sobreposição de 4 ciclos. A Figura 29 ilustra este processo.

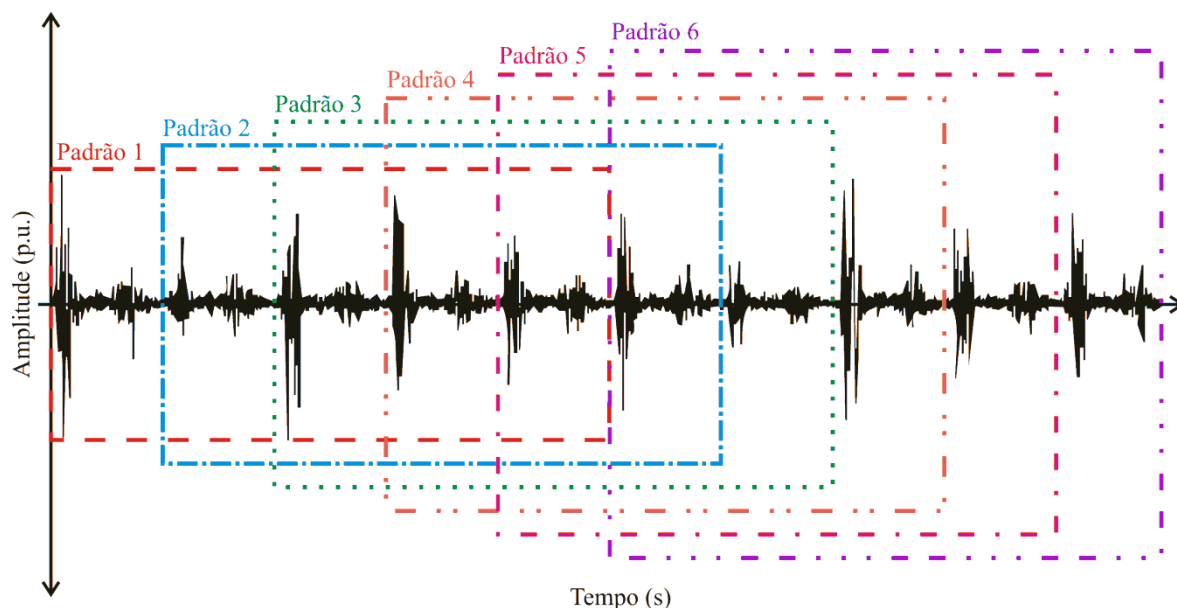


Figura 29. Processo de janelamento do sinal ultrassônico.

Os padrões foram em seguida normalizados. Assim, para cada percentual da TR, foram obtidos 295 padrões, o que totaliza uma base de dados com 1180 padrões, considerando-se os percentuais de 60% a 90% da TR. A partir destes padrões, foram extraídos os atributos elencados no item 4.2. Com isso, para cada um dos 1180 padrões foram calculados 20 parâmetros de estatística descritiva. Os parâmetros foram aplicados à RNA de forma exclusiva, ou seja, aplicou-se à RNA inicialmente apenas as 1180 médias, em seguida apenas as 1180 curtoses, e assim por diante. Esta abordagem permitiu perceber que parâmetros eram mais representativos na separabilidade das variações de tensão nos isoladores.

6.1.2 Resultados

Uma vez que o processo de aprendizagem da RNA tem início com pesos sinápticos aleatórios, é natural que, para uma mesma base de dados, o tempo de aprendizagem e as taxas de acertos sejam diferentes em execuções distintas do algoritmo. No intuito de reduzir os efeitos desta aleatoriedade inicial, cada conjunto de parâmetros foi processado 10 vezes, e em seguida foram calculados média e desvio padrão para o conjunto de taxas de acerto do atributo em questão.

O aprendizado da RNA baseado nos vetores de estatística descritiva utilizou apenas dois níveis de tensão aplicada: 60% e 90% da TR. Desta forma, é possível avaliar mais criteriosamente a influência de cada um dos atributos na taxa de acertos:

com apenas dois níveis para decidir a probabilidade de acerto é 50%, ou seja, mesmo que acerte aleatoriamente, espera-se que a RNA acerte 50%. Os resultados podem ser observados na Tabela 6.

Tabela 6. Taxas de acerto a partir das estatísticas descritivas, para variações de 60% e 90% da TR.

Parâmetro	Resultados	
	Média	Desvio Padrão
Média	52,05	2,50
Desvio Padrão	51,93	4,01
Curtose	58,18	6,10
Assimetria	56,02	5,41
RMS	47,95	5,66
Passagens por zero	50,57	3,87
Elementos abaixo de zero	48,41	4,92
Elementos acima de zero	48,52	5,44
Energia dos elementos abaixo de zero	58,52	5,65
Energia dos elementos acima de zero	62,27	6,22
Centróide Espectral	85,23	2,73
Média do Centróide Espectral	60,57	4,19
Desvio Padrão do Centróide	55,91	9,32
Valor Máximo do Centróide	51,93	5,46
Amplitude interquartil	62,73	5,16
Energia espectral	48,30	4,12
Curtose espectral	57,61	14,65
Assimetria espectral	92,61	3,14
Decaimento espectral	63,07	4,23
Decaimento espectral	78,64	3,07

A partir dos dados condensados na Tabela 6, pode-se notar que a taxa de acertos da rede é influenciada mais positivamente pelos parâmetros Centróide e Assimetria Espectral.

6.1.3 Conclusões

A avaliação dos parâmetros baseados em Estatísticas Descritivas, para variações da TR sobre o isolador, tornou claro que os atributos espectrais empregados neste Capítulo contribuem mais significativamente para o aumento da taxa de acerto que os

atributos temporais destacados neste Capítulo. Os atributos Centróide e Assimetria Espectral obtiveram as maiores taxas de acertos na seção 6.1.2: 85,22% e 92,61%, respectivamente. A técnica pode apresentar melhores resultados se os parâmetros com maior índice de acerto foram combinados na forma de vetor, sendo então aplicado à entrada da RNA.

6.2 ENSAIOS COM VARIAÇÕES DE POLUIÇÃO E UMIDADE

Uma vez percebidas maiores taxas de acerto e capacidade de separação dos atributos espectrais na técnica avaliada na Seção 6.1, tornou-se providencial verificar se este comportamento repete-se em uma situação mais próxima da realidade em campo.

Assim, a avaliação foi repetida com a base de dados criada a partir dos métodos descritos em 5.2: cinco cadeias de dois isoladores, cada uma contaminada com um grau diferente de ESDD, expostas a sete níveis diferentes de URA, sempre com a mesma tensão aplicada (14 kV).

Os métodos de extração de atributos empregados são similares aos aplicados na Seção 6.1, com algumas sutis diferenças apresentadas a seguir.

6.2.1 Pré-Processamento dos Sinais

Os sinais de áudio foram truncados em 5 s, e em seguida subdivididos em padrões menores, de 5 ciclos cada um, através de um janelamento com sobreposição de 4 ciclos, tal qual mostrado anteriormente na Figura 29.

Do janelamento obtiveram-se 295 padrões por classe, e como existem 35 classes, a base de dados tem 10.325 padrões. Todavia, para preservar a comparabilidade entre o método apresentado em 6.1 (que continha apenas duas classes) e o método que é aqui avaliado, foram usados nos testes com a RNA apenas os padrões de poluição de duas classes: “Atmosfera limpa” e “Poluição muito pesada”. Assim, em ambos os métodos foram tratadas as duas classes limítrofes por vez, e uma taxa de acerto em torno de 50% é considerada mero acaso.

6.2.2 Resultados

Como para cada um dos 7 níveis de URA existem 20 parâmetros de estatísticas descritivas, os resultados desta Seção geraram uma tabela com aproximadamente 140 linhas, que pode ser observada no Anexo E.

Na Tabela 7 são apresentados apenas os resultados onde foram conseguidos taxas de acertos acima de 60%, o que torna a apresentação dos resultados mais objetiva.

Tabela 7. Taxas de acerto a partir das estatísticas descritivas, para variações de ESDD e URA.

URA	Parâmetro	Resultados		
		Média	Desvio Padrão	
60%	Curtose	83,75	5,48	
	Decaimento espectral	61,93	4,09	
	Centróide espectral	60,80	5,44	
65%	Desvio Padrão	61,48	4,95	
	Curtose	62,16	3,62	
	Assimetria	61,25	3,73	
	Energia dos elementos abaixo de zero	74,66	3,33	
	Energia espectral	60,80	2,59	
	Centróide espectral	60,45	2,70	
	70%	Centróide espectral	86,82	3,03
		Curtose	60,23	4,16
75%	Centróide espectral	78,30	3,41	
	Média	63,86	2,86	
80%	Energia dos elementos abaixo de zero	61,82	4,48	
	Centróide espectral	68,18	3,43	
	Curtose	66,14	3,58	
85%	Energia dos elementos abaixo de zero	65,80	4,04	
	Centróide espectral	86,25	2,51	
	Energia dos elementos acima de zero	85,23	2,62	
90%	Energia dos elementos abaixo de zero	66,82	2,86	
	Centróide espectral	81,36	4,33	

Conforme se pode observar na Tabela 7, vários parâmetros diferentes apresentaram taxas de acerto aceitáveis na presença de umidades diferentes. Todavia, percebe-se que apenas o parâmetro centróide espectral teve taxas de acerto aceitáveis em todos os níveis de URA.

6.2.3 Conclusões

A exemplo do que observou-se nas Conclusões da Seção 6.1, o centróide espectral foi um dos parâmetros que obteve melhor taxa de acertos da RNA, quando usado como informação de entrada da mesma. Outros parâmetros espectrais não tiveram o mesmo desempenho, e alguns parâmetros temporais e estatísticos mostraram-se bastante eficientes em determinados níveis de URA.

Contudo, deve-se levar em consideração variáveis fora de controle que existem em toda experimentação, seja em laboratório ou em campo, e que provocam falsos positivos ou negativos esporádicos. Como o centróide espectral teve desempenho satisfatório em todas as situações, apesar da influência das variáveis não controláveis na captação do ruído ultrassônico, é conveniente escolhê-lo como parâmetro a ser estudado com mais aprofundamento.

7 MÉTODO 3: VECSE ASSOCIADOS A RNA

Uma vez que se optou pela análise dos sinais de ruído ultrassônico no domínio da frequência, fez-se necessário o uso de uma técnica que compactasse a informação. Assim, seria possível reduzir a dimensão das amostras que compõem a base de dados e aplicá-las às RNA. A técnica eleita, conforme apresentado no item 4.3, é denominada Vetores de Energia dos Centróides de Sub-bandas Espectrais (VECSE).

No sentido de avaliar o desempenho do método proposto, foram realizados ensaios em laboratório e campanhas de medição em campo. Em um primeiro momento, ensaios em laboratório buscaram explorar a capacidade de separabilidade do método e o controle das variáveis envolvidas, expondo o mesmo a padrões acústicos oriundos de diferentes graus de poluição. Em seguida, foi testada a capacidade de generalização da RNA envolvida no método, introduzindo-se variações de umidade juntamente com as variações de poluição.

Nas campanhas de medição em campo, buscou-se validar o método em subestação e em uma torre de linha de transmissão. Além disso, as medições em campo permitiram a detecção das limitações do método e eventuais fatores interferentes que devem ser considerados. A principal limitação esperada é a influência da distância de inspeção na extração de atributos, o que poderia limitar o emprego do método somente a equipamentos de subestação. Nas seções a seguir, serão apresentados os métodos e o material empregado em cada uma das campanhas de medição.

7.1 ENSAIOS EM LABORATÓRIO

Para a aplicação do Método 3 foi utilizada a base de dados criada na Seção 5.2.2, “Ensaio com Variações de Poluição e Umidade”. Na criação desta base, foram realizados experimentos em laboratório com tensão constante aplicada à cadeia de

isoladores (14 kV), mas com 5 graus de poluição e 7 níveis de URA. Os métodos empregados na extração de atributos desta base de dados foram evidentemente diferentes, e serão apresentados a seguir.

7.1.1 Métodos

Depois de registrados os 35 arquivos de áudio que compõem a base de dados, cada um deles foi subdividido em 320 partes (amostras) com duração de 333,33 milissegundos (20 ciclos na frequência industrial), através de um janelamento com sobreposição de 90%, similar ao apresentado na Figura 29. No total, foram geradas 11.200 amostras (320 amostras para cada uma das 35 situações).

Uma vez definidas todas as amostras, foi realizado o processamento para a estimação dos VECSE, conforme apresentado no item 4.3. Em seguida, os VECSE obtidos a partir das amostras foram apresentados à RNA, permitindo o treinamento, validação e teste.

Realizada a extração de atributos, foram definidas quatro maneiras de abordagem da base de dados pela RNA, a saber:

- a. **Abordagem L1:** Nesta abordagem foram empregados apenas os VECSE registrados nos isoladores com os seguintes graus de ESDD: “Atmosfera limpa” e “Poluição muito pesada”. Como só há duas classes, a tarefa de classificação é o mais simples possível. Todos os níveis de URA foram considerados, mas cada nível caracterizou um caso executado pela RNA (apenas o MLP foi empregado).
- b. **Abordagem L2:** Escolheu-se um grau de URA. A RNA foi treinada, validada e testada com VECSE de todos os graus de poluição, mas particularmente dentro do nível de URA escolhido. Por exemplo: Foram tomados os VECSE de URA 60% em todos os níveis ESDD, o que resulta em cinco classes a se separar. Com esta abordagem, objetivava-se avaliar a exatidão do método em detectar graus de poluição dentro de uma mesma URA. Todos os níveis de ESDD foram avaliados com esta abordagem, que foi implementada somente com o MLP.

- c. **Abordagem L3:** Todos os VECSE oriundos de um mesmo grau de poluição foram agrupados em uma única classe, independente da URA, totalizando assim cinco classes. Por exemplo, para a ESDD de $1,0 \text{ mg/cm}^2$, todas as amostras foram agrupadas em uma classe, com todas as URA. A vantagem desta abordagem reside na transparência das classes com relação à URA, o que testará a capacidade de generalização da RNA. Desta maneira, todos os 10.850 VECSE foram apresentados à RNA durante as etapas de treinamento, validação e teste. Apenas o MLP foi empregada.
- d. **Abordagem L4:** A RNA foi treinada e validada com o todos os VECSE que tinham URA igual a 75%, distinguindo-se seus graus de ESDD, a fim de que se classificassem os níveis de poluição. Em seguida, a rede foi testada com os demais grupos de diferentes URA. A intenção é investigar se, treinando-se a rede com os graus de poluição de um nível de umidade específico, ela conseguiria classificar corretamente os graus de poluição dos demais níveis de umidade. A URA igual a 75% foi escolhida por estar exatamente no meio da faixa de umidades empregadas. Apenas o MLP foi empregada.

Novamente, devido ao processo de aprendizagem da RNA ter início com pesos sinápticos aleatórios, realizaram-se 10 processamentos para o conjunto em questão, seguidos do cálculo de Média e Desvio Padrão.

7.2 CAMPANHAS DE MEDIÇÃO EM CAMPO

As campanhas de medição ocorreram em duas instalações distintas. A maioria delas ocorreu na Subestação Campina Grande II (SE CGD), integrante do sistema da Companhia Hidrelétrica do São Francisco (Chesf), empresa do Grupo Eletrobrás. A segunda subestação onde ocorreram inspeções localiza-se no Porto de Suape, em Ipojuca, Pernambuco, e pertence à Termopernambuco (TermoPE) S.A., empresa do Grupo Neoenergia.

Todos os equipamentos inspecionados em ambas as SE operam no potencial de 230 kV. Este potencial foi escolhido por ser o de emissão mais intensa de ruído acústico disponível.

7.2.1 Material

Com o intuito de verificar a versatilidade da técnica proposta, foram escolhidos para inspeção diversos tipos de equipamentos conectados aos barramentos das SE citadas anteriormente. A seguir serão apresentados detalhes sobre as SE e sobre os equipamentos inspecionados.

i. Subestação Campina Grande II

Localizada no bairro do Velame, em Campina Grande, Paraíba, a SE CGD é uma subestação abaixadora que opera, na maior parte de suas instalações, em 230 kV. Na Figura 30 podem-se observar duas fotografias da citada subestação.



Figura 30. Fotografias da SE CGD; (a) Vista Oeste; (b) Vista Leste.

Os circuitos inspecionados foram escolhidos de acordo com o grau de acúmulo de poluição historicamente registrado em seus equipamentos. É sabido que os equipamentos na parte leste da SE CGD possuem maior incidência de poluição, devido à direção do vento na SE CGD. Os dois primeiros circuitos do lado leste da SE CGD são 04T6 e 40L3. O circuito mais a oeste, esperadamente menos acometido por poluição, é o 04V4. Definiu-se ainda que fosse inspecionada apenas uma das fases de cada circuito, a saber, a vermelha⁶. Além dos equipamentos da SE, foram também

⁶ A Chesf adota cores para definir as fases dos circuitos, a saber: vermelha, azul e branca. As fases vermelhas, na configuração da SECG2, ficam sempre a leste das outras duas fases.

inspeccionadas cadeias de isoladores de uma linha de transmissão. A especificação detalhada dos equipamentos inspeccionados pode ser observada na Tabela 8:

Tabela 8. Especificação dos equipamentos inspeccionados na SE CGD.

