



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E INFORMÁTICA
UNIDADE ACADÊMICA DE ENGENHARIA ELÉTRICA

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**CLASSIFICAÇÃO DE ISOLADORES DE VIDRO DE ALTA
TENSÃO A PARTIR DO ESPECTRO ELETROMAGNÉTICO
IRRADIADO**

PEDRO HENRIQUE VENSKE DA ROCHA

Campina Grande
Dezembro de 2014



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E INFORMÁTICA
UNIDADE ACADÊMICA DE ENGENHARIA ELÉTRICA

Coordenação de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

CLASSIFICAÇÃO DE ISOLADORES DE VIDRO DE ALTA TENSÃO A PARTIR DO ESPECTRO ELETROMAGNÉTICO IRRADIADO

PEDRO HENRIQUE VENSKE DA ROCHA

Dissertação apresentada à Coordenação de Pós-Graduação do curso de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande - UFCG, como requisito parcial na obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da Informação

Linha de Pesquisa: Eletrônica e Telecomunicações

Orientador: Prof. Dr. Glauco Fontgalland

Campina Grande, Paraíba, Brasil
© Pedro Henrique Venske da Rocha, Dezembro de 2014

Dedico a todos que fizeram parte da minha vida acadêmica, os quais me ajudaram em cada momento para que assim fosse possível concluir esse meu tão almejado objetivo.

Também aos estudantes, pesquisadores, curiosos, que assim como eu, estão em busca de alguma fonte de conhecimento e sabedoria. Sucesso!

Agradecimentos

À minha Família! Minha mãe Tânia, pela oportunidade da vida, conselhos, confiança, ensinamentos, exemplos, companheirismo, carinho e principalmente amor que sempre me foram e são dados. Ao meu Pai Rocha pelo amor e exemplo de Pai, ser humano, amigo, companheiro, humildade, sabedoria, força e professor da vida que me foram e são dados. Ao meu pai do coração Afrânio pelo exemplo de vida, dedicação, vitória, superação, família, Pai, educador, integridade que me foram e são dados.

A todos os professores que eu tive a oportunidade de aprender ao longo da minha vida, que contribuíram para o meu desenvolvimento profissional e como pessoa. Ao meu orientador de mestrado, Professor Glauco Fontgalland pela confiança em mim depositada e pelos ensinamentos técnicos e profissionais.

Aos colegas e amigos que fiz durante toda a vida e que de certa forma contribuíram para a conclusão deste trabalho.

Muito Obrigado!

“O conflito não é entre o bem e o mal, mas entre o conhecimento e a ignorância.”
Siddhartha Gautama – *Buda*

RESUMO

Os isoladores vítreos de alta tensão são, ainda hoje, os principais equipamentos empregados nas linhas de transmissão. Embora haja uma tendência de substituição desses por poliméricos, ainda são predominantemente encontrados principalmente nas redes de transmissão em alta tensão de 69 kV, 230 kV e 500 kV. Localizados distribuídamente ao longo de uma extensa área territorial, os métodos e procedimentos de inspeção se tornam de difícil execução. As rotinas de inspeções preventivas e preditivas realizadas atualmente são dotadas de bastante subjetividade e possuem muitos fatores que restringem a sua implementação. Dependem exclusivamente da avaliação visual do técnico e em condições climáticas específicas: período noturno, mínima fonte de luminosidade, principalmente da lua, umidade relativa do ar elevada e o uso de binóculo. Outras técnicas de inspeção foram estudadas, porém não foram encontrados relatos da sua utilização nas empresas de energia, para as tensões mencionadas. Este trabalho apresenta um método para a realização de inspeção em isoladores de alta tensão. O diferencial do método está na utilização de técnicas de processamento de sinais em conjunto com inteligência artificial, para que assim o espectro eletromagnético irradiado por esses equipamentos, quando estão em operação, seja interpretado e classificado quanto ao nível de poluição dos isoladores. Assim, um critério objetivo é inserido no processo, proporcionando ao inspetor uma ferramenta mais eficiente e que não necessite exclusivamente de uma avaliação subjetiva. As redes neurais artificiais realizaram a classificação dos sinais após o processamento desses através da transformada *Wavelet*. Medições em laboratório e em campo foram realizadas para servirem de base de dados para o treinamento do método. Os melhores resultados mostram acertos acima de 96,5% em todas as medições realizadas.

Palavras-chave: Espectro eletromagnético irradiado, Isoladores de Alta Tensão, Redes Neurais Artificiais, Reconhecimento de Padrões, Transformada *Wavelet*.

ABSTRACT

The glass high voltage insulators are, today, the main equipment used in transmission lines. Although a trend towards replacing them with polymers, are still predominantly found mainly in transmission networks for high voltage 69 kV, 230 kV and 500 kV. Located over an extensive geographical area, the methods and inspection procedures become difficult to perform. The routines of preventive and predictive inspections performed today are equipped with enough subjectivity and have many factors that restrict its implementation. Depend solely on the visual assessment of the technical and specific climatic conditions: night, minimum source of light, especially the moon, high relative humidity and the use of binoculars. Other inspection techniques were studied, but have not found reports of their use in energy companies, for the mentioned tensions. This research presents a method for carrying out inspection on high voltage insulators. The differential method is the use of set in signal processing techniques with artificial intelligence, so that the electromagnetic spectrum radiated by the equipment when in operation, should be interpreted and classified according to the level of pollution of the insulators. Thus, an objective criterion is inserted in the process, giving the inspector a more efficient tool that does not require only a subjective assessment. Artificial neural networks performed the classification of signals after processing these through the wavelet transform. Measurements in the laboratory and field tests were conducted to serve as a database for training method. The best results show up hit 96.5% in all measurements.