Circuito	Equipamento	Referência	Fabricante	Modelo
Compensador Estático (04T6)	Cadeia de ancoragem ⁷	CA14T6	-	-
	Disjuntor	14T6	Siemens	3AS3
	Chave seccionadora	34T6-5	Delle Alsthom	DSV14
	Transformador de Corrente (TC)	94T6	Balteau	SEX220
	Transformador de Potencial (TP)	84T6	Trench	TEM230H
	Coluna isolante	CI84T6	-	-
	Pára-raios	74T6	Meidensha	ZEC27
Campina Grande Goianinha (04L3)	Cadeia de ancoragem	CA14L3	-	-
	Disjuntor	14L3	Siemens	H912
	Chave seccionadora	34L3-5	Delle Alsthon	DSV14
	TC	94L3	Balteau	SEX220
	TP	84L3	Trench	TEM230H
	Pára-raios	74L3	EMP	LHS180
Campina Grande Natal II (04V4)	Cadeia de ancoragem	CA14V4	-	-
	Disjuntor	14V4	Inebrasa	FA2
	Chave seccionadora	34V4-5	Ceme	S3CVT
	TC	94V4	Alston	QDR245
	TP	84V4	Trench	TEM230H
	Pára-raios	74V4	Siemens	3EP21923PL4
Linha Campina Grande Paraiso	Cadeias de isoladores da estrutura 1/1 – Fase A – Circuito 04V2	CGD-PRS	-	-

Na Figura 31 podem-se observar fotografias da estrutura 1/1 da linha CGD-PRS, com destaque nas cadeias de isoladores inspeccionadas.

No Anexo A, consta o diagrama unifilar da mesma subestação, e no Anexo B podem-se observar fotografias dos equipamentos.

⁷ Informações como fabricante e modelo das cadeias de ancoragem e colunas isolantes não foram disponibilizadas.

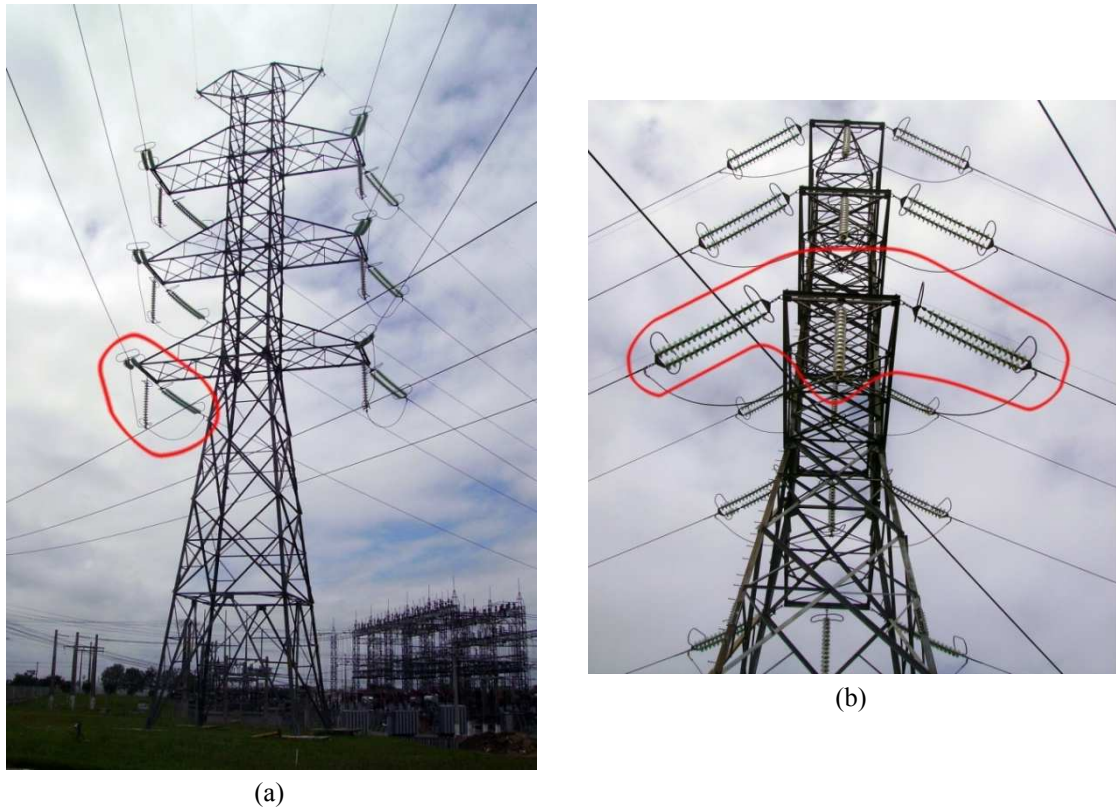


Figura 31. Fotografias da torre 1/1 da LT CGD-PRS. (a) Destaque das cadeias inspecionadas; (b) Detalhe das cadeias inspecionadas.

ii. Subestação Termopernambuco

A SE TermoPE faz a interface entre a Usina Termoelétrica Termopernambuco e o Sistema Chesf, elevando a tensão suprida pelos três geradores para 230 kV. Sua localização junto à foz do Rio Ipojuca faz com que a poluição a que os equipamentos elétricos são submetidos seja, majoritariamente, de natureza salina. Na Figura 35 pode ser observada a localização das instalações da TermoPE.

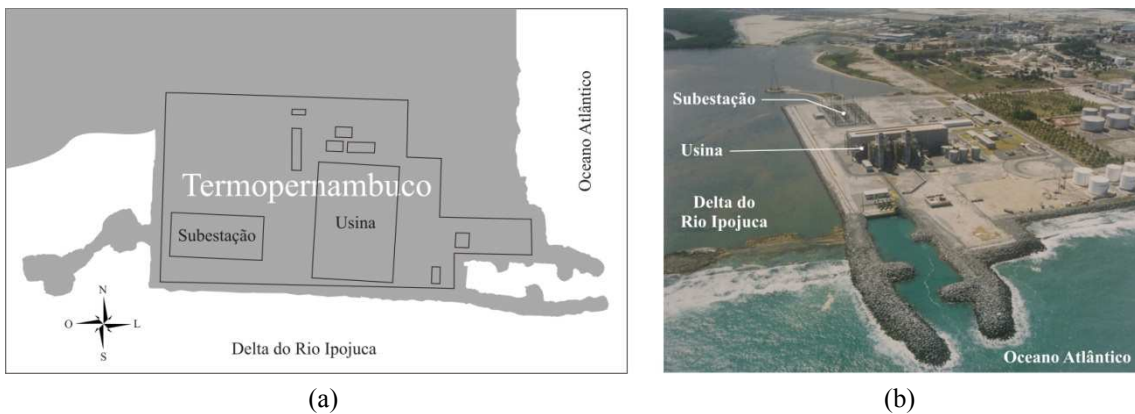


Figura 32. Localização das Instalações da TermoPE; (a) Mapa; (b) Fotografia aérea.

Dada a agressividade da poluição salina a que está submetida a SE TermoPE, lavagens periódicas são necessárias. Uma destas lavagens ocorreu no dia 15 de dezembro de 2010, e o ruído ultrassônico foi registrado antes (29/09/2010) e depois da lavagem (1/02/2011).

Apesar de não terem sido realizadas imediatamente antes e depois da lavagem, as inspeções de ultrassom registraram dois momentos de intensa poluição e pouquíssima poluição, pois o mês de janeiro de 2011 teve bons índices pluviométricos acima da média histórica. Além disso, caso a primeira medição, ocorrida em setembro de 2010, tivesse sido realizada numa data mais próxima à da lavagem, as diferenças espectrais seriam ainda maiores, visto que haveria maior quantidade de poluição depositada.

As medições realizadas na SE TermoPE servirão apenas para aplicação na **Abordagem C5** da Seção 7.2.2, assim, o RU foi registrado somente em um modelo de Disjuntor, Siemens 3AP1 FI-245. Este equipamento foi escolhido por ter em seu histórico a ocorrência de um *flashover*, durante um chaveamento. Contudo, três unidades deste disjuntor foram inspecionadas, conforme apresentado na Tabela 9. Uma destas unidades (3ADD10C) encontra-se revestida com invólucro polimérico.

Tabela 9. Especificação dos equipamentos inspecionados na SE TermoPE.

Equipamento	Referência	Fabricante	Modelo
Disjuntor	3ADD10C	Siemens	3AP1 FI-245
Disjuntor	3ADD30A	Siemens	3AP1 FI-245
Disjuntor	3ADD30B	Siemens	3AP1 FI-245

Um diagrama unifilar da SE TermoPE pode ser observado no Anexo C, e fotografias dos disjuntores inspecionados podem ser observadas no Anexo D.

7.2.2 Métodos

Em ambas as SE, foi definida uma rotina de inspeção de forma que todos os equipamentos tinham seus ruídos ultrassônicos registrados na mesma ordem, e aproximadamente a partir do mesmo ponto. Antes das aquisições de áudio, a URA e a temperatura ambiente foram registradas.

Um computador portátil foi empregado para realizar a digitalização armazenagem do áudio. De acordo com as distâncias envolvidas, o ganho do detector de RU foi ajustado de maneira a conseguir máxima amplitude no sinal registrado no computador de aquisição de dados, todavia sem saturar o amplificador de entrada do equipamento. Mesmo nas cadeias da torre da linha de transmissão, inspecionada em SE CGD, o ganho do detector de RU foi suficiente para conseguir a amplitude de ruído necessária.

i. Subestação Campina Grande II

A fim de contemplar uma maior variedade de situações de poluição, URA e temperatura ambiente, foi realizada uma inspeção por semana, durante 25 semanas, na SE CGD. Cada um dos equipamentos, em cada uma das inspeções, teve seu ruído registrado por, pelo menos, 20 segundos. Em média, cada inspeção completa dos 20 equipamentos levou 20 minutos, devido ao tempo de deslocamento dentro da SE CGD.

As inspeções começaram no dia 13 de outubro de 2009, uma data não imediatamente posterior a uma lavagem ou precipitação intensa⁸, portanto não se conhecia com exatidão o grau de poluição depositado sobre os isolamentos. Assim, definiu-se a medição do dia 13 de outubro de 2009 como *Nível de Poluição 1.1* (NP1.1). A medição, posterior, no dia 20 de outubro daquele ano, recebeu o rótulo de NP1.2, e assim sucessivamente. Quando ocorreu a primeira precipitação significativa na SE CGD após o início das medições de RU (9,2 mm no dia 22 de dezembro de 2009), mudou-se o rótulo da medição posterior, ocorrida no dia 28 de dezembro de 2009, para NP2.1. Seguindo-se este raciocínio de nomeação das medições, os rótulos do tipo NP2.# foram empregados até a seguinte chuva intensa.

Na Figura 33 podem-se observar os dias de medição acompanhados de umidades relativas e temperaturas, e as precipitações ocorridas no período. Os dados utilizados para a construção do gráfico são apresentados na Tabela 10.

⁸ Neste trabalho, a precipitação é considerada intensa quando é superior a 8 mm acumulados entre duas medições consecutivas.

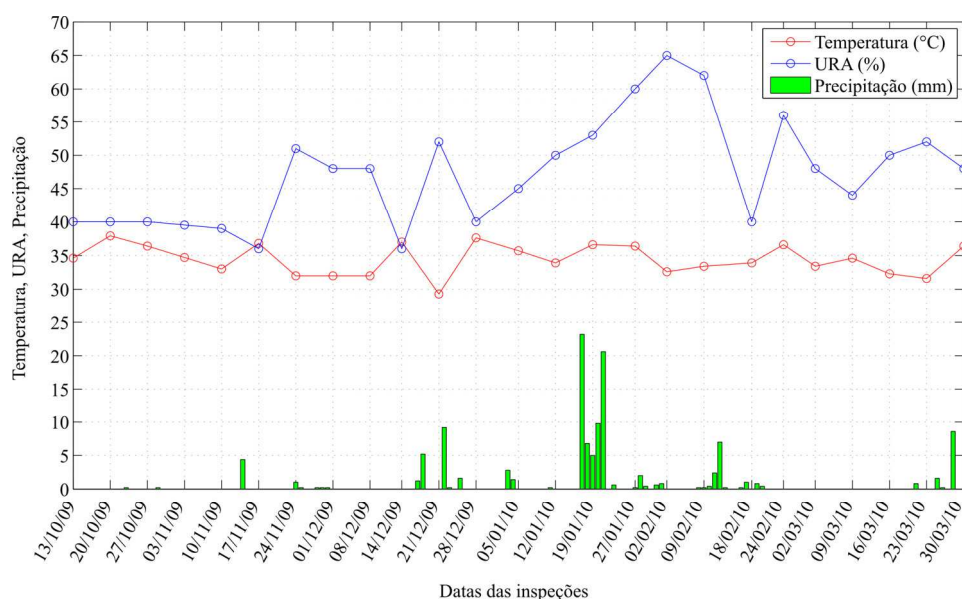


Figura 33. Temperatura, Umidade e Precipitação no intervalo em que ocorreram as medições.

Tabela 10. Dados das medições de RU realizadas na SE CGD (INMET, 2010).

Rótulo da Medição	Data da realização	Temperatura ambiente (°C)	URA (%)	Precipitação acumulada entre medições (mm)
NP1.1	13/10/2009	34,6	40,0	-
NP1.2	20/10/2009	37,9	40,0	< 0,1
NP1.3	27/10/2009	36,4	40,0	< 0,1
NP1.4	3/11/2009	34,7	39,5	0,2
NP1.5	10/11/2009	33,0	39,0	< 0,1
NP1.6	17/11/2009	36,8	36,0	4,4
NP1.7	24/11/2009	32,0	51,0	< 0,1
NP1.8	1/12/2009	32,0	48,0	1,8
NP1.9	8/12/2009	32,0	48,0	< 0,1
NP1.10	14/12/2009	37,0	36,0	< 0,1
NP1.11	21/12/2009	29,3	52,0	6,4
NP2.1	28/12/2009	37,6	40,0	11,0
NP2.2	5/1/2010	35,8	45,0	4,2
NP2.3	12/1/2010	33,9	50,0	0,2
NP3.1	19/1/2010	36,6	53,0	30,0
NP4.1	27/1/2010	36,4	60,0	36,0
NP4.2	2/2/2010	32,6	65,0	3,8
NP4.3	9/2/2010	33,4	62,0	0,2
NP5.1	18/2/2010	33,9	40,0	11,4
NP5.2	24/2/2010	36,6	56,0	1,2
NP5.3	2/3/2010	33,4	48,0	< 0,1
NP5.4	9/3/2010	34,6	44,0	< 0,1
NP5.5	16/3/2010	32,3	50,0	< 0,1
NP5.6	23/3/2010	31,6	52,0	0,8
NP6.1	30/3/2010	36,4	48,0	10,4

Posteriormente, os arquivos de áudio foram processados da mesma forma descrita na seção 4.3, para obtenção dos VECSE. Uma vez construída a base de dados composta pelos VECSE, foram elaboradas duas estratégias de abordagem de tal base por parte da RNA, conforme apresentado abaixo:

- a. **Abordagem C1:** Os padrões oriundos de NP2.1 (TA = 37,6°C; URA = 40%) e NP5.1 (TA = 33,9°C; URA = 40%) foram comparados. Supostamente, estes padrões são facilmente separáveis, uma vez que uma medição ocorreu antes do período de chuva intensa (19 a 27 de janeiro de 2010) e a outra ocorreu depois. Além disso, as duas medições têm a mesma umidade. A abordagem foi implementada com tanto com MLP quanto com RNA^{3E}.
- b. **Abordagem C2:** O raciocínio da Abordagem C1 anterior é repetido entre as medições NP3.1 e NP1.11. A umidade entre estas medições é sutilmente diferente, mas a diferença entre os graus de poluição é notável, uma vez que até NP1.11 a precipitação acumulada em todo o histórico é bem menor que a ocorrida imediatamente antes NP3.1.
- c. **Abordagem C3:** Na terceira abordagem, os dados adquiridos em NP5.1 foram definidos como Classe 1, e a Classe 2 foi formada pelo agrupamento de padrões aleatoriamente selecionados em todas as medições anteriores a NP2.3. Assim, a RNA é forçada a lidar com todas as umidades registradas nas 14 primeiras semanas de medição, comparando os graus de poluição e umidade destas semanas com o grau de poluição e umidade da medição NP5.1, na qual os isolamentos estavam mais limpos. NP5.1 foi escolhida porque no intervalo entre NP4.1 e NP4.3 as umidades estavam muito elevadas.
- d. **Abordagem C4:** Foram utilizados apenas os áudios advindos da cadeia de sustentação da torre 1/1 da LT CGD-PRS Fase A – Circuito 04V2. , Devido à distância de inspeção, as classificações de isolamentos das torres são supostamente as mais difíceis. Empregou-se apenas a RNA^{3E}, treinadas com os padrões das medições NP1.11 e NP5.2, que são separadas pelo período chuvoso ocorrido nos dias próximos a 19 de janeiro de 2010. Após o treinamento, foram apresentados à RNA^{3E} os

padrões de todas as inspeções compreendidas entre NP1.1 e NP5.2. O objetivo é testar a capacidade da rede em associar medições anteriores à chuva com as medições de NP1.11 (isolamentos poluídos); de forma análoga, espera-se que a rede associe medições pós-chuva com as medições NP5.2 (isoladores lavados). Em outras palavras, pretende-se avaliar se é possível classificar vários níveis de poluição fazendo-se treinamento apenas com as medições feitas nas situações limítrofes de poluição.

ii. Subestação Termopernambuco

Como foram realizadas em apenas dois dias, as inspeções na SE TermoPE não demandam uso de rótulos. As umidades relativas, temperaturas e a precipitação ocorrida entre o dia da lavagem e a segunda inspeção são apresentadas na Tabela 11.

Tabela 11. Dados das medições de RU realizadas na SE TermoPE.

Data da realização	Temperatura ambiente (°C)	URA (%)	Precipitação entre lavagem e segunda medição (mm)
29/09/2010	28,1	52,0	-
1/02/2011	38,8	38,3	139

Posteriormente, os arquivos de áudio foram processados da mesma forma descrita na seção 4.3, para obtenção dos VECSE. Uma vez construída a base de dados composta pelos VECSE, foi aplicada a **Abordagem C5**, descrita a seguir: os padrões oriundos de das duas medições foram comparados empregando-se a RNA^{3E}. Supostamente, estes padrões são facilmente separáveis, uma vez que os níveis de poluição são sensivelmente diferentes. A umidade, todavia, não é igual.

7.3 RESULTADOS

Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos nos ensaios realizados em laboratório, bem como nas campanhas de medição em campo.

7.3.1 Ensaio em Laboratório

Conforme descrito na seção 7.1, os ensaios realizados em laboratório produziram uma base de dados composta de 35 classes distintas, considerando-se variações de umidade e poluição. A forma como esta base de dados é apresentada à RNA tem influência direta na tarefa de classificação e, conseqüentemente, no sucesso do método de diagnóstico proposto. Assim, testaram-se três formas de abordagem, e os resultados destas análises são apresentados a seguir.

a. Abordagem L1

Para cada um dos sete níveis de URA foi executada uma RNA tipo MLP, alimentada por duas classes de poluição: a de maior ESDD e a de menor ESDD. Assim, a tarefa da MLP nesta abordagem é somente separar as classes de poluição, dado que a URA é a mesma. Os resultados podem ser observados na Tabela 12.

Tabela 12. Acertos médios para a Abordagem L1.

URA (%)	Acerto Médio (%)	Tempo Médio de Execução de uma Época (ms)	Média de Épocas
60	97,70	1.610,00	530,70
65	99,47	514,80	158,50
70	100,00	186,30	55,7
75	100,00	130,00	41,20
80	100,00	130,70	46,90
85	99,79	332,24	111,30
90	99,47	273,93	94,20

Percebe-se na Tabela 12 que, para todas as URA, a tarefa de separação das classes limítrofes de ESDD foi realizada de maneira correta. Para fins ilustrativos, são plotados na Figura 34 os VECSE da execução da MLP com URA de 70%.

Pode-se perceber na Figura 34 que as curvas são facilmente separáveis, devido às regiões exclusivas onde cada uma das classes aloca-se. Na classe mais poluída (ESDD = 0,2 mg/cm²) as curvas tendem a ter subida mais íngreme, o pico de potência mais à esquerda e decaimento mais suave que na classe menos poluída (ESDD = 0,025 mg/cm²). Este comportamento repete-se nas demais URA, o que justifica as elevadas taxas de acerto.

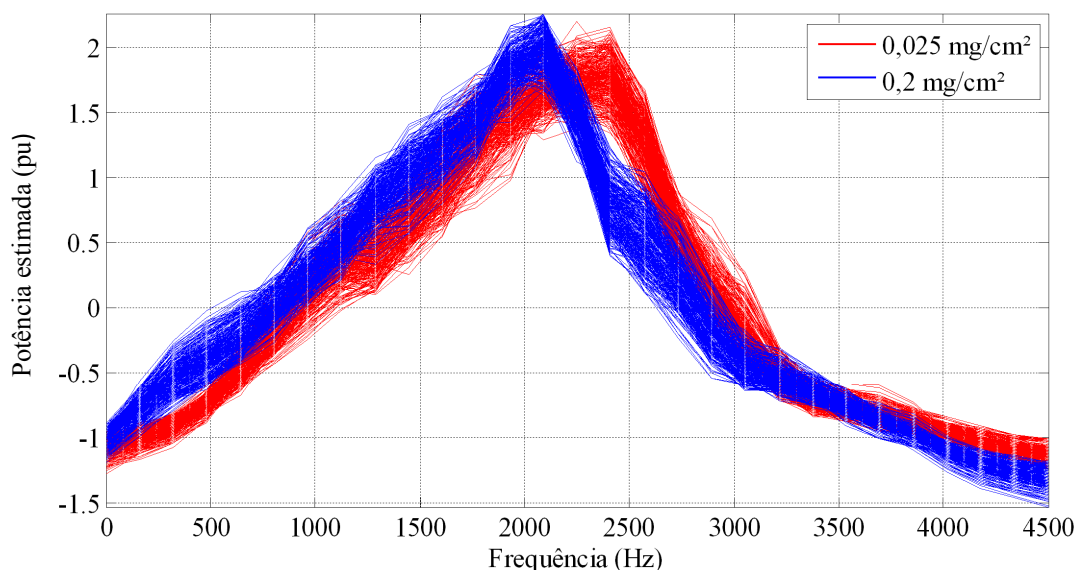


Figura 34. Plotagem sobreposta dos VECSE obtidos com URA de 70% utilizados na Abordagem L1.

b. Abordagem L2

Nesta abordagem, tomaram-se todos os graus de poluição registrados quando da aplicação de uma mesma URA. Nesta situação, espera-se que a MLP efetue a distinção dos cinco níveis de poluição presentes em um grau de URA. Os resultados podem ser observados na Tabela 13:

Tabela 13. Acertos médios para a Abordagem L2.

URA (%)	Acerto Médio (%)	Tempo Médio de Execução de uma Época (ms)	Média de Épocas
60	96,38	120,30	638,10
65	96,88	151,00	736,00
70	98,33	73,30	392,40
75	98,88	43,80	268,60
80	99,96	20,60	102,10
85	98,88	44,20	175,10
90	99,17	36,50	134,40

A Tabela 13 apresenta valores médios calculados com base em 10 execuções do algoritmo da MLP para cada URA da base de dados. De maneira geral, observa-se uma excelente taxa de acertos em todos os graus de URA. Todavia, a média de épocas por execução e o tempo médio de execução sugerem que a tarefa de classificação se torna mais simples conforme a URA aumenta. Este fenômeno é esperado, uma vez que com

maior URA a deposição de água no isolador é maior, o que combinado com as salinidades empregadas permite a formação mais frequente de bandas secas e descargas superficiais. Estas descargas possuem assinaturas espectrais definidas, o que é explicitado pelo algoritmo dos VECSE e facilita o trabalho da MLP.

A fim de ilustrar a complexidade do problema, todos os 1.600 VECSE (320 amostras para cada um dos 5 graus de ESDD) utilizados nesta abordagem para a URA de 80% são apresentados de maneira sobreposta na Figura 35.

É possível observar, na Figura 35, que existem regiões espectrais que são exclusivas de determinadas classes.

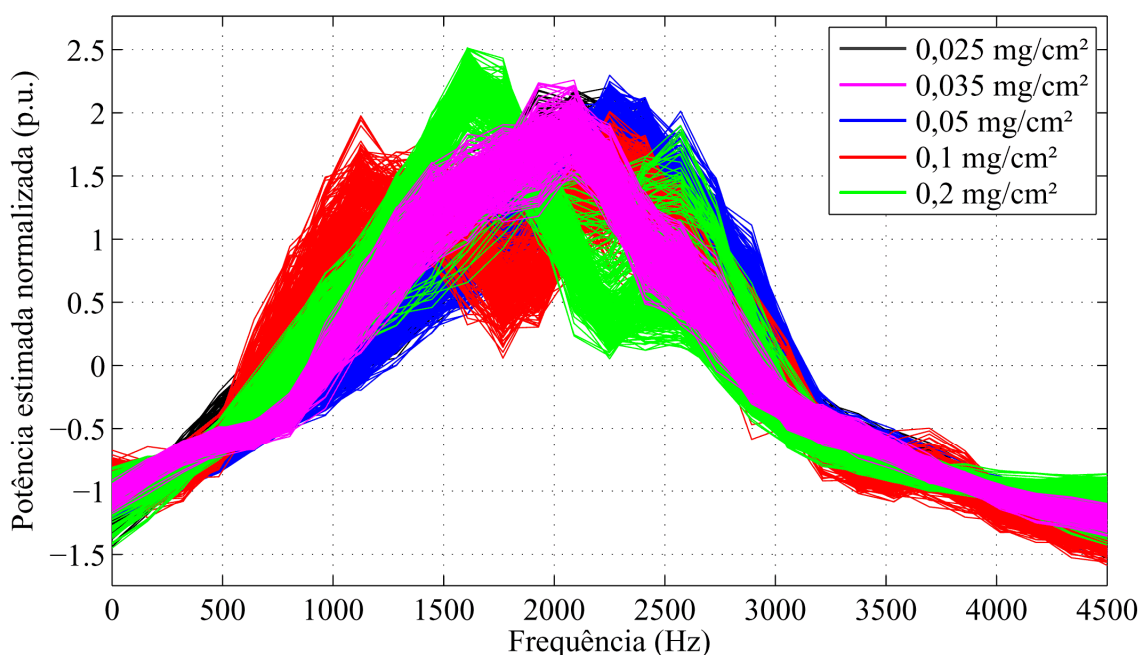


Figura 35. Plotagem sobreposta dos VECSE obtidos com URA de 80% utilizados na Abordagem L2.

As Médias de Épocas podem ser vistas como quantificador da dificuldade de uma tarefa de classificação. Como esperado, as Médias de Épocas da Abordagem L2 (5 classes) são mais elevadas que as da Abordagem L1 (2 classes).

c. Abordagem L3

Nesta abordagem, todos os VECSE oriundos de um mesmo grau de poluição foram agrupados em uma única classe, independente da URA, totalizando assim cinco classes, cada uma com 2.240 padrões. Desta maneira, todos os 11.200 VECSE foram apresentados à MLP durante as etapas de treinamento, validação e teste. Os resultados

médios obtidos a partir de 10 execuções da MLP com esta base de dados é apresentado na Tabela 14.

Tabela 14. Acertos médios para a Abordagem L3.

Acerto Médio (%)	Tempo Médio de Execução de uma Época (ms)	Média de Épocas
88,83	7.827,90	3.433,90

Pode-se observar uma taxa de acertos muito boa, mesmo empregando-se a base de dados em questão, que tem classes mais difusas, dado que cada uma das cinco classes compõe-se de sete subclasses transparentes à RNA. Na Figura 36, são apresentados os 11.200 padrões utilizados nesta abordagem, de maneira sobreposta. Comparando-se as curvas da Figura 35 com as curvas da Figura 36, pode-se observar que, nesta última, as curvas apresentam menos regiões exclusivas de determinadas classes.

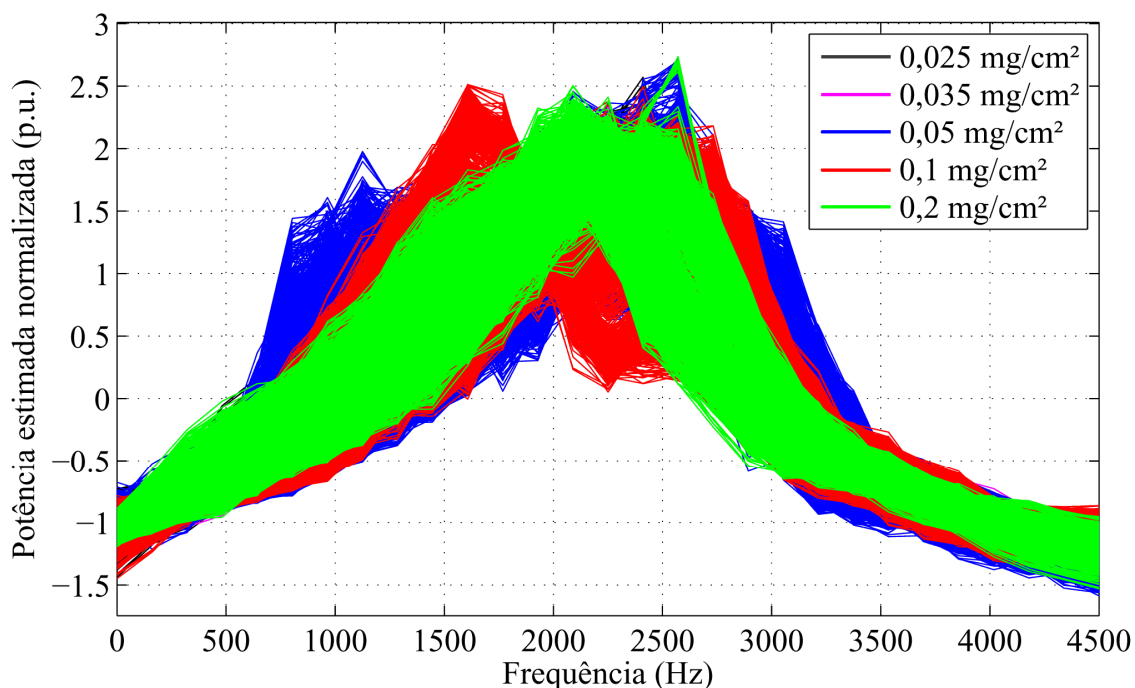


Figura 36. Plotagem sobreposta dos 11.200 VECSE utilizados na Abordagem L3.

A principal desvantagem desta abordagem é o tempo necessário para o treinamento da MLP, uma vez que existe um grande o número de padrões. Todavia, demonstra-se que, havendo uma base de dados sólida e representativa, o método é aplicável mesmo com dois parâmetros variáveis (URA e ESDD).

d. Abordagem L4

Nesta abordagem a MLP foi treinada e validada com o todos os VECSE que tinham URA igual a 75%, distinguindo-se seus graus de ESDD, a fim de que se classificassem os níveis de poluição. Em seguida, a rede foi testada com os demais grupos de diferentes URA. A intenção é investigar se, treinando-se a rede com os graus de poluição de um nível de umidade específico, ela conseguiria classificar corretamente os graus de poluição dos demais níveis de poluição. A URA igual a 75% foi escolhida por estar exatamente no meio da faixa de umidades empregadas.

A vantagem desta abordagem reside na montagem de uma base de dados composta de VECSE em apenas um nível de URA (11.200) que serviria para a classificação de todas as outras umidades (8.960). Pretende-se verificar a possibilidade de que existam características espectrais particulares dos graus de poluição que se preservem com a variação da umidade. Os resultados para as execuções da Abordagem L4 são apresentados na Tabela 15.

Para facilitar a interpretação dos resultados apresentados na Tabela 15, as células que indicam uma classificação correta foram sombreadas, e os resultados do processamento que tiveram maior ocorrência foram escritos em negrito.

Tome-se a URA de 60% e a ESDD de 0,025 mg/cm². As amostras desta classe deveriam ser correlacionadas com a classe de 0,025 mg/cm² da URA de treinamento (75%), todavia, 92,58% das amostras desta classe foram alocadas como sendo de ESDD 0,035 mg/cm². Outro exemplo ilustrativo foram as amostras de URA 85% com ESDD 0,1 mg/cm², classificadas como ESDD 0,025 mg/cm². Destaca-se ainda o caso de URA 80% e ESDD 0,025, no qual as amostras foram classificadas em quatro ESDDs diferentes, sendo as duas mais numerosas idênticas (38,71%).

Pode-se observar que o desempenho da MLP foi insuficiente, e a grande maioria dos padrões foi alocada em uma classe equivocada. Isto demonstra a forte relação entre o RU e a URA.

Tabela 15. Acertos médios para a Abordagem L4.