Keywords: Artificial Neural Networks, High Voltage Insulators, Pattern Recognition, Radiated electromagnetic spectrum, Wavelet Transform.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Isolador de vidro (vista em corte)	21
Figura 2: Coeficiente de reflexão (S11) medido de isoladores. (a) Conector soldado na campânula e (b) conector soldado no pino.	25
Figura 3: Etapas de um sistema RP.	26
Figura 4: Visualização dos sinais nos domínios do tempo e da frequência.	28
Figura 5: Janela de análise: (a) Transformada de Fourier (TF) e (b) Transformada de Fourier de Tempo Curto (STFT).	32
Figura 6: Visualização de dois tamanhos para a largura da janela da STFT. (a) Tamanho igual a τ e (b) tamanho igual a $\tau/2$	33
Figura 7: Exemplos de <i>wavelets</i> mãe: (a) Haar, (b) Daubechies 2, (c) Coiflet 2 e (d) Symlet 2.	34
Figura 8: <i>Wavelets</i> com diferentes escalas e deslocamentos.	35
Figura 9: Gráfico da amostragem diádica.	37
Figura 10: Análise multiresolução.	38
Figura 11: Árvore de decomposição de coeficientes <i>wavelets</i>	38
Figura 12: Neurônio biológico.	40
Figura 13: Modelo do neurônio artificial de McCulloch e Pitts.	41
Figura 14: Exemplos de funções de ativação.	42
Figura 15: Grafo de fluxo de sinal (<i>Perceptron</i>).	44
Figura 16: Mapa bidimensional do relacionamento de duas variáveis com duas classes.	44
Figura 17: <i>Perceptron</i> de Múltipla Camada (MLP).	45
Figura 18: Fluxo do sinal no algoritmo backpropagation.	46
Figura 19: Antena bicônica. (a) Elemento irradiador e (b) fixada no tripé.	50
Figura 20: Kit de alta tensão (KAT) do LAT/UFMG.	51
Figura 21: Salão de alta tensão (SAT) do LAT/UFMG.	51
Figura 22: Diagrama da medição no SAT/UFMG.	52
Figura 23: Experimento realizado em campo, Rio Largo/AL.	53
Figura 24: Isoladores utilizados na primeira medição: (a) limpo e (b) poluído.	54
Figura 25: Indicação dos pontos de medição em relação à torre: P1 e P2.	56
Figura 26: Cadeias de isoladores vítreos retiradas após o 5º experimento.	56
Figura 27: RNA utilizada no método A.	59
Figura 28: RNA utilizada no método B.	60
Figura 29: Níveis de coeficientes <i>wavelets</i> utilizados no método C.	61
Figura 30: Sinal processado pela transformada <i>wavelet</i> : (a) sinal original, (b) coeficientes (1,0), (c) coeficientes (2,0) e (d) coeficientes (3,0).	61
Figura 31: RNA utilizada no método C.	62
Figura 32: RNA utilizada no método D.	63
Figura 33: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 50 MHz: 1º Experimento.	66
Figura 34: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 50 MHz: 2º Experimento.	67
Figura 35: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 50 MHz: 3º Experimento.	67
Figura 36: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 50 MHz: 4º Experimento.	68
Figura 37: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 50 MHz: 5º e 6º Experimentos.	68
Figura 38: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 100 MHz: 1º Experimento. ...	69
Figura 39: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 100 MHz: 2º Experimento. ...	69
Figura 40: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 100 MHz: 3º Experimento. ...	70
Figura 41: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 100 MHz: 4º Experimento. ...	70

Figura 42: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 100 MHz: 5° e 6° Experimentos.....	70
Figura 43: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 150 MHz: 1° Experimento. ...	71
Figura 44: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 150 MHz: 2° Experimento. ...	71
Figura 45: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 150 MHz: 3° Experimento. ...	71
Figura 46: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 150 MHz: 4° Experimento. ...	72
Figura 47: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 150 MHz: 5° e 6° Experimentos.....	72
Figura 48: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 200 MHz: 1° Experimento. ...	72
Figura 49: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 200 MHz: 2° Experimento. ...	73
Figura 50: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 200 MHz: 3° Experimento. ...	73
Figura 51: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 200 MHz: 4° Experimento. ...	73
Figura 52: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 200 MHz: 1° Experimento. ...	73
Figura 53: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 250 MHz: 1° Experimento. ...	74
Figura 54: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 250 MHz: 2° Experimento. ...	74
Figura 55: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 250 MHz: 5° e 6° Experimento.	74
Figura 56: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 300 MHz: 1° Experimento. ...	75
Figura 57: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 250 MHz: 4° Experimento. ...	75
Figura 58: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 300 MHz: 5° e 6° Experimentos.....	75
Figura 59: Resultados por experimentos - LB 50 MHz. (a) 1°, (b) 2°, (c) 3°, (d) 4°, (e) 5° e 6° experimentos.....	76
Figura 60: Resultados por experimentos - LB 100 MHz. (a) 1°, (b) 2°, (c) 3°, (d) 4°, (e) 5° e 6° experimentos.....	77
Figura 61: Resultados por experimentos - LB 150 MHz. (a) 1°, (b) 2°, (c) 3°, (d) 4°, (e) 5° e 6° experimentos.....	79
Figura 62: Resultados por experimentos – LB 200 MHz. (a) 1°, (b) 2°, (c) 3°, (d) 4°, (e) 5° e 6° experimentos.....	80
Figura 63: Resultados por experimentos – LB 250 MHz. (a) 1°, (b) 4°, (c) 5° e 6° experimentos.....	81
Figura 64: Resultados por experimentos – LB 300 MHz. (a) 1°, (b) 4°, (c) 5° e 6° experimentos.....	82
Figura 65: Resultados por métodos – LB 50 MHz.....	83
Figura 66: Resultados por métodos – LB 100 MHz.....	85
Figura 67: Resultados por métodos – LB 150 MHz.....	87
Figura 68: Resultados por métodos – LB 200 MHz.....	88
Figura 69: Resultados por métodos – LB 250 MHz.....	89
Figura 70: Resultados por métodos – LB 300 MHz.....	91

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Especificação antena bicônica.	49
Tabela 2: Especificação do analisador de espectro.	50
Tabela 3: Contagem de pontos pelo DayCor®.....	54
Tabela 4: Parâmetros da RNA.	58
Tabela 5: Relação das subfaixas espectrais analisadas.....	65

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<i>BW</i>	<i>Bandwidth (Largura de Banda)</i>
<i>CHESF</i>	<i>Companhia Hidro Elétrica do São Francisco</i>
<i>DWT</i>	<i>Discrete Wavelet Transform (Transformada Wavelet Discreta)</i>
<i>EDAL</i>	<i>Eletróbrás Distribuição Alagoas</i>
<i>EMN</i>	<i>Eletromagnética</i>
<i>END</i>	<i>Ensaio Não Destrutivo</i>
<i>FDP</i>	<i>Função densidade de probabilidade</i>
<i>FFT</i>	<i>Fast Fourier Transform (Transformada Rápida de Fourier)</i>
<i>HPF</i>	<i>High-Pass Filter (Filtro Passa-Alta)</i>
<i>IA</i>	<i>Inteligência Artificial</i>
<i>IEM</i>	<i>Interferência Eletromagnética</i>
<i>LAT</i>	<i>Laboratório de Alta Tensão</i>
<i>LB</i>	<i>Largura de Banda</i>
<i>LEMA</i>	<i>Laboratório de Eletromagnetismo Aplicado</i>
<i>LPF</i>	<i>Low-Pass Filter (Filtro Passa-Baixa)</i>
<i>LT</i>	<i>Linha de Transmissão</i>
<i>MLP</i>	<i>Multilayer Perceptron (Perceptron de Múltiplas Camadas)</i>
<i>OCR</i>	<i>Reconhecimento Óptico de Caracteres</i>
<i>PCA</i>	<i>Principal Component Analysis (Análise de Componentes Principais)</i>
<i>RBF</i>	<i>Radial Basis Function (Função de Base Radial)</i>
<i>REM</i>	<i>Ruído eletromagnético</i>
<i>RF</i>	<i>Radiofrequência</i>
<i>RMB</i>	<i>Ruído Magnético de Barkhausen</i>
<i>RNA</i>	<i>Redes Neurais Artificiais</i>
<i>RP</i>	<i>Reconhecimento de Padrão</i>
<i>S11</i>	<i>Coefficiente de reflexão</i>
<i>STFT</i>	<i>Short Time Fourier Transform (Transformada de Fourier de Tempo Curto)</i>
<i>TF</i>	<i>Transformada de Fourier</i>
<i>TFC</i>	<i>Transformada de Fourier Contínua</i>
<i>TFD</i>	<i>Transformada de Fourier Discreta</i>
<i>TW</i>	<i>Transformada Wavelet</i>
<i>TWC</i>	<i>Transformada Wavelet Contínua</i>
<i>VNA</i>	<i>Vector Network Analysis (Analisador Vetorial de Rede)</i>

SUMÁRIO

1 Introdução	14
1.1 <i>Estrutura do trabalho</i>	17
2 Fundamentação Teórica	18
2.1 <i>Estado da arte sobre o tema</i>	18
2.2 <i>Isolador de vidro</i>	20
2.2.1 <i>Fabricação</i>	21
2.2.2 <i>Utilização</i>	22
2.2.3 <i>O Isolador como Elemento Irradiador</i>	22
2.3 <i>Reconhecimento de Padrões</i>	25
2.4 <i>Wavelet</i>	27
2.4.1 <i>Análise Tempo x Frequência</i>	27
2.4.2 <i>Séries de Fourier</i>	28
2.4.3 <i>Transformada de Fourier Contínua (TFC)</i>	29
2.4.4 <i>Transformada de Fourier Discreta (TFD)</i>	30
2.4.5 <i>Transformada de Fourier de Tempo Curto</i>	31
2.4.6 <i>Transformada Wavelet Contínua (TWC)</i>	33
2.4.7 <i>Transformada Wavelet Discreta</i>	36
2.4.8 <i>Análise Multiresolução</i>	37
2.5 <i>Redes Neurais Artificiais (RNA)</i>	39
2.5.1 <i>O Neurônio Biológico</i>	39
2.5.2 <i>Neurônio Artificial</i>	40
2.5.3 <i>Função de Ativação</i>	42
2.5.4 <i>Perceptron</i>	43
2.5.5 <i>Perceptron de Múltiplas Camadas</i>	45
2.5.6 <i>Limitações da RNA</i>	47
2.6 <i>Considerações finais</i>	48
3 Medições	49
3.1 <i>Equipamentos</i>	49

3.2 Locais dos Experimentos	50
3.3 Experimento 1	53
3.4 Experimento 2	54
3.5 Experimento 3	55
3.6 Experimento 4	55
3.7 Experimento 5	55
3.8 Experimento 6	57
3.9 Considerações finais	57
4 Método de Classificação	58
4.1 Método A	59
4.2 Método B	59
4.3 Método C	60
4.4 Método D	62
4.5 Considerações finais	64
5 Resultados	65
5.1 Resultados das médias e desvios padrão	66
5.2 Resultados por experimento	76
5.3 Resultados por método	82
5.4 Considerações finais	92
6 Conclusão	93
6.1 Publicações	95
6.2 Trabalhos futuros	95
Referências	97

1 Introdução

A manutenção de equipamentos elétricos é fundamental para garantir a continuidade no fornecimento de energia elétrica para seus usuários. Bezerra (2004) indica que problemas nos isolamentos elétricos são os principais motivos de interrupção no fornecimento de energia elétrica. Nas linhas de transmissão (LT), os isoladores têm influência direta em seu desempenho. Oliveira (2008) especifica que uma das principais causas de desligamentos não programados em LT é o acúmulo de poluição em isoladores.

Problemas de interrupções no fornecimento, em particular no Brasil, que atingem municípios, estados e regiões de forma simultânea, em grande parte, têm relação com a forma em que é realizada a manutenção do sistema. Muitas vezes ineficiente, a manutenção deixa margem a interrupções repetidas que atinge uma grande quantidade de consumidores. Oleskovics (2007) estima que, nos EUA, o custo das perdas financeiras com a interrupção do fornecimento de energia elétrica, de até um minuto, pode chegar a US\$ 400.000,00. Isso evidencia uma alta perda para a sociedade como um todo, razão pela qual é considerada uma área estratégica para o desenvolvimento do país, compondo um dos pilares responsáveis pelo crescimento econômico (MARCELINO, 2006).

Os estudos na área de monitoramento e diagnóstico de isoladores podem ser classificados em dois grupos: os que analisam diretamente os parâmetros de operação do isolador (corrente de fuga, descargas parciais internas) necessitando de sensores (localizados nos equipamentos) e/ou circuitos auxiliares para captar as informações; e os que tratam os efeitos causados pelas variações desses parâmetros (corona, térmico, sonoro, visual, radiofrequência), coletando esses sinais de forma remota. Atualmente o processo para se diagnosticar o nível de poluição em isoladores de alta tensão localizados em LT não é uma tarefa simples, sendo feita principalmente de forma visual (CAPELINI, 2012).

A inspeção visual, na qual o encarregado observa o isolador, está sujeita a erros devido à grande distância entre o ponto de medição e a cadeia de isolador (FERREIRA, 2011), com altura média entre 15 m e 40 m, em LT para 69 kV, e ainda devendo considerar uma distância segura da base da torre, podendo ultrapassar 20 m. No sistema da companhia hidro elétrica do São Francisco (CHESF), o diagnóstico de isoladores com acúmulo de poluentes é feito

principalmente de modo visual: o inspetor de linha escolhe pontos específicos, de acordo com o histórico de registro de falhas, preferencialmente em noite de lua nova, pois há a menor ocorrência de luminosidade (OLIVEIRA, 2008). A inspeção visual é bastante prejudicada quando é feita próxima a outras fontes de luz, tais como iluminação local.

Outro método possível para a inspeção de isoladores é a utilização de termovisores. Estes instrumentos convertem a energia infravermelha, proveniente de fontes de calor, em uma escala de cores. Seu emprego, aplicado ao diagnóstico do isolador, é feito a partir da comparação das imagens registradas ao longo do tempo. A ocorrência de aumento na temperatura é um indicativo de que deve existir alguma anomalia no equipamento (EPPERLY; HEBERLEIN; EADS, 1999).

Semelhante ao método de diagnóstico pelo termovisor, o monitoramento da poluição em isoladores também pode ser realizado através da análise da emissão de irradiação ultravioleta, pois estas são geradas quando há ocorrência de descargas parciais externas (CHAURASIA, 1999). A limitação dessa técnica está no alto custo para aquisição do aparelho detector de irradiação ultravioleta. Além disso, para que ocorra descarga parcial, a umidade relativa do ar deve ser alta, acima de 70% (OLIVEIRA, 2008).