Teste		Treinamento (URA = 75%)				
URA (%)	ESDD (mg/cm ²)	0,025	0,035	0,05	0,1	0,2
60	0,025	0	92,58	7,42	0	0
	0,035	0	59,03	0	40,97	0
	0,05	0	40,65	12,9	46,45	0
	0,1	0	36,77	3,23	60	0
	0,2	0	95,48	3,87	0,65	0
65	0,025	0	64,19	1,94	33,87	0
	0,035	0	92,58	0	7,42	0
	0,05	0	33,87	13,55	52,58	0
	0,1	0	56,77	16,77	26,45	0
	0,2	0	97,42	0	2,58	0
70	0,025	65,16	9,35	3,23	22,26	0
	0,035	0	91,61	0	8,39	0
	0,05	0	16,77	0,32	82,9	0
	0,1	0	56,13	37,1	6,77	0
	0,2	0	95,16	4,84	0	0
75	0,025	100	0	0	0	0
	0,035	0	100	0	0	0
	0,05	0	0	100	0	0
	0,1	0	0	0	100	0
	0,2	0	0	0	0	100
80	0,025	38,71	38,71	18,06	0	4,52
	0,035	63,55	0,65	35,81	0	0
	0,05	30,65	0	41,29	28,06	0
	0,1	99,03	0	0	0,97	0
	0,2	0	3,55	12,58	0	83,87
85	0,025	98,39	1,61	0	0	0
	0,035	100	0	0	0	0
	0,05	100	0	0	0	0
	0,1	72,58	0	27,42	0	0
	0,2	0	4,84	2,9	0	92,26
90	0,025	47,42	22,26	30,32	0	0
	0,035	16,13	64,19	0	19,68	0
	0,05	82,9	0	0	17,1	0
	0,1	100	0	0	0	0
	0,2	0	0	23,87	0	76,13

7.3.2 Campanhas de medição em campo

As campanhas de medição apresentadas em 7.2 deram origem a arquivos de áudio que foram processados conforme o método apresentado em 4.3. O resultado foi uma base dados composta de VECSE, com uma classe para cada equipamento, para cada dia de medição.

De acordo com as abordagens descritas em 7.2.2, realizaram-se comparações entre estes métodos e avaliou-se a separabilidade das classes, utilizando-se em alguns casos uma MLP, e em outros uma RNA^{3E}. Nestas avaliações sempre se compararam classes de VECSE provenientes de um mesmo equipamento, mas em dias de medição distintos, o que conseqüentemente implica em graus de poluição distintos. A comparação entre duas unidades distintas de um mesmo equipamento não foi avaliada devido a cada equipamento possuir uma assinatura ultra-sônica distinta, o que aumenta a complexidade do problema. Os resultados são apresentados e comentados nas seções que se seguem.

a. Abordagem C1

Os padrões oriundos de NP2.1 (TA = 37,6°C; URA = 40%, 28/12/2009) e NP5.1 (TA = 33,9°C; URA = 40%, 18/02/2010) foram comparados pela MLP, para todos os equipamentos cuja medição de RU foi feita. Os resultados podem ser vistos na Tabela 16. Devido à bateria do detector de RU ter se esgotado durante a medição, não foi possível registrar-se em NP2.1 os RU dos seguintes equipamentos do Circuito 04V4: Disjuntor (Porcelana esquerda), Chave seccionadora (ambos os contatos), TC, TP e Pára-raios. Além disso, o registro das cadeias de isoladores da torre também não pôde ser realizado.

Uma vez que uma medição ocorreu antes do período de chuva intensa e a outra depois, percebe-se que a classificação foi realizada com sucesso em todos os equipamentos e em poucas épocas. As duas medições foram realizadas em dias que tiveram a mesma umidade.

Tabela 16. Resultados da Abordagem C1 empregando MLP.

Circ.	Equipamento	Acerto Médio (%)	Tempo Médio de Execução de uma Época (ms)	Média de Épocas ⁹
04T6	Cadeia de ancoragem	100	140,52	21,2
	Disjuntor (Porcelana direita)	98,71	548,53	74,7
	Disjuntor (Porcelana esquerda)	99,8	219,66	35,4
	Chave seccionadora (Contato Móvel)	100	134,92	21,2
	Chave seccionadora (Contato Fixo)	99,41	372,36	47,7
	TC	99,7	305,52	38,2
	TP	100	138,04	21,2
	Coluna isolante	100	142,43	21,2
	Para-raios	100	140,07	21,2
04L3	Cadeia de ancoragem	100	143,84	21,2
	Disjuntor (Porcelana direita)	100	133,88	21,2
	Disjuntor (Porcelana esquerda)	100	130,37	21,2
	Chave seccionadora (Contato Móvel)	100	140,55	21,2
	Chave seccionadora (Contato Fixo)	100	186,04	22,7
	TC	100	152,87	21,2
	TP	99,31	292,85	40,4
	Para-raios	99,6	655,24	78,3
04V4	Cadeia de ancoragem	100	141,36	21,2
	Disjuntor (Porcelana direita)	100	149,02	21,2

Fazendo-se uso da mesma base de dados, empregou-se a RNA^{3E} para executar a mesma tarefa de classificação. Os resultados podem ser observados na Tabela 17. As terceira e quarta colunas (Acertos NP2.1 e Acertos NP5.1) apresentam, em termos percentuais, quantos padrões de teste da classe em questão foram corretamente alocados. No caso da segunda linha, por exemplo, (Porcelana Direita do Disjuntor do Circuito 04T6), 2,35% dos padrões de teste da classe NP2.1 foram classificados

⁹ O algoritmo de treinamento da RNA prevê um número mínimo de Épocas para treinamento, que neste trabalho foi definido em 10 épocas. Por isso, vários equipamentos finalizam o treinamento da RNA com Média de Épocas igual a 21,2, o que indica que, na realidade, o treinamento já era satisfatório com menos que 20 épocas.

erroneamente como NP5.1, e 0,78% dos padrões de teste da classe NP5.1 foram classificados erroneamente como NP2.1.

Tabela 17. Resultados da Abordagem C1 empregando RNA^{3E}.

Circ.	Equipamento	Acertos NP2.1 (%)	Acertos NP5.1 (%)	Tempo Médio uma Época (ms)	Média Épocas
04T6	Cadeia de ancoragem	100,00	100,00	2,18	98,00
	Disjuntor (Porcelana direita)	97,65	99,22	2,11	99,30
	Disjuntor (Porcelana esquerda)	99,80	100,00	2,14	95,70
	Chave seccionadora (Contato Móvel)	100,00	100,00	2,10	77,35
	Chave seccionadora (Contato Fixo)	97,65	99,02	2,15	89,20
	TC	99,41	99,80	2,13	88,20
	TP	100,00	99,80	2,13	83,50
	Coluna isolante	100,00	100,00	2,11	104,90
	Para-raios	100,00	100,00	2,16	87,40
04L3	Cadeia de ancoragem	100,00	100,00	2,12	92,35
	Disjuntor (Porcelana direita)	100,00	100,00	2,16	99,50
	Disjuntor (Porcelana esquerda)	100,00	100,00	2,11	92,45
	Chave seccionadora (Contato Móvel)	100,00	100,00	2,15	101,30
	Chave seccionadora (Contato Fixo)	99,80	99,80	2,10	93,45
	TC	100,00	100,00	2,16	100,90
	TP	98,82	99,02	2,09	100,70
Para-raios	98,82	99,22	2,18	108,55	
04V4	Cadeia de ancoragem	100,00	100,00	2,06	83,70
	Disjuntor (Porcelana direita)	100,00	100,00	2,16	88,25

A partir dos resultados apresentados acima, percebe-se que a RNA^{3E} também obtém elevadas taxas de sucesso na classificação de níveis de poluição. Comparando-se as duas arquiteturas de RNA, nota-se que a RNA^{3E}, de maneira geral, apresenta Médias de Épocas maiores que a MLP até obter o erro mínimo definido. Por outro lado, o Tempo de Execução de uma Época é muito menor, o que termina compensando e reduzindo o tempo de processamento. Este comportamento é justificado pela

semelhança entre todos os padrões que cada sub-rede da RNA^{3E} conhece, o que reduz rapidamente a energia do erro quadrático.

Percebe-se ainda na Tabela 17 que as Médias de Épocas e o Tempo de Execução de uma Época para a RNA^{3E}, para todos os equipamentos, giram em torno do mesmo valor: 100 e 2 ms, respectivamente. Esta informação pode ser vantajosa quando do projeto de uma RNA, no sentido de determinar-se o tempo aproximado total de treinamento. No caso da MLP, como visto na Tabela 16, estes valores variam significativamente de um tipo de isolamento para o outro.

Para ilustrar a complexidade do problema, os VECSE utilizados na comparação da cadeia de ancoragem do ramo 04T6 são mostrados na Figura 37.

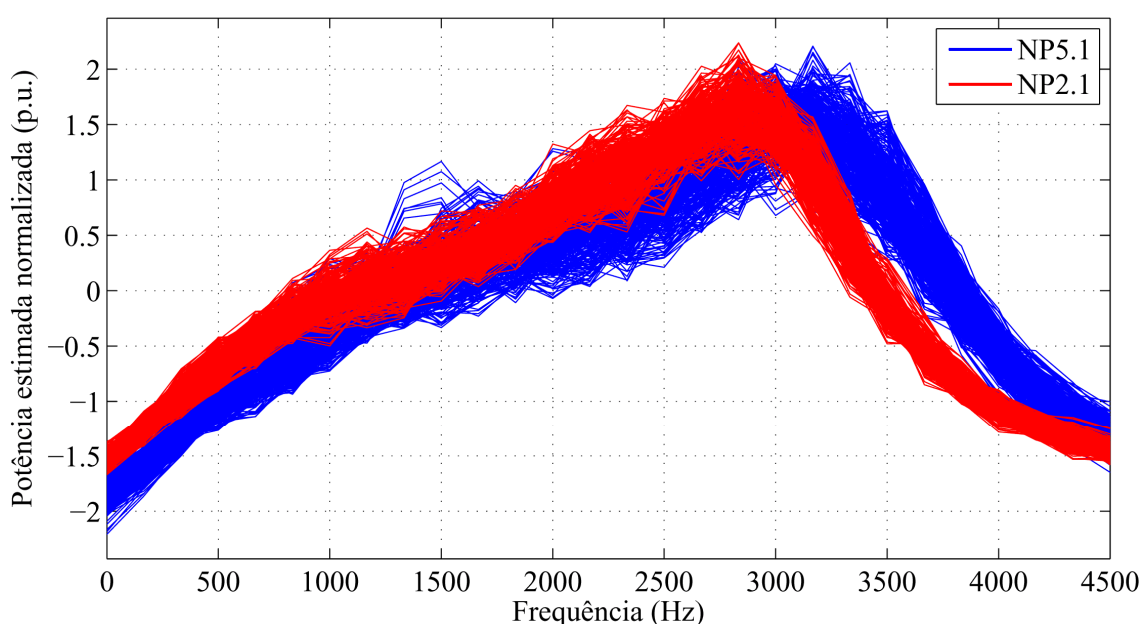


Figura 37. Plotagem sobreposta dos VECSE utilizados na Abordagem C1 para Ancoragem 04T6.

Pode-se perceber uma diferença clara na frequência predominante no espectro das duas classes, o que aumenta a separabilidade. Na Figura 38, é apresentada a plotagem sobreposta dos VECSE obtidos para esta mesma cadeia de ancoragem, nas inspeções NP1.1 (TA = 34,6°C; URA = 40%, 12/10/2009) e NP1.2 (TA = 37,9°C; URA = 40%, 20/10/2009).

Como há apenas uma semana entre as medições NP1.1 e NP1.2, intui-se que o acúmulo de poluição foi pequeno. É possível notar, comparando-se a Figura 37 e a Figura 38, que a separabilidade entre as curvas obtidas com grande diferença de poluição é maior que a separabilidade das curvas obtidas com pequena diferença de poluição.

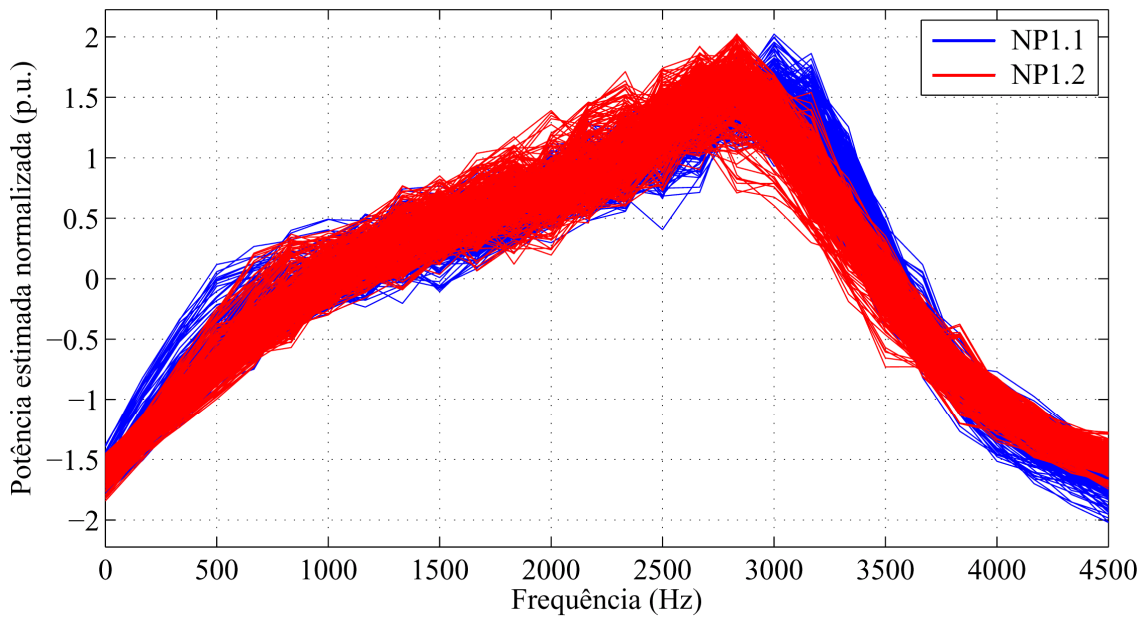


Figura 38. Plotagem sobreposta dos VECSE da Ancoragem 04T6 em NP1.1 e NP1.2.

Os resultados aqui apresentados, em termos de taxas de acertos, são similares aos encontrados na Seção 7.3.1a (Resultados dos Ensaios em Laboratório, Abordagem L1), na qual se apresentam os resultados entre duas classes de mesma URA e graus de ESDD limítrofes. Em ambos os casos, tanto na Tabela 12 quanto na Tabela 16, as taxas de acertos são bastante elevadas, dado que os problemas são facilmente separáveis, conforme se pode observar na Figura 34 e na Figura 37.

b. Abordagem C2

O raciocínio da Abordagem C1 é repetido entre as medições NP3.1 (TA = 36,6°C; URA = 53%, 19/01/2009) e NP1.11 (TA = 29,3°C; URA = 52%, 21/12/2009). A umidade entre estas medições é sutilmente diferente, mas a diferença entre os graus de poluição é notável, uma vez que até NP1.11 a precipitação acumulada em todo o histórico é bem menor que a ocorrida imediatamente antes NP3.1. Os resultados podem ser vistos na Tabela 18.

Nesta avaliação da técnica não foi possível empregar o RU de todos os equipamentos do ramo 04T6 devido a uma manutenção no Compensador Estático, o que manteve a chave do referido ramo aberta. Com isso, apenas a cadeia do ramo 04T6 ancoragem foi inspecionada.

Tabela 18. Resultados da Abordagem C2.

Circuito	Equipamento	Acerto Médio (%)	Tempo Médio de Execução de uma Época (ms)	Média de Épocas
04T6	Cadeia de ancoragem	100,00	202,43	21,20
	Cadeia de ancoragem	100,00	249,54	21,20
04L3	Disjuntor (Porcelana direita)	100,00	287,41	23,80
	Disjuntor (Porcelana esquerda)	100,00	245,21	21,20
	Chave seccionadora (Contato Móvel)	100,00	230,88	21,20
	Chave seccionadora (Contato Fixo)	100,00	236,07	21,20
	TC	100,00	287,75	21,20
	TP	99,90	756,28	56,60
	Para-raios	99,41	615,87	51,40
	Cadeia de ancoragem	100,00	207,85	21,20
04V4	Disjuntor (Porcelana direita)	100,00	225,02	21,20
	Disjuntor (Porcelana esquerda)	100,00	287,00	21,20
	Chave seccionadora (Contato Móvel)	100,00	449,82	21,20
	Chave seccionadora (Contato Fixo)	100,00	233,84	21,20
	TC	100,00	264,56	21,20
	TP	100,00	264,07	21,20
	Para-raios	100,00	242,88	21,20
Torre	Ancoragem esquerda	99,80	206,48	21,20
	Suspensão	99,70	360,80	27,80
	Ancoragem direita	100,00	256,08	21,20

A abordagem apresentou desempenho da MLP também bastante satisfatório, e a maioria das convergências ocorreu em torno de 20 épocas. É importante observar-se que mesmo nas cadeias da torre, cuja distância de inspeção é a maior, houve resultados satisfatórios. Na Figura 39 podem-se observar os VECSE obtidos nas medições das cadeias da citada torre.

Pode-se perceber na Figura 39 que todas os conjuntos de curvas da classe NP1.11 tendem a ter um pico espectral em torno de 2500 Hz e um decaimento mais acentuado quando comparadas às da classe NP3.1. Nesta última, o pico espectral tende a ocorrer em torno de 2700 Hz.