Já o método de monitoramento de isoladores por meio de sensores instalados nas cadeias, descrito em Khalifa (1988), faz a análise em tempo real da corrente de fuga e envia um sinal ao centro de manutenção caso esta ultrapasse um limiar preestabelecido.

O presente trabalho investiga um método que busca melhorar os procedimentos de manutenção atualmente empregados em isoladores de tensão, tornando-o mais eficiente na conclusão da avaliação desses isoladores.

Um fator que contribui para a ineficiência da forma atualmente empregada na manutenção de isoladores de alta tensão é a ausência de um critério objetivo, que balize o encarregado da manutenção a tomar qualquer decisão sobre a necessidade ou não de intervenção no equipamento, podendo essa ser apenas uma limpeza ou a sua substituição.

O estudo das metodologias possíveis empregadas na área de manutenção em equipamentos é uma área bastante explorada em pesquisas. Podendo se dar basicamente de três formas, os procedimentos de manutenção são classificados por Vieira (2008) como: preventiva, corretiva e preditiva. A primeira refere-se a um modelo de manutenção focado nas intervenções e análises de acordo com uma programação preestabelecida, formulada a partir de dados estatísticos das falhas dos equipamentos. Essa forma de manutenção não é muito

eficiente, pois realiza ações sem levar em consideração a situação real de cada equipamento, acarretando muitas vezes em substituição ou intervenção desnecessárias.

Na corretiva, também conhecida como emergencial, a intervenção no equipamento ocorre de forma não planejada devida a alguma falha ou anomalia em seu funcionamento. Esse modelo de manutenção é o que mais dá prejuízo para a empresa, pois o problema ocorre de maneira inesperada e necessita de uma equipe consideravelmente grande para a sua resolução, além da indisponibilidade ocasionada pela falha do equipamento, gerando com isso perdas expressivas.

O último tipo de manutenção, preditiva, é definido como um processo contínuo de monitoramento de cada equipamento, feito através da análise de certos parâmetros que servem para inferir sobre seu estado operacional. Dessa forma, a intervenção é somente realizada quando forem diagnosticados, por meio do monitoramento contínuo dos seus parâmetros, indícios de mau funcionamento que possam levar à inoperância do equipamento. No caso dos isoladores de alta tensão, o grau de poluição pode ser considerado como critério de análise. Isso reflete em uma economia significativa para a empresa, pois tornam eficientes as ações da equipe de manutenção.

Diante do contexto inserido, o problema envolve realizar uma manutenção preditiva satisfatória em isoladores de alta tensão, capaz de auxiliar o corpo técnico nas realizações de inspeção em isoladores.

Esta pesquisa tem o objetivo de propor e testar um método eficiente para diagnosticar o estado de conservação de isoladores de vidro de alta tensão a partir da análise do espectro eletromagnético irradiado do mesmo quando submetido à tensão de operação, 69 kV.

Para isso, foram realizadas medições, em laboratório e no campo, do espectro irradiado de isoladores submetidos à alta tensão. Foram testados isoladores que depois de lavados foram poluídos artificialmente por uma solução a base de Kaolin, com condutividade elétrica conhecida.

Os espectros coletados nas medições foram analisados em subfaixas de frequências por meio da média e do desvio padrão a fim de se conhecer melhor os padrões existentes em cada faixa espectral. Após a análise, os dados foram submetidos ao método proposto nesta pesquisa, baseado na decomposição dos coeficientes *Wavelets* e classificação por uma rede neural artificial (RNA).

1.1 Estrutura do trabalho

No Capítulo 2 é realizada uma revisão teórica dos assuntos e temas abordados no trabalho. No Capítulo 3 é explicado em detalhes o processo de medição, bem como os equipamentos utilizados e os locais das medições. No Capítulo 4, é apresentado o método proposto nesta pesquisa. No Capítulo 5 são apresentados os resultados obtidos pelo método e, por fim, no Capítulo 6 são expostas as conclusões e a propositura de trabalhos futuros.

2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo são abordados temas teóricos que servem de subsídio para a execução e compreensão do que é proposto no decorrer deste trabalho.

2.1 Estado da arte sobre o tema

O objetivo de classificar um dado objeto é comum em várias áreas da ciência. Os métodos de classificação, na sua maioria, se resumem a: aquisição de uma base de dados relacionada ao problema em questão; tratamento e extração das características principais e, por fim, o processamento por um classificador (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

As pesquisas sobre classificadores de padrões se dividem principalmente em duas áreas: as que estudam classificadores baseados em inteligência artificial (IA) e as outras baseadas em métodos estatístico-probabilísticos.

Um exemplo do uso de uma abordagem estatística, para a implementação do classificador, é apresentada na dissertação de Rosario (2011), em que são usadas técnicas de estatística multivariada para classificar sinais de ensaios não destrutivos (END) magnéticos, a partir do ruído magnético de Barkhausen (RMB). O objetivo nesse estudo foi de classificar arames quebrados em *risers*¹ e também classificar diferentes tratamentos térmicos em aço AISI 420. Os métodos utilizados no classificador foram a análise discriminante de Fisher e a quadrática. A técnica, utilizada no referido trabalho, mostra ser possível a classificação de padrões a partir exclusivamente de um classificador estatístico/probabilístico. A quantidade de amostras necessárias para a classificação é um fator limitante, uma vez que a base de dados foi composta de 5.328 arquivos.

De forma semelhante, D'mery (2007) disserta sobre outra abordagem para a realização de classificação de padrões: uma combinação da análise estatística com a abordagem da inteligência artificial, fazendo uso das redes neurais artificiais. O autor teve como objetivo implementar um protótipo de um nariz artificial para o diagnóstico da diabetes Mellitus. A metodologia utilizada se baseou no tratamento inicial dos dados, por meio de estatística multivariada, em que foi empregada a análise de componentes principais, conhecida pela sigla

¹ *Risers* são cabos de aço que fazem a conexão física de uma plataforma de extração de petróleo no mar ao poço.

em inglês PCA, para extrair as características principais, e o teste de hipótese para avaliação do desempenho. Os dados tratados foram processados pelo classificador composto por uma RNA do tipo *multilayer perceptron* (MLP) e de função de base radial, conhecida pela sigla em inglês RBF. O estudo compara os resultados da classificação sem o tratamento dos dados pelo PCA e com o emprego de tal técnica. Os resultados mostram uma significativa melhora quando utilizado o tratamento prévio dos dados utilizando PCA.

Citados dois trabalhos em áreas distintas, onde foram utilizadas diferentes abordagens para resolução do problema de reconhecimento de padrões e que podem ser úteis ao propósito desta pesquisa, apresentam-se a seguir alguns estudos aplicados diretamente ao tema.

No trabalho de Khalifa (1988), é proposta uma forma para se monitorar continuamente o nível de poluição do isolador através da análise da corrente de fuga no isolador. Essa corrente é medida por um aparelho instalado no isolador e, caso seu valor ultrapasse um limiar preestabelecido, que tem relação com o nível de poluição, um sinal é enviado ao centro de manutenção. Trata-se de uma forma invasiva de se realizar a estimação, baseado no monitoramento da corrente de fuga por um equipamento localizado no mesmo. Estudos semelhantes foram realizados no Brasil, em específico, destacam-se os trabalhos de Góis *et al* (2007) e o de Mendonça *et al* (2011), nos quais foram construídos sensores que monitoravam a corrente de fuga em isoladores poliméricos utilizados em linhas de transmissão de 69 kV. A dificuldade em se implementar tais práticas é devida à grande quantidade de isoladores presentes em LT, necessidade de instalação do aparelho monitor em cada equipamento, além da possibilidade de falhas e/ou quebras devido às intempéries, possibilitando erros do tipo falso positivo.

A classificação do estado físico dos isoladores é também abordada por Bezerra *et al* (2008), em que o mesmo se interessa em determinar se o isolador possui algum defeito a partir da análise do sinal de ultrassom. No estudo são considerados isoladores de polímero e testados os métodos para classificação: Fisher, Karhunen-Loève e RNA. O melhor resultado foi obtido com o uso de RNA do tipo MLP de três camadas. A técnica apresentada pelos autores se torna muito sensível a níveis sonoros externos, pois se baseia no ruído ultrassônico. Aplicando ao problema levantado nesta dissertação, o método poderia se tornar impreciso nas situações em que o isolador esteja próximo a fontes intensas de som.

Em Pylarinos *et al* (2007), é estudada a classificação de isoladores a partir da análise da forma de onda da corrente de fuga. São propostos três tipos de características (perda de

hidrofobia, arco de banda seca e corrente não linear) aos isoladores, as quais apresentam um comportamento específico para a forma de onda da corrente de fuga. A transformada *wavelet* (TW) foi utilizada no estudo com o objetivo de extrair os coeficientes *wavelets*. A partir desses coeficientes, o classificador RNA realiza o processamento. Foram calculados os coeficientes *wavelets* até o sexto nível, e a RNA proposta foi a MLP de três camadas.

O estudo do sinal de radiofrequência (RF) irradiado de isoladores de alta tensão é feito em Fontgalland *et al.* (2004), a partir de experimentos realizados no LAT e LEMA/UFCG em que foram feitas medições a fim de ser conhecido o espectro que estes elementos irradiam. Esse trabalho teve como foco a constatação da presença do fenômeno de irradiação eletromagnética de isoladores quando submetidos à tensão.

Recentemente, Moura *et al.* (2013) realizou um estudo no qual foi comparado, a partir dos gráficos de média e desvio padrão do espectro irradiado de isoladores em operação, o agrupamento em regiões distintas dos pontos relativos aos sinais coletados de isoladores limpo e poluído. Essa pesquisa investigou o espectro na faixa de frequência de 30 MHz a 130 MHz. Nesse trabalho não foi proposto um método de classificação, limitou-se na comparação visual dos gráficos.

O tratamento dos dados com objetivo de extrair características relevantes do sinal a partir da análise *wavelet* faz parte do planejamento de trabalho desta dissertação. O classificador de padrões é utilizado em vários trabalhos acerca de reconhecimento de padrões, e sua utilização, por meio da RNA, também faz parte desta pesquisa.

2.2 Isolador de vidro

Os isoladores de tensão, em especial os utilizados em LT, possuem duas funções principais: isolar eletricamente o condutor carregado (fase) e a torre que o sustenta (terra) e suportar esforços mecânicos originados da sustentação do cabo de energia conectados a eles. Além disso, devem ter resistência física a grandes variações de temperatura, às quais acarretam esforços de contração e dilatação no isolador. Esses equipamentos se destacam pela elevada importância que possuem na tarefa de transportar a energia elétrica a outras localidades (HILEMAN, 1999).

2.2.1 Fabricação

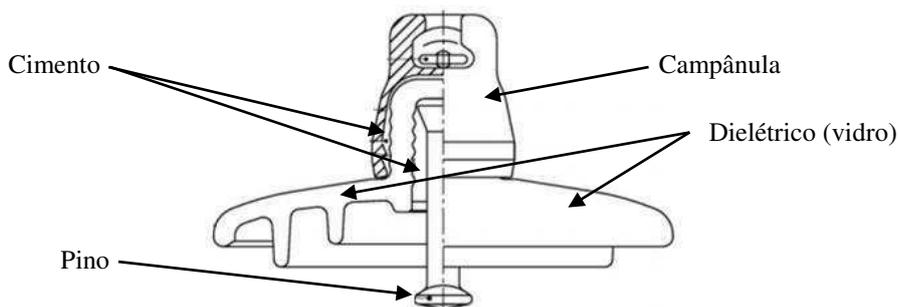
Os isoladores devem ser fabricados para suportar elevado grau de esforço mecânico além de possuir uma alta rigidez dielétrica. O processo de fabricação desses equipamentos necessita de um cuidadoso controle e monitoramento, a fim de se garantir ao final propriedades físicas e elétricas que garantam a sua operação de forma segura e satisfatória.

Yanaguizawa *et al* (2011) explicam que o dielétrico utilizado nos isoladores vítreos é composto basicamente de 72% de dióxido de silício, também conhecido por sílica (SiO_2), 13% de carbonato de sódio (Na_2O) e 11% de carbonato de cálcio (CaO), percentuais aproximados. Também são encontrados, em menor quantidade, o óxido de magnésio (MgO), utilizado para prevenir a devitrificação, e o óxido de alumínio (Al_2O_3), utilizado para aumentar a durabilidade, nas proporções aproximadas de 2,5% e 1%, respectivamente.

A composição dessas substâncias é introduzida em um primeiro forno, forno de fusão, com temperatura de 1500°C , onde são realizadas a fundição e a eliminação de impurezas e gases. Logo após, o vidro fundido é introduzido em outra câmara, na qual sua temperatura é reduzida a 1200°C . Após a conclusão dessa etapa, o vidro é despejado em moldes e então são prensados e assim ganham a forma definitiva dos discos. Em seguida, os discos são submetidos ao processo mecânico chamado de têmpera, no qual os mesmos são resfriados bruscamente através de jatos de ar. Tal procedimento garante o fortalecimento da estrutura física dos discos, aumentando a resistência a esforços mecânicos e a variações de temperatura (YANAGUIZAWA *et al*, 2011).

Após finalizar a fabricação do dielétrico, é iniciada a etapa de cimentação, na qual são fixadas, através de argamassa, as três peças que compõe o isolador: campânula, dielétrico e pino, conforme ilustrado na Figura 1.

Figura 1: Isolador de vidro (vista em corte)



Fonte: FERREIRA, 2008.

A campânula e o pino são constituídos de ferro de alta resistência mecânica. A forma arredondada dessas ferragens tem por objetivo diminuir a ocorrência do efeito corona.