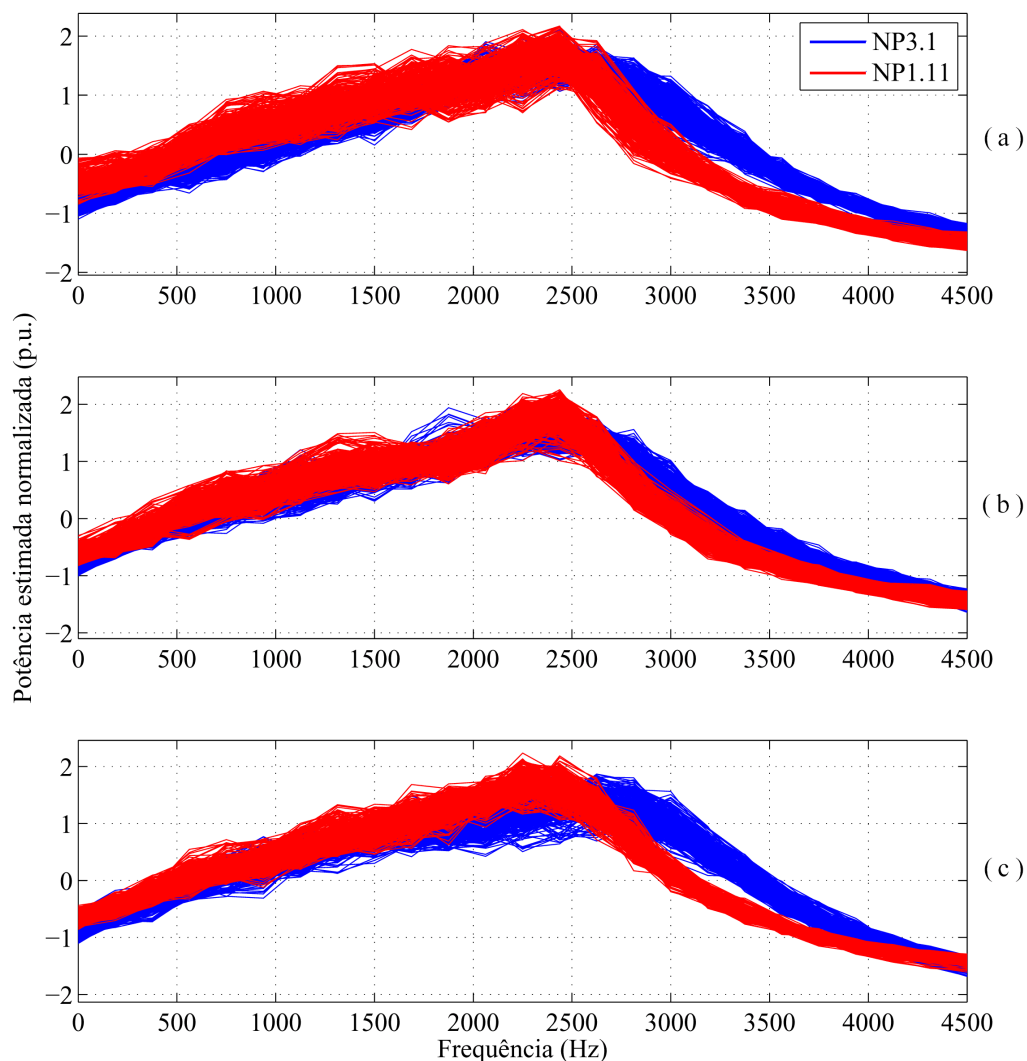


Figura 39. Plotagem sobreposta dos VECSE de três cadeias de isoladores da torre cujo RU foi registrado: (a) Cadeia de ancoragem esquerda; (b) Cadeia de suspensão; (c) Cadeia de ancoragem direita.

c. Abordagem C3

Na terceira abordagem, os dados adquiridos em NP5.4 foram definidos como Classe 1, e a Classe 2 foi formada pelo agrupamento de padrões aleatoriamente selecionados em todas as medições anteriores a NP2.3 (pré-NP2.3). Assim, a MLP é forçada a lidar com todas as umidades registradas nas 14 primeiras semanas de medição, comparando os graus de poluição e umidade destas semanas com o grau de poluição e umidade da medição NP5.2, na qual os isolamentos estavam mais limpos. NP5.2 foi escolhida porque no intervalo entre NP4.1 e NP4.3 as umidades estavam muito elevadas, e além disso NP5.1 é uma medição que não contemplou todos os equipamentos, como destacado na Abordagem C1. Os resultados podem ser vistos na Tabela 19.

Tabela 19. Resultados da Abordagem C3.

Circ.	Equipamento	Acerto Médio (%)	Tempo Médio de Execução de uma Época (ms)	Média de Épocas
04T6	Cadeia de ancoragem	98,32	316,04	42,80
	Disjuntor (Porcelana direita)	99,21	336,17	53,50
	Disjuntor (Porcelana esquerda)	95,74	974,73	137,70
	Chave seccionadora (Contato Móvel)	98,22	732,46	119,00
	Chave seccionadora (Contato Fixo)	97,43	621,76	83,80
	TC	98,71	401,10	59,50
	TP	94,06	1435,81	212,10
	Coluna Isolante	96,04	1285,98	154,60
	Para-raios	99,90	138,81	22,00
04L3	Cadeia de ancoragem	98,02	622,92	81,50
	Disjuntor (Porcelana direita)	93,27	1263,73	124,20
	Disjuntor (Porcelana esquerda)	97,92	891,16	113,10
	Chave seccionadora (Contato Móvel)	98,22	616,16	89,20
	Chave seccionadora (Contato Fixo)	98,42	637,30	84,70
	TC	95,05	793,00	132,20
	TP	97,13	1216,36	153,90
	Para-raios	97,82	1016,57	136,70
04V4	Cadeia de ancoragem	99,60	276,90	35,20
	Disjuntor (Porcelana direita)	96,93	986,52	85,30
	Disjuntor (Porcelana esquerda)	99,60	419,14	57,10
	Chave seccionadora (Contato Móvel)	94,95	506,45	46,80
	Chave seccionadora (Contato Fixo)	99,11	375,84	51,50
	TC	97,43	809,94	106,10
	TP	96,04	1339,39	177,90
	Para-raios	98,81	495,25	62,20
Torre	Ancoragem esquerda	99,70	194,24	23,80
	Suspensão	98,22	330,54	50,90
	Ancoragem direita	99,11	529,10	49,10

Observa-se que o acerto médio sofreu pequeno decréscimo, apesar de ainda ser satisfatório. O aumento da complexidade na tarefa de classificação por parte da MLP apresenta-se muito mais evidente no Número Médio de Épocas, em geral sempre superiores ao ilustrado nas abordagens C1 e C2.

Na Figura 40, podem-se observar os VECSE que constituíram as classes empregadas na Abordagem C3, obtidos nas medições das três cadeias de isoladores da

torre. As medições do RU das cadeias da torre envolveram distâncias maiores, intuindo que esta seja a tarefa de classificação mais complexa.

Uma vez que as curvas da classe pré-NP2.3 (em vermelho) foram escolhidas aleatoriamente dentre várias medições, pode-se perceber na Figura 40 que as mesmas são desalinhadas entre si, especialmente quando comparadas com as curvas vermelhas da Figura 39, oriundas de uma mesma medição.

Voltando-se à Figura 40, percebe-se que apesar do desalinhamento das curvas vermelhas, a grande maioria delas guarda um deslocamento do pico espectral para a esquerda, quando comparadas com as curvas azuis. Este comportamento manteve-se nas três cadeias da torre, e corrobora com o deslocamento também percebido na Figura 39.

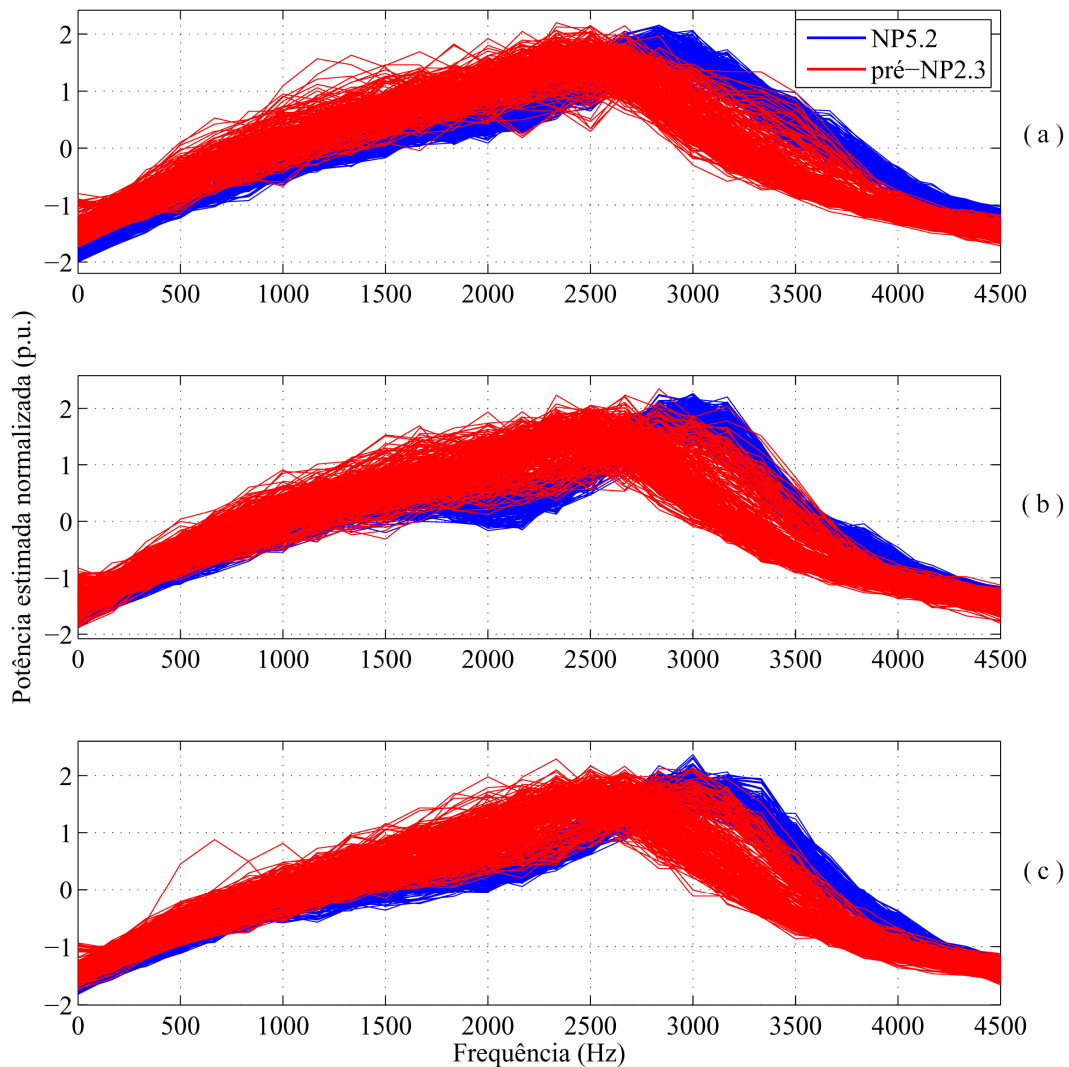


Figura 40. Plotagem sobreposta dos VECSE de três cadeias de isoladores da torre cujo RU foi registrado: (a) Cadeia de ancoragem esquerda; (b) Cadeia de suspensão; (c) Cadeia de ancoragem direita.

d. Abordagem C4

Nesta abordagem, a RNA^{3E} foi treinada com os padrões das medições NP1.11 e NP5.2 e testada com padrões de todas as inspeções compreendidas entre NP1.1 e NP5.2. Como houve precipitações significativas nas semanas de NP2.1, NP3.1, NP4.1 e NP 5.1, é esperado que NP 1.11 seja entendido pela rede como referência de isolamento poluído e NP5.2 seja entendido como referência de isolamento limpo. Foram utilizados apenas os áudios advindos da cadeia de sustentação da torre 1/1 da LT CGD-PRS Fase A – Circuito 04V2 para comprovar a eficácia do método.

Como foi constatado na Seção 7.3.2a (Abordagem C1), as Médias de Épocas e o Tempo de Execução de uma Época para esta aplicação da RNA^{3E} giram em torno de um mesmo valor, e por isso foram omitidos nos resultados, presentes na Tabela 20.

Tabela 20. Resultados da Abordagem C4.

Rótulo da Medição	URA durante a Medição (%)	Precipitação acumulada (mm)	Padrões associados a NP1.11 (%)	Padrões associados a NP5.2 (%)
NP1.1	40,0	-	99,93	0,07
NP1.2	40,0	<0,1	100,00	0,00
NP1.3	40,0	<0,1	99,33	0,67
NP1.4	39,5	0,2	28,78	71,22
NP1.5	39,0	<0,1	95,47	4,53
NP1.6	36,0	4,4	95,03	4,97
NP1.7	51,0	<0,1	1,71	98,29
NP1.8	48,0	1,8	99,70	0,30
NP1.9	48,0	<0,1	99,70	0,30
NP1.10	36,0	<0,1	100,00	0,00
NP1.11	52,0	6,4	100,00	0,00
NP2.1	40,0	11,0	98,74	1,26
NP2.2	45,0	4,2	-	-
NP2.3	50,0	0,2	1,85	98,15
NP3.1	53,0	30,0	44,66	55,34
NP4.1	60,0	36,0	1,71	98,29
NP4.2	65,0	3,8	0,67	99,33
NP4.3	62,0	0,2	14,24	85,76
NP5.1	40,0	11,4	-	-
NP5.2	56,0	1,2	0,00	100,00

As medições NP2.2 e NP5.1 não tem resultados apresentados porque nestes dias ocorreram limitações técnicas que impediram o registro do US do isolamento em questão, conforme já relatado anteriormente.

As regiões da Tabela 20 que estão sombreadas determinam o comportamento esperado da RNA³E, e as linhas em itálico destacam as situações onde o comportamento esperado não ocorreu: NP1.4, NP1.7 e NP2.1.

No caso de NP2.1, é possível que a precipitação não tenha sido suficiente para causar a limpeza esperada dos isoladores, e a medição terminou sendo classificada como poluída. A contribuição da umidade não é definível na classificação equivocada da RNA³E, uma vez que URA de NP2.1 (40%) difere tanto de NP1.11 (52%) quanto de NP5.2 (56%).

Os erros de classificação cometidos em NP1.4 (URA = 39,5%) e NP1.7 (URA = 51%) também não apresentam influência óbvia da umidade, pois em ambos os casos a umidade era mais próxima da classe correta, NP1.11 (52%), que da incorreta, NP5.2 (56%). Além disso, os níveis de poluição de NP1.4 e NP1.7 eram mais próximos de NP1.11, o que torna o erro de classificação ainda mais atípico. São necessárias investigações mais aprofundadas para esclarecer estes casos, e não podem ser descartados eventuais erros de medição.

De maneira global, no entanto, a classificação de padrões de poluição a partir de situações limítrofes obteve sucesso em 13 de 16 casos¹⁰.

e. Abordagem C5

Conforme apresentado na Seção 7.2.2ii, os áudios registrados nos disjuntores da SE TermoPE foram processados para obtenção dos VECSE e posterior alimentação da RNA³E. Os resultados são apresentados na Tabela 21. Como foi constatado anteriormente, as Médias de Épocas e o Tempo de Execução de uma Época para esta aplicação da RNA³E giram em torno de um mesmo valor, e por isso foram omitidos nos resultados.

Pelos resultados apresentados na Tabela 21, percebe-se que as taxas de acerto mantiveram-se satisfatórias. É notável, todavia, que o disjuntor 3ADD10C obteve taxas

¹⁰ Apesar de serem 18 casos, excluem-se as medições limite, NP1.11 e NP5.2, ou seja, as medições empregadas no treinamento e que fatalmente teriam acerto.

de acerto de aproximadamente 80%, mais baixas que os demais. Vale ressaltar que esse disjuntor é o que está envolvido em um invólucro de material polimérico.

Tabela 21. Resultados da Abordagem C5.

Referência do Equipamento	URA nas Medições (%)		Acertos relativos a 29/09/2010 (%)	Acertos relativos a 1/02/2011 (%)
	29/09/2010	1/02/2011		
3ADD10C	52,0	38,3	79,62	79,24
3ADD30A	52,0	38,3	100	98,47
3ADD30B	52,0	38,3	96,98	98,30

Devido ao invólucro, o disjuntor 3ADD10C, mesmo quando poluído, não apresenta descargas corona em níveis tão intensos quanto os demais. Como o período entre as lavagens é menor que o tempo necessário para que 3ADD10C, exposto à poluição, acumule-a suficientemente a ponto de ter um volume de descargas corona comparável aos demais disjuntores, este fenômeno não foi registrado. Na Figura 41, podem-se observar imagens do disjuntor 3ADD10C registradas com um detector de radiação ultravioleta, capaz de representar as descargas corona como pontos brancos sobrepostos à imagem visível.