2.2.2 Utilização

Devido ao grande número de isoladores de vidro ainda em utilização nas linhas de transmissão de alta tensão, seu estudo se torna de grande importância para o bom entendimento sobre seu comportamento em situações diversas, contribuindo na prevenção de interrupções no fornecimento de energia.

Em 2007, a CHESF possuía cerca de 3 milhões de isoladores de vidro em operação, correspondendo a 80% do total da empresa (YANAGUIZAWA; SHINOHARA, 2011). Desde 1880, quando as primeiras linhas de transmissão foram construídas, que os isoladores são de vidro (PORTELLA, 2008). Atualmente, eles possuem uma vida útil relativamente longa, aproximadamente de 40 anos (YANAGUIZAWA; SHINOHARA, 2011).

A intensa diferença de potencial elétrico existente entre os seus terminais, associada à deterioração do dielétrico, ocasionalmente, produz um aumento significativo na corrente de fuga entre os seus terminais, acarretando também no aumento do efeito corona. Este efeito favorece a geração de sinais de alta frequência (CAPELINE *et al*, 2012), resultando em um espectro eletromagnético possível de ser medido por uma antena acoplada a um analisador de espectro, por exemplo.

Estudos feitos por Fontgalland *et al.* (2004) descrevem o comportamento do espectro emitido por um isolador quando energizado. Moura *et al.* (2013) utilizaram os parâmetros estatísticos média e desvio padrão para comparar graficamente os dados obtidos de medições de RF em isoladores limpos e poluídos. No referido estudo foi observado a separação em regiões distintas no gráfico dos dados referentes as duas classes estudadas: limpo e poluído.

2.2.3 O Isolador como Elemento Irradiador

O estudo do processo de geração da onda eletromagnética irradiada pelo isolador é necessário para que seja possível sua interpretação e análise.

É conhecido que, a partir das equações de Maxwell, tomando-se como ponto de partida a Lei de Ampère na sua forma pontual, tem-se a Equação 1 (COLLIN, 2001):

$$\nabla \times \vec{H}(t) = \vec{J}(t) + \frac{\partial \vec{D}(t)}{\partial t}, \quad (1)$$

em que $\vec{H}(t)$ é a intensidade de campo magnético, $\vec{J}(t)$ é a densidade de corrente e $\vec{D}(t)$ a densidade de fluxo elétrico, sendo todas as variáveis no tempo “t”.

Da Equação 1, é possível observar que, a partir da variação da densidade de corrente \vec{J} ou da densidade de fluxo elétrico \vec{D} , é possível variar a intensidade de campo magnético \vec{H} . Sendo assim, de acordo com a Lei de Faraday (Equação 2) e a equação auxiliar do campo magnético (Equação 3), uma variação de \vec{H} causa uma variação do campo elétrico \vec{E} , e esta por sua vez continua a variar \vec{H} , completando assim o processo de irradiação de uma onda eletromagnética.

$$\nabla \times \vec{E}(t) = -\frac{\partial \vec{B}(t)}{\partial t}, \quad (2)$$

$$\vec{B}(t) = \mu \vec{H}(t). \quad (3)$$

Explicado matematicamente, de forma superficial, o processo de irradiação de uma onda eletromagnética, é feita a análise da Equação 1 sob ponto de vista das possibilidades para ocorrer irradiação eletromagnética. Como visto, o campo \vec{H} pode ser produzido pela variação de \vec{J} ou de \vec{D} (Equação 1), ou seja, a partir da injeção de corrente ou de um potencial elétrico. Assim, de acordo com a Equação 4, a densidade de campo elétrico \vec{D} é o produto de \vec{E} por uma constante ϵ , esta definida a partir da geometria e propriedades elétricas do material.

$$\vec{D}(t) = \epsilon \vec{E}(t). \quad (4)$$

Comumente, as antenas de comunicação são utilizadas para irradiar uma onda eletromagnética a partir da injeção de corrente variável no tempo de pequena intensidade.

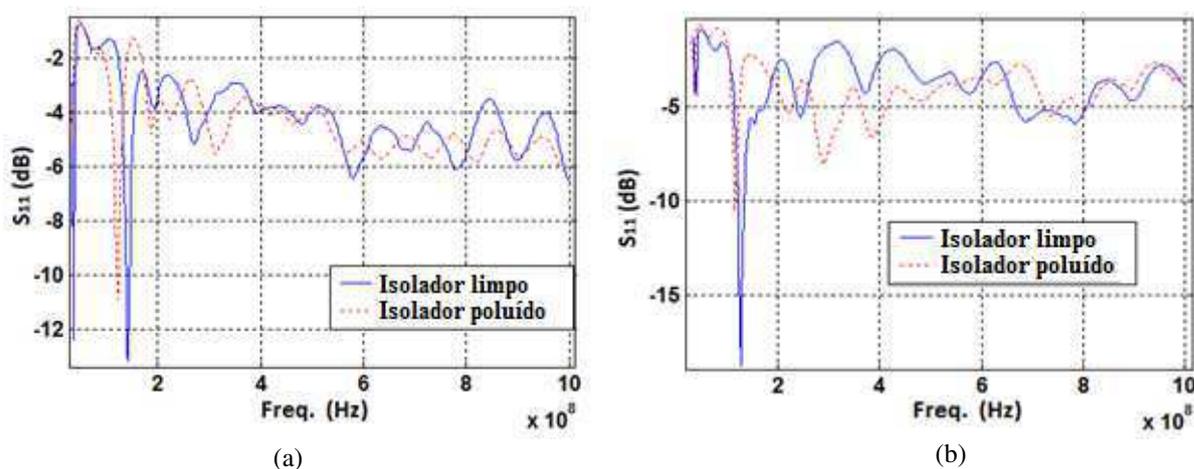
Como já exposto, existe também outra possibilidade de excitar uma antena com o objetivo que esta irradie uma onda eletromagnética: aplicando um alto potencial elétrico. Essa é a explicação física para o entendimento do que é observado com os isoladores de alta tensão, pois os mesmos se comportam de forma similar a uma antena, sendo esta submetida à alta tensão. Dessa forma é possível captar o sinal irradiado pelos mesmos e assim possivelmente reconhecer padrões dessas assinaturas espectrais.

Uma LT gera um ruído eletromagnético (REM) em uma larga faixa do espectro (CHARTIER, 1986), o fator principal causador de tal fenômeno é a presença dos isoladores de alta tensão utilizados como suporte para sustentação dos cabos energizados. O estudo das frequências em que o isolador pode irradiar é de grande importância, pois assim são conhecidas quais bandas do espectro são suscetíveis à interferência eletromagnética (IEM) proveniente desses equipamentos. Essa informação serve de referência para que projetistas de equipamentos elétrico/eletrônicos conheçam as possíveis faixas de IEM que seus equipamentos são passíveis de sofrerem, construindo também mecanismos de blindagens contra esses indesejáveis ruídos. Como exemplo, podem ser citados equipamentos de telemetria presentes em hospitais e indústrias, os quais operam frequentemente nas faixas de 160 MHz, 460 MHz e 900 MHz (FONTGALLAND, 2005). Nesse caso, tais equipamentos, quando instalados próximos às LT, sofreriam interferências devido à irradiação eletromagnética gerada principalmente pelos isoladores.