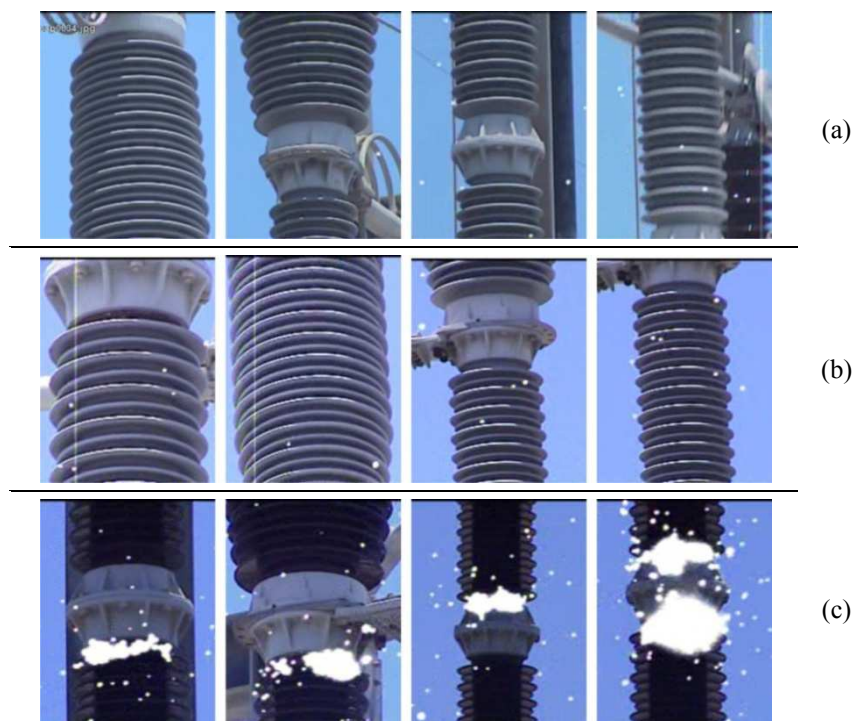


Figura 41. Imagens de disjuntores registradas com uma câmera capaz de detectar radiação ultravioleta.

- (a) 3ADD10C em situação de pouca poluição depositada;
- (b) 3ADD10C em situação de intensa poluição depositada
- (c) 3ADD30A em situação de intensa poluição depositada.

A Figura 41a apresenta o disjuntor 3ADD10C em situação de pouca poluição depositada, enquanto a Figura 41b apresenta-o em situação de intensa poluição depositada. Na Figura 41c observa-se o registro de radiação ultravioleta do disjuntor 3ADD30A em situação de intensa poluição depositada. Pode-se perceber que o número de descargas varia muito pouco com o grau de poluição, no caso do disjuntor com invólucro polimérico. O disjuntor sem invólucro, no entanto, apresenta intensa atividade de descargas, especialmente junto aos flanges.

Um comparativo entre a separabilidade das classes proveniente dos três disjuntores pode ser feito a partir da interpretação da Figura 42, na qual se apresentam os VECSE de 10 s de áudio de cada um dos disjuntores (e não das amostras, como feito anteriormente).

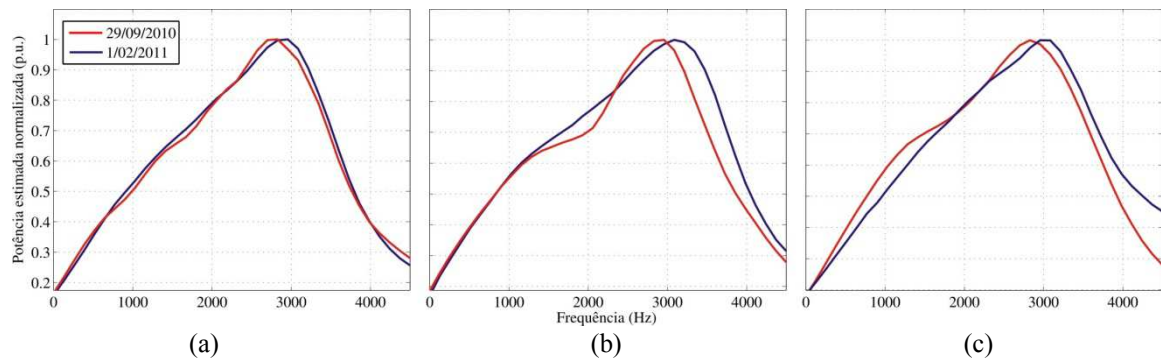


Figura 42. Plotagem dos VECSE obtidos de 10 s de áudio registrado nas inspeções da SE TermoPE: (a) 3ADD10C; (b) 3ADD30A; (c) 3ADD30B.

Percebe-se, na Figura 42, que o caso 3ADD10C é o que possui as curvas mais similares, o que o torna de mais difícil classificação. Este comportamento pode ser proveniente da presença do invólucro polimérico, todavia esta hipótese precisa ser comprovada com mais experimentação, dado que o universo amostral é ainda muito reduzido. Os demais disjuntores apresentaram curvas de mais fácil separabilidade, com picos espectrais mais bem definidos e diferentes entre as classes, além de decaimentos espectrais distintos.

8 CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou um estudo acerca da estimação da poluição de isolamentos baseada no ruído ultrassônico emitido, quando conectados a condutores energizados. Foi realizada uma revisão bibliográfica que levantou o estado da arte acerca do monitoramento acústico de isolamentos. O estudo evoluiu para uma técnica que viabiliza tal estimação, baseada no espectro do ruído ultrassônico, permitindo a compactação da informação (VECSE). Para garantir uma classificação imparcial e confiável, foram empregadas Redes Neurais Artificiais.

No Capítulo 5, foi observado que é possível se realizar diagnóstico com base na extração de atributos de RU empregando-se decomposição *wavelet* e o algoritmo de determinação de limiar de Otsu como técnica de filtragem. Isto foi confirmado após a análise da variação de taxa de picos ultrassônicos com a variação da tensão. A aplicação deste mesmo algoritmo em cadeias de isoladores com vários níveis de poluição e de umidade, no entanto, apresentou resultados de interpretação mais complexa e passível de falsos positivos ou negativos. De toda forma, requeria-se uma variedade maior de atributos de cada sinal, de maneira que a caracterização apresente-se mais sólida e robusta, aumentando a confiabilidade e permitindo o emprego de RNA.

No Capítulo 6, a avaliação dos sinais de RU com estatísticas descritivas e parâmetros de processamento de áudio tornou evidente que os atributos espectrais contribuem mais significativamente para o aumento da taxa de acerto que os atributos temporais.

No Capítulo 7, a superioridade dos parâmetros espectrais na estimação dos níveis de poluição foi confirmada, dado o sucesso no uso de uma técnica fundamentalmente baseada em dados do domínio da frequência. Em linhas gerais, as taxas de acerto da MLP foram superiores a 90%.

Ensaio realizados em laboratório, com umidade controlada (Abordagens L1, L2, L3 e L4), demonstraram a forte influência da umidade na capacidade de acerto da MLP. Ou seja, um isolamento com pouca deposição de poluição, mas em um ambiente de elevada URA pode ter RU espectralmente semelhante ao de um isolamento com elevada deposição de poluição, ou vice-versa. Todavia, este problema pode ser

contornado utilizando-se uma base de dados que contemple a maioria das situações típicas de URA. Apesar de parecer uma tarefa muito laboriosa, é válido lembrar que, em situações de campo, as variações de umidade são relativamente pequenas, uma vez que dias com elevadíssima umidade ocorrem no período chuvoso do ano, quando não haveria necessidade de lavagens em isolamentos.

As medições em campo, apresentadas nas Abordagens C1, C2 e C3, demonstraram a viabilidade da técnica em subestações e em torres de linhas de transmissão. Os resultados das três abordagens de campo também apontaram no mesmo sentido, quando se considera a variação da frequência dominante com os graus de poluição. Conforme aumenta a poluição nos isolamentos, percebe-se um deslocamento do pico espectral para a esquerda, ou seja, no sentido das baixas frequências. Este comportamento é esperado, uma vez que o aumento da poluição permite a formação de descargas mais intensas, como descargas superficiais e pequenos arcos. Segundo Harrold (1985), quanto maior a extensão da descarga, mais grave (frequências dominantes mais baixas) será o ruído emitido.

Quando comparadas na Abordagem C1, MLP e RNA^{3E} apresentaram resultados similares em termos de taxas de acerto. No tocante ao tempo de treinamento, a RNA^{3E} demonstrou ser rápida, além de ter a vantagem logística de levar tempos aproximados no treinamento de quaisquer classes.

Na Abordagem C4 pode-se observar a viabilidade de uso das RNA^{3E} no auxílio da tomada de decisão fazendo-se uso apenas das situações limítrofes de poluição. Apesar de ter apresentado dois falsos positivos e um falso negativo, a técnica teve êxito em mais de 81% (13 de 16) das situações. A importância deste resultado se explicita nas situações em que é necessário aumentar o número de medições, fato esperado com o aumento do tempo de emprego da técnica, pois não seria necessário criar novas classes e definir novas sub-redes, podendo-se treinar com as duas situações limítrofes.

A Abordagem C5 mostrou que a técnica também tem bons resultados na ocasião de lavagens artificiais com água desmineralizada. Constatou-se ainda a influência do invólucro polimérico no RU de um dos disjuntores inspecionados. Tal revestimento, aparentemente, reduziu o deslocamento espectral do RU, fato esperado entre dois momentos de significativa diferença na poluição depositada sobre os isoladores.

Quando se compara o desempenho da MLP a partir de sinais de ultrassom registrados em laboratório (Abordagem L1) e em campo (Abordagem C1), percebe-se

que, quando a classificação é necessária a partir de apenas duas classes, os resultados são muito satisfatórios. Conforme aumenta o número de classes, ou seja, aumenta o número de possíveis situações que a MLP deverá distinguir, o seu rendimento tende a diminuir (acompanhando a probabilidade de acerto), uma vez que a tarefa torna-se mais difícil.

Por fim, pode-se afirmar que a estimação da poluição em isolamentos a partir do ruído ultrassônico é viável e real, tendo notável confiabilidade quando associada a técnicas de apoio à tomada de decisão, como as redes neurais artificiais.

8.1 PERSPECTIVAS DE TRABALHO

Nesta Seção apresentam-se possíveis linhas de investigação que podem ser seguidas a partir dos estudos deste trabalho, bem como das questões não aprofundadas nele.

- a. Avaliar a influência dos invólucros poliméricos no espectro do RU, bem como o desempenho do Método 3 quando da utilização de isoladores poliméricos;
- b. Aprofundar a compreensão do comportamento do Método 1, tanto em situações de variação de tensão quanto em situações de variação de poluição e umidade. Testar o desempenho do método empregando-se outros algoritmos automáticos de definição de limiar de filtragem;
- c. Avaliar a viabilidade do processamento baseado em compressão espectral associado à RNA, para diagnóstico de pára-raios de carboneto de silício;
- d. Aplicar a técnica na avaliação de isoladores de distribuição, que operam em níveis de tensão mais baixos;
- e. Implementar uma versão do algoritmo capaz de processar sinais de rádio-interferência e realizar sua compressão espectral para aplicação em diagnóstico de equipamentos elétricos.

BIBLIOGRAFIA

ABDEL-SALAM, M. et al. **Early detection of weak point in MEEC distribution system**. Conference Record of the 2001 IEEE Industry Applications Conference. Thirty-Sixth IAS Annual Meeting. Nanjing: [s.n.]. 2001. p. 2541-2545.

AUCKLAND, D. W. et al. Application of ultrasound to the inspection of insulation. **IEE Proceedings Science, Measurement & Technology**, v. 143, p. 177-181, Maio 1996.

BERRY, R. A Brief History of Porcelain Insulators. **Insulators: Glass and Porcelain**, 2008. Disponível em: <<http://www.insulators.info/porcelain/history.htm>>. Acesso em: Dezembro 2008.

BEZERRA, J. M. B. **Caracterização de atributos de sinais para utilização de técnicas de reconhecimento de padrões na avaliação do isolamento de instalações e de equipamentos elétricos**. Campina Grande: Universidade Federal de Campina Grande, 2004. Tese de Doutorado.

BOCZAR, T. Identification of a specific type of PD from acoustic emission frequency spectra. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 8, p. 598-606, Agosto 2001.

BOZZO, R.; GUASTAVINO, F.; GUERRA, G. PD detection and Localization by means of acoustic measurements on hydrogenerator stator bars. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 2, p. 660-666, Agosto 1995. #4.

CAUVET, L. **Registro de patente**. Utility 48.906, Julho 1865. <http://reference.insulators.info/patents/detail/?patent=48906&type=U>.

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

COSTA, F. F. **Digitalização e Processamento de Descargas Parciais**. Campina Grande: Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, 2001. Dissertação de Mestrado.

DAUBECHIES, I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets. **Communications on Pure and Applied Mathematics**, 41, 1988. 909-996.

DAWSON, G. A. et al. The acoustic output of a long spark. **Journal of Geophysical Research**, v. 73, p. 815-816, 1968.

DENBY RETAIL LTD. Denby, 1809: Celebrating 200 years. **Denby Australia**, 2009. Disponível em: <http://www.denby.com.au/PDF/denby_history.pdf>. Acesso em: 4 Agosto 2010.

FASSBINDER, G. **A new ceramic body concept for high strength HV insulators**. Proceedings of the XIII International Symposium on High Voltage Engineering. Delft: [s.n.]. 2003. p. 214.

FOLLAND, G. B.; SITARAM, A. The uncertainty principle: A mathematical survey. **Journal of Fourier Analysis and Applications**, Boston, v. 3, p. 207-238, Maio 1997. DOI: 10.1007/BF02649110.

GAJIĆ, B.; PALIWAL, K. K. **Speech parameterization for automatic speech recognition in noisy conditions**. Proceedings of the Norwegian Symposium on Signal Processing. Trondheim: [s.n.]. 2001.

GHIRELLI, L. et al. **Acoustical method for partial discharge detection in high power capacitors**. Proceedings of the International Conference on Partial Discharge. [S.l.]: [s.n.]. 1993. p. 92-93.

GISH, E. **Fred M. Locke: A Biography**. Lumberton: Infinity Press, 1994.

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

GUIMARÃES, B.; MARTINS, S. A. Segmentação de Imagens Corrompidas por Ruído. **Departamento de Engenharia Elétrica - Universidade de Brasília**, Brasília, 2003. Disponível em: <http://www.ene.unb.br/~juliana/cursos/pimagens/projetos/alunos/bruno_saulo/index.html>. Acesso em: 17 Janeiro 2008. Projeto curricular para a disciplina Tópicos Especiais em Telecomunicações: Processamento de Imagens.

GUTHRIE, M. Glass Blocks. **Early and Unusual Telegraph Insulators**, Novembro 1997. Disponível em: <<http://www.insulators.info/articles/early/glassblk.htm>>. Acesso em: Fevereiro 2009.

HAGAN, M. T.; DEMUTH, H. B.; BEALE, M. H. **Neural network design**. Boston: PWS Publishing, 1996.

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. 2, p. 449-457, Março 1979.

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

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

INMET. Monitoramento das Estações Convencionais. **Instituto Nacional de Meteorologia**, Maio 2010. Disponível em: <<http://www.inmet.gov.br/sim/sonabra/dspDadosCodigo.php?ODI3OTU=>>>. Acesso em: Maio 2010.

INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. **IEC 507: Artificial Pollution Test on high voltage insulators to be used on AC system**. [S.l.]: [s.n.], 1991.

ISOLADORES SANTA TEREZINHA. **Isoladores de Suspensão de Vidro**: Catálogo do fabricante. Campinas: [s.n.], 2002.

IVERSEN, A.; TAYLOR, N. K.; BROWN, K. E. **Classification and verification through the combination of the multi-layer perceptron and auto-association neural networks**. Proceedings of the 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN '05. [S.l.]: [s.n.]. 2005. p. 1166-1171.

JAIN, A. K.; MAO, J.; MOHIUDDIN, K. M. Artificial neural networks: A tutorial. **Computer**, v. 29, p. 31-44, Março 1996.

JANSSEN, F. **Influência dos parâmetros de envelhecimento nas propriedades elétricas de isoladores cerâmicos para sistemas de potência**. São Cristóvão: Universidade Federal de Sergipe, 2005. Dissertação de Mestrado.