No estudo de Rocha e Fontgalland (2014), foram feitas medições em isoladores de alta tensão utilizando o analisador vetorial de rede, ou do nome em inglês *vector network analyzer* (VNA). No referido trabalho, o isolador é considerado como uma antena e então o coeficiente de reflexão (S11) medido indica em quais faixas de frequência o isolador apresenta ressonância, ou seja, consegue irradiar maior nível de potência, considerando a impedância de entrada do VNA de 50 Ω .

A Figura 2 ilustra os resultados obtidos nas medições do S11 feitas em duas posições do isolador (campânula e pino) e em dois isoladores (limpo e poluído) (ROCHA; FONTGALLAND, 2014).

Figura 2: Coeficiente de reflexão (S11) medido de isoladores. (a) Conector soldado na campânula e (b) conector soldado no pino.



Fonte: ROCHA; FONTGALAND, 2014.

É possível perceber que na faixa aproximada de 120 MHz a 150 MHz houve uma ressonância, com S11 menor que -10 dB, o que indica uma possível faixa de irradiação de sinal. Também é observada a distinção da intensidade do S11 em ambas as classes de isoladores, limpo e poluído, estando o isolador limpo irradiando em maior intensidade do que o poluído.

2.3 Reconhecimento de Padrões

Reconhecimento de padrões (RP) é uma área da ciência na qual se busca classificar objetos dentro de um número de categorias ou classes (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006). O referido autor explica que esses objetos podem ser desde imagens, dados de medição ou qualquer tipo de sinal que represente um fenômeno. Analisando-se os parâmetros desses objetos, também conhecidos como atributos, a tarefa de RP é estabelecer o relacionamento de cada padrão de atributos com uma classe, podendo esta já ser preestabelecida ou não.

O ato de reconhecer padrões é natural aos animais, em especial os seres humanos, pois no dia a dia é constantemente necessário classificar objetos e fazer inferências sobre os mesmos: reconhecer alimentos, rostos, letras, objetos, sons, etc. Haykin e Veen (2001) definem reconhecimento de padrões como "o processo pelo qual um padrão/sinal recebido é atribuído a uma classe dentre um número predeterminado de classes (categorias)". Generalizando, o processo de reconhecer um padrão é associar um estímulo de entrada (um sinal de qualquer natureza) a uma classe de padrões já "conhecidos" ou não.

Várias são as aplicações computacionais que necessitam classificar padrões para resolver um dado problema. Tal demanda surge porque é cada vez mais comum encontrar *softwares* e máquinas que interajam com o ambiente externo e com o ser humano, estes contendo uma infinidade de parâmetros imprecisos e incertos. A “simples” tarefa de um *software* de reconhecimento óptico de caracteres, também conhecido pela sigla em inglês (OCR), por exemplo, que faz o reconhecimento de caracteres de textos digitalizados, é uma aplicação de RP.

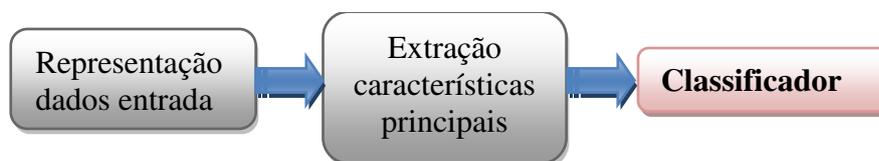
Quando um *scanner* digitaliza algum documento, este é reconhecido pelo computador inicialmente como um arquivo de imagem, sem qualquer tipo de conhecimento ou relacionamento sobre as sequências de bits que compõe o arquivo. Após serem processados por um *software* OCR, esses bits são analisados, comparados com certos padrões já preestabelecidos, e então cada sequência de dados é interpretada (classificada) como pertencente a uma classe específica (símbolos alfanuméricos). Em resumo, as sequências de bits, antes interpretadas apenas como pixels, após a análise, são reconfiguradas para serem interpretadas como caracteres.

Segundo expõe Bianchi (2006):

Um problema de reconhecimento de padrão consiste de uma tarefa de classificação ou categorização, onde classes são definidas pelo projetista do sistema (classificação supervisionada) ou são 'aprendidas' de acordo com a similaridade dos padrões (classificação não supervisionada).

O autor expõe as duas formas de se realizar o reconhecimento de padrão: supervisionada e não supervisionada. Bianchi (2006) continua seu estudo sobre o tema dizendo que o projeto de um sistema de RP envolve três etapas: aquisição dos dados (extração das características); préprocessamento (seleção das características mais importantes no processo de RP) e representação dos dados; e classificação (tomada de decisão). Na Figura 3 é ilustrado o modelo geral de um sistema RP.

Figura 3: Etapas de um sistema RP.



Fonte: Próprio autor.

Essas etapas estão sempre presentes em um sistema RP e sua eficiência está relacionada com a forma em que é concebida e implementada cada uma delas.

Uma aplicação de reconhecimento de padrões pode ser feita para estudar certos tipos de sinais. Os sinais têm a capacidade de expressar, através de números, desde fenômenos da natureza bem como conjuntos de características físicas sobre algo. O processamento de sinais torna viável, através de cálculos matemáticos, operações envolvendo variáveis naturais, obtidas a partir de transdutores que "percebem" a ocorrência de certos fenômenos na natureza e os quantificam, transformando-os para um domínio numérico.

Segundo Haykin e Veen (2001), o sinal "é formalmente definido como uma função de uma ou mais variáveis, a qual veicula informações sobre a natureza de um fenômeno físico". Dessa forma, a classificação de sinais é um tipo de aplicação que serve para as diversas áreas do conhecimento: biologia, médica, geologia, eletromagnetismo, etc. O estudo das formas e tipos desses sinais, juntamente com a tentativa de classificá-los em classes (padrões), é tema constante de trabalhos e pesquisas, como pode ser observado em Ferreira (2011), Vieira (2008), D'emery (2007), entre outros.

2.4 Wavelet

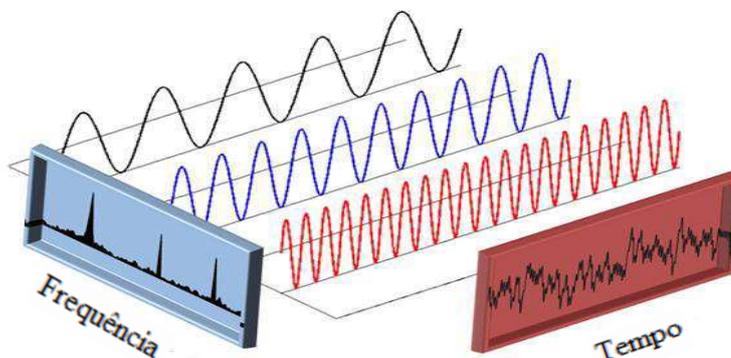
No campo da análise de sinais, a análise da representação desses, através de diferentes domínios, é importante para interpretá-los de forma mais objetiva. A depender do tipo do sinal e do objetivo da análise, o estudo das componentes de frequência (análise espectral) é fundamental para a obtenção de resultados satisfatórios. Assim, nos subtópicos a seguir, são abordados conceitos de análise de sinais, iniciando-se pela análise no domínio espectral.