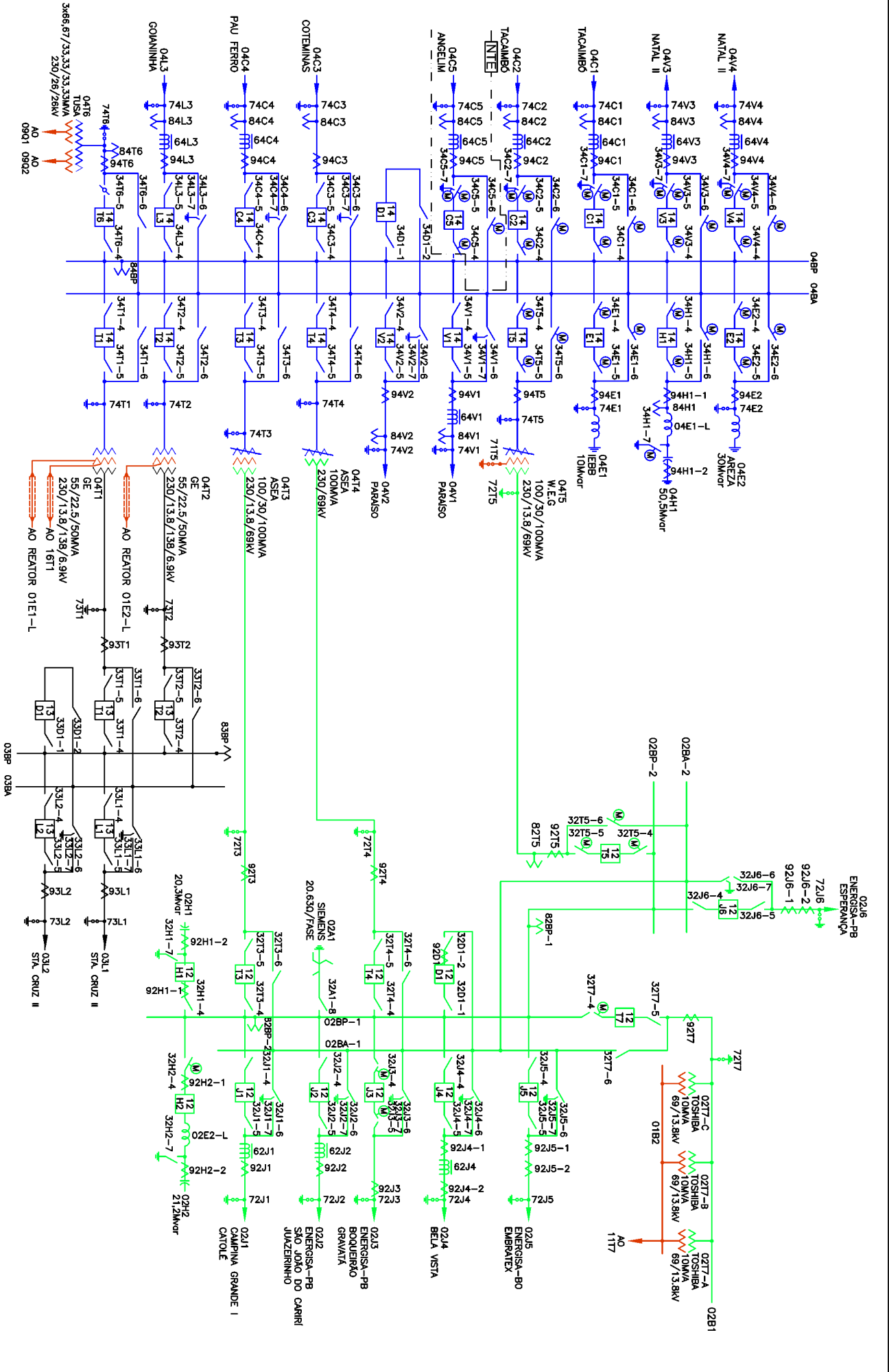
JIN, M.; YOO, C. D. **Temporal Dynamics for Spectral Sub-Band Centroid Audio Fingerprints**. Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Beijing: [s.n.]. 2007. p. 180-183.

- KALMAN, B. L.; KWASNY, S. C. **Why tanh**: choosing a sigmoidal function. International Joint Conference on Neural Networks. Baltimore: [s.n.]. 1992. p. 578 - 581. ISBN: 0-7803-0559-0.
- KIMURA, H.; TSUMURA, T.; YOKOSUKA, M. Corona in Oil as Part of Commercial-Frequency Circuit. **Electrotechnical Journal of Japan**, 1940. 90-92.
- LEE J., J. et al. **Comparison between short time Fourier and wavelet transform for feature extraction of heart sound**. Proceedings of the IEEE Region 10 Conference TENCON 99. Cheju Island: [s.n.]. 1999. p. 1547-1550.
- LESLIE, J. R.; O'BEIRNE, H. Radio Noise Studies on Power Lines with the Coronaphone. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. 83, p. 495-500, Maio 1964.
- LIEBERMANN, J. Reliability of materials for high-voltage insulators. **American Ceramic Society Bulletin**, 79, 2000. 55-58.
- LUNDGAARD, L. E. Partial discharge XIII: Acoustic partial discharge detection-fundamental considerations. **IEEE Electrical Insulation Magazine**, v. 8, p. 25-31, julho/agosto 1992a.
- LUNDGAARD, L. E. Partial discharge XIV: Acoustic partial discharge detection - Practical application. **IEEE Electrical Insulation Magazine**, v. 8, p. 34-43, julho/agosto 1992b.
- MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **Bulletin of Mathematical Biology**, v. 5, p. 99-115, 1943.
- MINSKY, M.; PAPERT, S. **Perceptrons**: an introduction to computational geometry. Cambridge: MIT Press, 1969.
- NACEREDDINE, N. et al. **Weld defect detection in industrial radiography based digital image processing**. Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology. [S.l.]: [s.n.]. 2005. p. 115-118.
- NATIONAL INSULATOR ASSOCIATION. Insulator Historical Timeline: 1880. **National Insulator Association**, 2008a. Disponível em: <<http://www.nia.org/timeline/1880.htm>>. Acesso em: Dezembro 2008.
- NATIONAL INSULATOR ASSOCIATION. Insulator Historical Timeline: 1910. **National Insulator Association**, 2008b. Disponível em: <<http://www.nia.org/timeline/1910.htm>>. Acesso em: Dezembro 2008.
- NATIONAL INSULATOR ASSOCIATION. Insulator Historical Timeline: 1930. **National Insulator Association**, 2008c. Disponível em: <<http://www.nia.org/timeline/1930.htm>>. Acesso em: Dezembro 2008.
- OTSU, N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, 9, Janeiro 1979. 62-66.
- PALIWAL, K. K. **Spectral subband centroid features for speech recognition**. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Seattle: [s.n.]. 1998. p. 617-620.
- PEETERS, G. **A large set of audio features for sound description (similarity and classification) in the CUIDADO project**. Paris: Institut de Recherche et Coordination Acoustique/Musique, 2004.

- PEI, C. M. et al. **An acoustic emission method for on-line monitoring the contamination-causing flashover of insulator**. Proceedings of the International Conference on Electrical Machines and Systems, 2008. ICEMS 2008. Wuhan: [s.n.]. 2008. p. 817-822.
- PEI, C. P. et al. **An acoustic emission method for on-line monitoring of insulator contamination causing flashover based on acoustic emission**. Proceedings of the Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. Nanjing: [s.n.]. 2008. p. 1667-1671.
- POLIKAR, R. Part I: Fundamental Concepts & an Overview of the Wavelet Theory. **The Wavelet Tutorial**, 1994. Disponível em: <<http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTpart1.html>>. Acesso em: 2 Fevereiro 2009.
- RABINER, L.; JUANG, B. H. **Fundamentals of Speech Recognition**. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 1993. 507 p. ISBN:0-13-015157-2.
- REED, F. F. **Isolador de pino**. Utility 2.266.400, 16 Dezembro 1941. <http://reference.insulators.info/patents/detail/?patent=2266400&type=U>.
- RIEDMILLER, M.; BRAUN, H. **A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm**. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. São Francisco: [s.n.]. 1993. p. 586-591.
- ROSENBLATT, R. **Principles of neurodynamics**. Nova York: Spartan Books, 1962.
- RUMELHART, D. E.; MCCLELLAND, J. L. **Parallel distributed processing: exploration in the microstructure of cognition**. Cambridge: MIT Press, 1986.
- SCHUBERT, E.; WOLFE, J.; TARNOPOLSKY, A. **Spectral centroid and timbre in complex, multiple instrumental textures**. Proc. 8th Int'l Conf. Music Percept. Cogn. Evanston: [s.n.]. 2004. p. 654-657.
- SHANNON, C. E. Communication In The Presence Of Noise. **Proceedings of the IEEE**, Fevereiro 1998. 447-457. Reimpressão do artigo publicado no Proceedings of the Institute of Radio Engineers, vol. 37, no. 1, pp. 10-21, Jan. 1949.
- SILVA, K. M. **Diagnóstico de Falhas em Linhas de Transmissão Baseado em Redes Neurais Artificiais e Transformada Wavelet**. Campina Grande: Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Paraíba, 2005. Dissertação de Mestrado.
- SRIPATHI, D. **Efficient Implementations of Discrete Wavelet Transforms Using FPGA**. Tallahassee: Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual da Flórida, 2003. Dissertação de Mestrado.
- STEINER, J. P.; WEEKS, W. L.; FURGASON, E. S. **Acoustic Emission from Partial Discharge in Encapsulated Voids**. Proceedings of the IEEE 1984 Ultrasonics Symposium. [S.l.]: [s.n.]. 1984. p. 938-943.
- TIAN, Y. et al. **Acoustic emission detection of partial discharges in polymeric insulation**. Proceedings of the Eleventh International Symposium on High Voltage Engineering. Londres: [s.n.]. 1999. p. 82-85.
- TIAN, Y. et al. **PD characterization using short duration Fourier transform of acoustic emission signals**. Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Solid Dielectrics, 2004. ICSD 2004. Toulouse: [s.n.]. 2004. p. 695-698.

- TOD, J. H. **A History of the Electrical Porcelain Industry in the United States**. 1ª Edição. ed. Lumberton: Buna, 1977.
- TRICHEL, G. W. The Mechanism of the Negative Point to Plane Corona Near Onset. **Physical Review**, v. 54, p. 1078-1084, Dezembro 1938. DOI: 10.1103/PhysRev.54.1078.
- TROCHIM, W. M.; DONNELLY, J. P. **The research methods knowledge base**. 2ª Edição. ed. Ithaca: Atomic Dog Publishing, 2007. ISBN ISBN-13: 978-0970138590.
- UE SYSTEMS, INC. **Ultraprobe 2000 Instruction Manual**. Nova Yorque: [s.n.]. 2003.
- VARLOW, B. R. et al. Acoustic emission analysis of high voltage insulation. **IEE Proceedings Science, Measurement & Technology**, Stevenage, v. 146, p. 260-263, Setembro 1999.
- WALKER, J. S. **A primer on wavelets and their scientific applications**. 2ª Edição. ed. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 1999.
- WERBOS, P. **Beyond regression: new tools for prediction and analysis bin the behavioral sciences**. Cambridge: Department of Applied Mathematics, 1974. Tese de Doutorado.
- WOLF HACKER. Catálogo do fabricante. **Durciment: Cimento Aluminoso, Refratário e Rápido.**, 2008. Acesso em: Novembro 2008.
- WONG, K. L.; SHIHAB, S. **Radiating signal model for broadband acoustic emission from high voltage equipment**. Proceedings of the International Conference on Power System Technology. Kunming: [s.n.]. 2002. p. 1859-1862.
- YANG, Y.; DUMONT, G. A. **Classification of Acoustic Emission Signals Via Hebbian Feature Extraction**. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. [S.l.]: [s.n.]. 1991. p. 113-118.

ANEXO A – DIAGRAMA UNIFILAR DA SE CGD

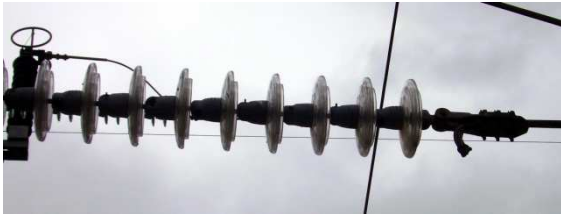


MODIFICAÇÕES :
INDICAÇÃO DA SE COTEMINAS NO BAY O4C3.



SE CAMPINA GRANDE II - CGD (230/138/69 KV)
 DOMO-97.3.0023
 ATUALIZAÇÃO: 24/02/2010
 VIGÊNCIA: 24/02/2010
 GRU

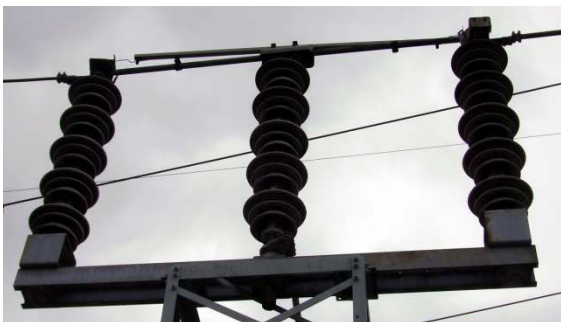
ANEXO B – FOTOGRAFIAS DOS EQUIPAMENTOS
INSPECIONADOS NA SE CGD



Cadeia de ancoragem CA14T6



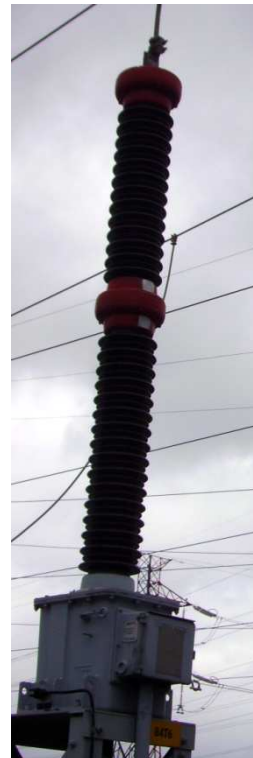
Disjuntor 14T6 Siemens 3AS3



Chave seccionadora 34T6-5
Delle Alsthom DSV14



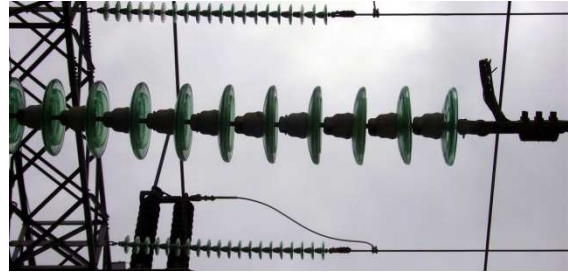
Transformador de Corrente 94T6
Balteau SEX220



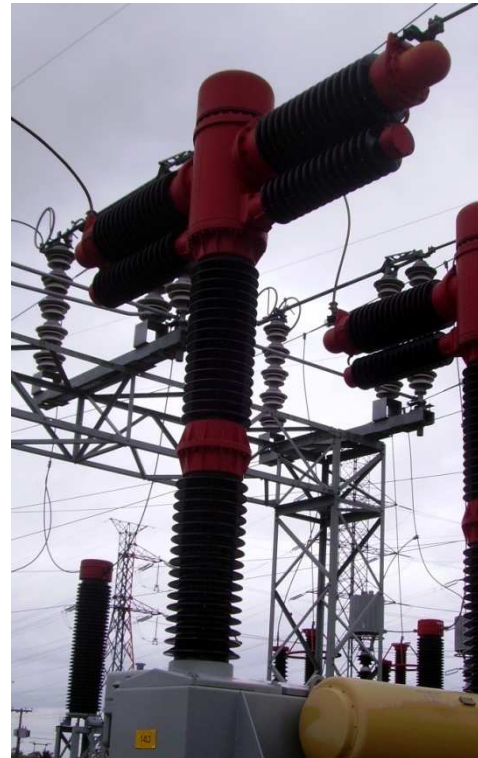
Transformador de Potencial
84T6 Trench TEM230H



Coluna isolante CI84T6



Cadeia de ancoragem CA14L3



Disjuntor 14L3 Siemens H912



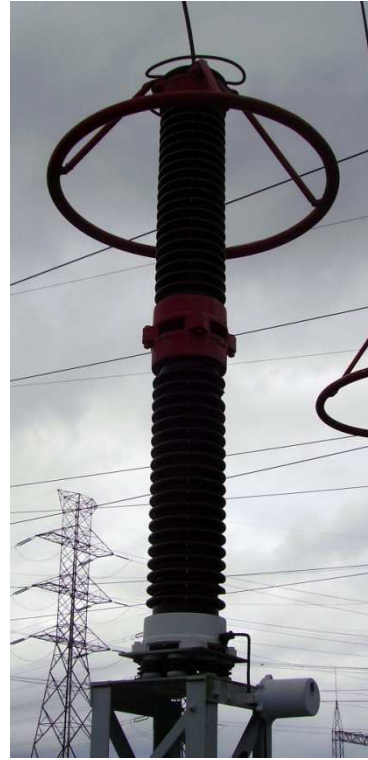
Pára-raios 74T6 Meidensha ZEC27



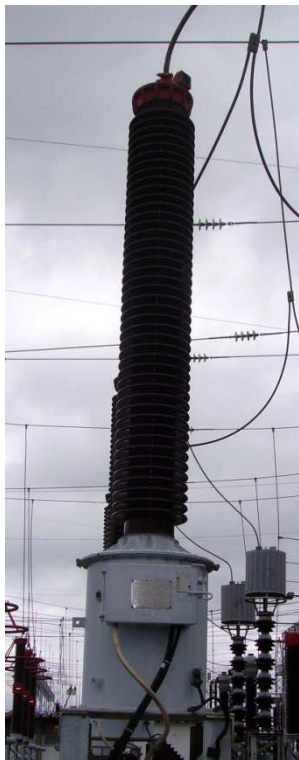
Chave seccionadora 34L3-5
Delle Alsthon DSV14



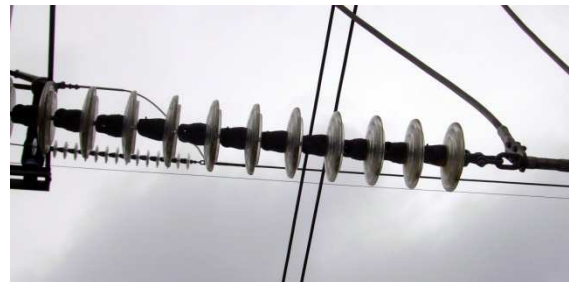
TC 94L3 Balteau SEX220



Pára-raios 74L3 EMP LHS180



TP 84L3 Trench TEM230H



Cadeia de ancoragem CA14V4



Chave seccionadora 34V4-5 Ceme S3CVT



Disjuntor 14V4 Inebrasa FA2



TP 84V4 Trench TEM230H

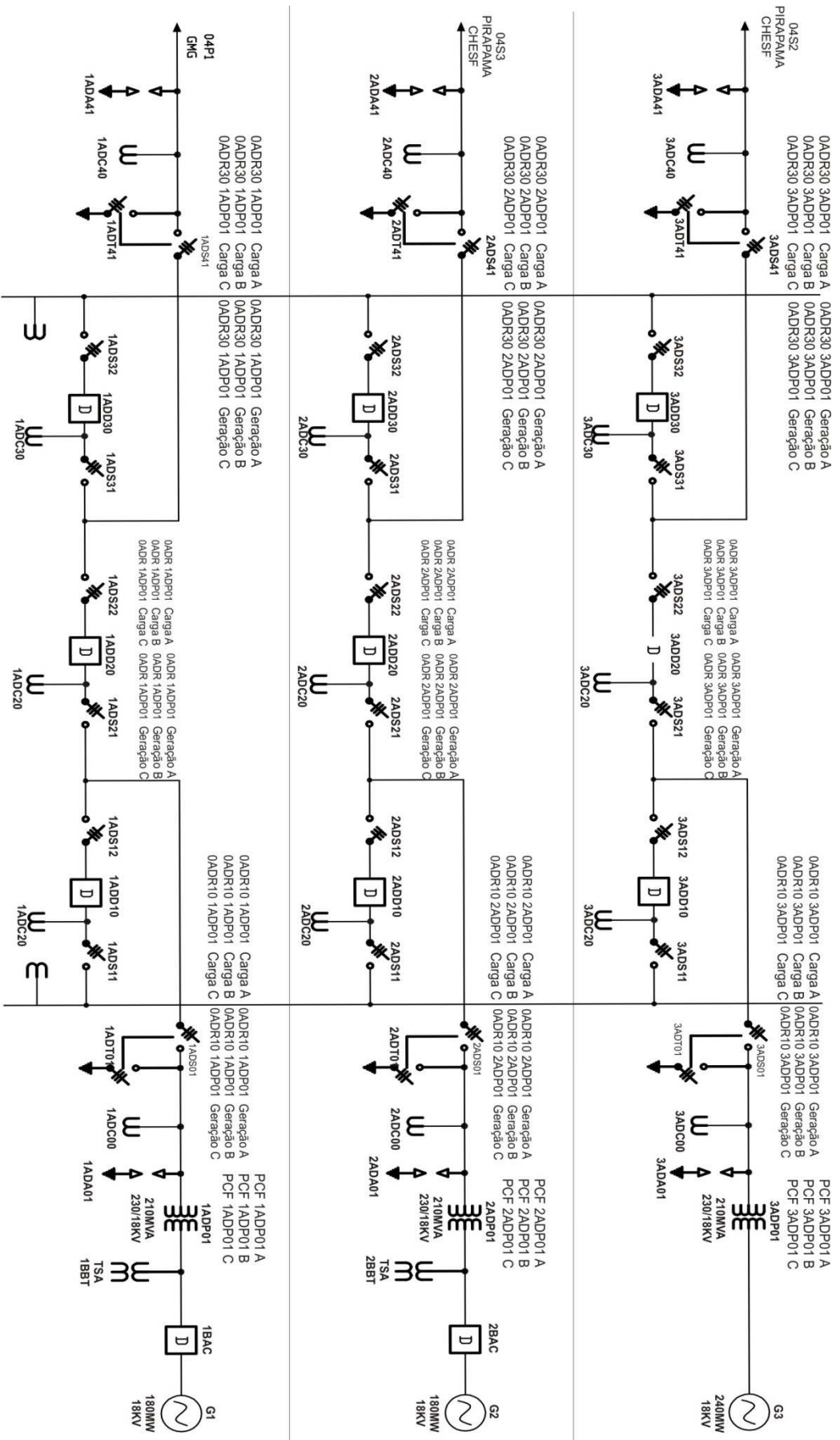


TC 94V4 Alston QDR245



Pára-raios 74V4 Siemens 3EP21923PL4

ANEXO C – DIAGRAMA UNIFILAR DA SE TERMOPE



ANEXO D – FOTOGRAFIAS DOS EQUIPAMENTOS
INSPECIONADOS NA SE TERMOPE



Disjuntor Siemens 3AP1 FI-245



Disjuntor Siemens 3AP1 FI-245
com invólucro polimérico.

ANEXO E – RESULTADOS DA EXTRAÇÃO DE
ATRIBUTOS POR ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS COM
VARIAÇÕES DE URA E POLUIÇÃO

Tabela E1. Resultados do processamento por Estatísticas Descritivas do RU com variação de URA e poluição: URA de 60% e 65%.

URA	Parâmetro	Resultados	
		Média	Desvio Padrão
60%	Média	45,00	5,80
	Desvio Padrão	40,80	3,38
	Curtose	83,75	5,48
	Assimetria	52,16	3,54
	RMS	41,70	4,27
	Passagens por zero	46,59	4,88
	Elementos acima de zero	43,52	5,03
	Energia dos elementos acima de zero	48,98	4,07
	Elementos abaixo de zero	45,11	3,47
	Energia dos elementos abaixo de zero	51,48	4,79
	Amplitude interquartil	41,93	3,18
	Energia espectral	42,50	4,43
	Assimetria espectral	45,23	5,41
	Curtose espectral	47,61	6,79
	Decaimento espectral	44,09	6,56
	Decaimento espectral	61,93	4,09
	Centróide	60,80	5,44
	Média do Centróide	42,27	7,81
	Desvio Padrão do Centróide	42,95	6,43
	Valor Máximo do Centróide	42,05	4,45
65%	Média	45,34	5,32
	Desvio Padrão	61,48	4,95
	Curtose	62,16	3,62
	Assimetria	61,25	3,73
	RMS	58,52	3,98
	Passagens por zero	44,20	7,98
	Elementos acima de zero	38,41	8,28
	Energia dos elementos acima de zero	57,39	4,58
	Elementos abaixo de zero	43,75	4,50
	Energia dos elementos abaixo de zero	74,66	3,33
	Amplitude interquartil	47,95	6,70
	Energia espectral	60,80	2,59
	Assimetria espectral	47,27	3,24
	Curtose espectral	48,07	4,72
	Decaimento espectral	46,59	3,92
	Decaimento espectral	45,57	2,77
	Centróide	60,45	2,70
	Média do Centróide	53,18	4,32
	Desvio Padrão do Centróide	50,34	6,77
	Valor Máximo do Centróide	52,50	3,91

Tabela E2. Resultados do processamento por Estatísticas Descritivas do RU com variação de URA e poluição: URA de 70% e 75%.

URA	Parâmetro	Resultados	
		Média	Desvio Padrão
70%	Média	48,98	3,07
	Desvio Padrão	47,61	5,67
	Curtose	58,52	4,30
	Assimetria	41,82	7,52
	RMS	42,50	6,00
	Passagens por zero	52,50	2,90
	Elementos acima de zero	45,00	3,57
	Energia dos elementos acima de zero	59,55	4,27
	Elementos abaixo de zero	49,20	4,60
	Energia dos elementos abaixo de zero	44,55	4,10
	Amplitude interquartil	40,68	5,67
	Energia espectral	40,34	6,57
	Assimetria espectral	48,18	7,12
	Curtose espectral	50,80	4,22
	Decaimento espectral	40,11	8,45
	Decaimento espectral	53,52	6,19
	Centróide	86,82	3,03
	Média do Centróide	48,07	3,86
	Desvio Padrão do Centróide	48,18	7,34
	Valor Máximo do Centróide	51,36	7,27
75%	Média	49,43	3,84
	Desvio Padrão	56,25	3,14
	Curtose	60,23	4,16
	Assimetria	41,70	8,33
	RMS	58,52	3,95
	Passagens por zero	46,02	8,30
	Elementos acima de zero	51,48	4,11
	Energia dos elementos acima de zero	54,09	4,43
	Elementos abaixo de zero	52,84	3,63
	Energia dos elementos abaixo de zero	50,45	5,46
	Amplitude interquartil	49,43	3,87
	Energia espectral	55,45	4,78
	Assimetria espectral	45,80	5,64
	Curtose espectral	45,80	6,93
	Decaimento espectral	55,23	3,34
	Decaimento espectral	47,73	5,93
	Centróide	78,30	3,41
	Média do Centróide	57,61	4,42
	Desvio Padrão do Centróide	54,89	3,77
	Valor Máximo do Centróide	52,61	2,98

Tabela E3. Resultados do processamento por Estatísticas Descritivas do RU com variação de URA e poluição: URA de 80% e 85%.

URA	Parâmetro	Resultados	
		Média	Desvio Padrão
80%	Média	63,86	2,86
	Desvio Padrão	55,23	6,60
	Curtose	45,68	4,96
	Assimetria	56,70	4,33
	RMS	50,57	3,50
	Passagens por zero	47,84	6,26
	Elementos acima de zero	41,25	4,97
	Energia dos elementos acima de zero	43,41	7,47
	Elementos abaixo de zero	40,68	3,88
	Energia dos elementos abaixo de zero	61,82	4,48
	Amplitude interquartil	48,86	4,50
	Energia espectral	52,84	5,21
	Assimetria espectral	43,41	4,29
	Curtose espectral	42,95	6,48
	Decaimento espectral	52,16	3,54
	Decaimento espectral	44,43	4,95
	Centróide	68,18	3,43
	Média do Centróide	46,93	5,29
	Desvio Padrão do Centróide	55,00	4,90
	Valor Máximo do Centróide	45,68	8,52
85%	Média	37,84	5,03
	Desvio Padrão	50,00	4,64
	Curtose	66,14	3,58
	Assimetria	49,55	4,35
	RMS	54,55	3,33
	Passagens por zero	46,82	5,22
	Elementos acima de zero	49,89	4,70
	Energia dos elementos acima de zero	57,39	4,40
	Elementos abaixo de zero	49,32	5,10
	Energia dos elementos abaixo de zero	65,80	4,04
	Amplitude interquartil	41,48	4,22
	Energia espectral	52,50	3,49
	Assimetria espectral	38,41	6,00
	Curtose espectral	42,50	5,82
	Decaimento espectral	56,70	4,65
	Decaimento espectral	41,36	5,95
	Centróide	86,25	2,51
	Média do Centróide	47,16	5,36
	Desvio Padrão do Centróide	46,48	4,77
	Valor Máximo do Centróide	42,05	2,67

Tabela E4. Resultados do processamento por Estatísticas Descritivas do RU com variação de URA e poluição: URA de 90%.

URA	Parâmetro	Resultados	
		Média	Desvio Padrão
90%	Média	51,36	4,37
	Desvio Padrão	54,09	4,06
	Curtose	50,11	4,58
	Assimetria	45,80	6,04
	RMS	51,93	3,43
	Passagens por zero	47,16	6,06
	Elementos acima de zero	50,11	4,82
	Energia dos elementos acima de zero	85,23	2,62
	Elementos abaixo de zero	47,39	4,22
	Energia dos elementos abaixo de zero	66,82	2,86
	Amplitude interquartil	51,48	5,06
	Energia espectral	52,73	3,37
	Assimetria espectral	42,05	5,19
	Curtose espectral	40,45	8,34
	Decaimento espectral	46,02	4,20
	Decaimento espectral	48,98	5,11
	Centróide	81,36	4,33
	Média do Centróide	49,43	5,32
	Desvio Padrão do Centróide	48,30	5,68
	Valor Máximo do Centróide	47,61	4,63

ANEXO F – ARTIGOS E RESUMOS PRODUZIDOS
EM TEMAS CORRELATOS AO DO DOUTORADO

F1 - ARTIGOS PUBLICADOS EM ANAIS DE CONGRESSOS

FERREIRA, T.V.; GERMANO, A.D.; COSTA, E.G.; **Ultra-sound and Artificial Intelligence Applied to the Diagnostic of Insulations in the Field.** In: High Voltage Engineering and Application (ICHVE), 2010 International Conference on, ICHVE 2010, 2010, Nova Orleans, LA, EUA.

COSTA, E. G. ; FERREIRA, T. V. ; VILAR, P. B. ; GERMANO, A. D. ; BEZERRA, J. M. B. . **Estimation of Insulators Pollution Based on Spectral Analysis.** In: 16th International Symposium on High Voltage Engineering, 2009, Cape Town. XVI ISH Proceedings, 2009. v. E-6.

FERREIRA, T. V. ; GERMANO, A. D. ; VILAR, P. B. ; COSTA, E. G. ; BEZERRA, J. M. B. . **Diagnóstico de isoladores baseado na emissão de ruídos ultra-sônicos.** In: Encontro Regional Iberoamericano do Cigré, 2009, Iguazú. Anais do XIII ERIAC, 2009. v. A3-07.

GERMANO, A. D. ; FERREIRA, T. V. ; COSTA, E. G. ; Sousa, F. P. F. ; VILAR, P. B. ; Torres, I. S. M. ; GUEDES, G. P. . **Avaliação de uma técnica de diagnóstico de isoladores a partir do espectro ultra-sônico.** In: The 8th Latin-American Congress on Electricity Generation and Transmission - CLAGTEE 2009, 2009, Ubatuba. Book of Abstracts and Proceedings of 8th Latin-American Congress: Electricity Generation and Transmission, 2009.

FERREIRA, T. V. ; NERI, M. G. G. ; COSTA, E. G. ; GOUVEIA, F. A. O. ; SILVA, K. M. . **Utilização de Redes Neurais na Identificação de Descargas Parciais.** In: Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos 2008, 2008, Belo Horizonte. Anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos 2008, 2008.

FERREIRA, T. V. ; NERI, M. G. G. ; COSTA, E. G. ; VILAR, P. B. . **Aplicação da Transformada Wavelet Packet a Ruídos Ultra-sônicos de Isolamentos Elétricos.** In: Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, 2008, Belo Horizonte. Anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos 2008, 2008.

BEZERRA, J. M. B. ; R. R. B. Aquino ; J. B. Oliveira ; T. M. A. Silveira ; COSTA, E. G. ; NERI, M. G. G. ; FERREIRA, T. V. ; J. L. P. Dantas ; P. L. Mendonça . **Application of Pattern Recognition Techniques to non Invasive Insulation Monitoring.** In: 2008 IEEE International Symposium on Electrical Insulation, 2008, Vancouver. 2008 IEEE International Symposium on Electrical Insulation Proceedings. Vancouver, 2008.

FERREIRA, T. V. ; VILAR, P. B. ; COSTA, E. G. ; NERI, M. G. G. **Classificação de ruídos emitidos por isolamentos elétricos utilizando redes neurais artificiais.** In: Congresso Ibero Latino Americano de Métodos Computacionais em Engenharia, 2008, Maceió. Anais do XXIX CILAMCE, 2008.

F2 - ARTIGOS PUBLICADOS EM MAGAZINES

BEZERRA, J. M. B. ; R. R. B. Aquino ; J. B. Oliveira ; NÓBREGA NETO, O.; T. M. A. Silveira ; COSTA, E. G. ; NERI, M. G. G. ; FERREIRA, T. V. ; J. L. P. Dantas ; MENDONCA, P. L. . **Avaliação de Sensor de Ultra-som como Técnica Preditiva na Manutenção de Subestações e linhas de Transmissão e Distribuição.** Revista Pesquisa e Desenvolvimento da ANEEL, v. 1, p. 108-110, 2009.

F3 - ARTIGOS PUBLICADOS EM REVISTAS ESPECIALIZADAS

COSTA, E.G. ; FERREIRA, T.V. ; NERI, M.G.G. ; QUEIROZ, I.B. ; GERMANO, A.D.; **Characterization of Polymeric Insulators Using Thermal and UV Imaging Under Laboratory Conditions.** Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on. Volume: 16; Issue:4 ; pp. 985; August 2009; ISSN: 1070-9878; DOI: 10.1109/TDEI.2009.5211844;