2.4.1 Análise Tempo x Frequência

O sinal é normalmente expresso no domínio temporal, visto que se refere a uma medida realizada ao longo do tempo. Porém, muitas vezes, dada à sua complexidade, essa análise fica prejudicada, principalmente quando ocorre a presença de ruídos que podem se misturar ao sinal em análise e com isso mascarar a interpretação do sinal original. Dado esse fenômeno, um sinal pode ser representado em outro domínio, como por exemplo, o domínio da frequência.

Na Figura 4 é possível visualizar um sinal nos domínios do tempo e da frequência simultaneamente.

Figura 4: Visualização dos sinais nos domínios do tempo e da frequência.



Fonte: <http://groups.csail.mit.edu/netmit/wordpress/projects/sparse-fourier-transform/>.

No exemplo ilustrado na Figura 4, têm-se três sinais quaisquer, com inícios e termos iguais, porém com amplitudes e frequências diferentes.

Pode-se perceber que, na visualização no domínio temporal, não é possível extrair de forma apenas visual qualquer informação sobre o sinal, devido à sobreposição das suas componentes de frequência. Já, quando o mesmo sinal é analisado no domínio da frequência, é possível identificar que o mesmo é composto por três sinais, com frequências e amplitudes distintas.

Através de operações matemáticas denominadas transformadas, é possível a troca do domínio do tempo para frequência, e vice e versa.

2.4.2 Séries de Fourier

O estudo de sinais a partir de suas componentes de frequência teve início em meados de 1822, a partir do trabalho de monografia de Jean Baptiste Joseph Fourier. No referido trabalho, o autor teve como objetivo inicialmente estudar as trocas de calor entre os corpos.

Fourier provou que uma função $f(x)$ de período 2π pode ser representado por uma série trigonométrica infinita descrita na Equação 5 (TANG, 2007):

$$f(x) = \frac{1}{2}a_0 + \sum_{n=1}^{\infty}(a_n \cos(nx) + b_n \sin(nx)), \quad (5)$$

sendo os coeficientes a_n e b_n definidos de acordo com as Equações 6 e 7, respectivamente:

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \cos(nx) dx, \quad (6)$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \sin(nx) dx, \quad (7)$$

estes coeficientes a_n e b_n são conhecidos como coeficientes de Fourier. Na Equação 5, que representa a expansão de Fourier, o primeiro termo ($\frac{1}{2}a_0$) representa o valor médio da função $f(x)$ sobre o período 2π . Na somatória, o termo $a_n \cos(nx)$ representa as n ondas cosseno com amplitude a_n compreendidas no período 2π , da mesma forma, o termo $b_n \sin(nx)$ representa as n senóides contidas no período 2π .

2.4.3 Transformada de Fourier Contínua (TFC)

A Transformada de Fourier (TF) é uma generalização da Série de Fourier. A TF fornece uma representação em termos de superposição de senóides, de funções definidas sobre um intervalo infinito sem uma determinada periodicidade (TANG, 2007).

Atualmente a TF é amplamente utilizada nas áreas da ciência e engenharias principalmente no estudo de imagens e ondas sonoras, porém quando a complexidade dos sinais é aumentada, por exemplo, com sinais não estacionários, como fenômenos transitórios (voz, circuitos elétricos, sinais biológicos), essa técnica não se torna eficaz (AKAY, 1998).

Bendat e Piersol (2010) explicam que a utilização da TF é mais adequada quando se têm sinais estacionários. Oliveira (2007) afirma que o principal motivo dessa limitação é o fato que a TF analisa a contribuição de cada componente harmônica no sinal como um todo. Dessa forma, a análise via TF não é eficiente quando o sinal apresenta componentes de frequência com início e término em instantes diferentes aos do sinal como um todo.

A TF de um sinal contínuo $x(t)$ é definida na Equação 8 e sua inversa na Equação 9 (MERRY, 2005):

$$FT(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (8)$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} FT(f) e^{j2\pi ft} df. \quad (9)$$

Analisando em detalhe a Equação 8, a qual define a TFC, são observados os termos $x(t)$ que representa a função no domínio do tempo a qual se deseja realizar a transformada, f é a frequência e o termo $e^{-j2\pi ft}$ é a função exponencial complexa que executa uma convolução com o sinal $x(t)$, para cada frequência f (RICCIOTTI, 2006).

As TF direta e inversa contínua são válidas se forem cumpridas as condições de Dirichlet (MERRY, 2005):

- A integral $\int_{-\infty}^{\infty} |x(t)| dt$ deve existir, i.e. a transformada $FT \rightarrow 0$ quando $|f| \rightarrow \infty$;
- O sinal no tempo $x(t)$ e sua transformada $FT(f)$ são de valor único, i.e. não pode haver dois valores para o mesmo tempo e frequência;
- O sinal $x(t)$ e sua transformada $FT(f)$ são funções definidas por trechos. Uma função definida por trechos deve ter um valor no ponto de descontinuidade que é igual a média dos pontos a direita e a esquerda;
- Condição suficiente, mas não necessária é que a função $x(t)$ e $FT(f)$ tenham limites inferior e superior.

Na prática, o cumprimento dessas condições se torna difícil, principalmente devido ao fato de que o sinal em que normalmente está se trabalhando não é contínuo. Em aplicações de engenharias principalmente, o sinal coletado está na forma discreta, com determinados valores ao longo de intervalo de tempo finito. Para esses casos, utiliza-se a Transformada de Fourier Discreta (TFD).

2.4.4 Transformada de Fourier Discreta (TFD)

A TFD e a sua inversa são definidas matematicamente pelas Equações 10 e 11, respectivamente.

$$TFD(f_n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) e^{-j2\pi k \Delta T} \quad , \quad (10)$$

$$f_n = \frac{n}{T} \quad \therefore \quad n = 1, 2, \dots, N - 1 \quad ,$$

$$x(k) = \frac{1}{\Delta T} \sum_{f_n=0}^{\frac{N-1}{T}} TFD(f_n) e^{j2\pi f_n k \Delta T} . \quad (11)$$

Na TFD, o número N é definido como o número total de amostras, onde cada amostra é representada por $x(k)$.

Em situações em que o valor de N é muito alto, o cálculo analítico da TFD exige um alto esforço computacional, pois a matriz a ser calculada seria da ordem de N^2 . Para resolver essa limitação do método, em 1965 foi criado pelos pesquisadores Cooley e Tukey o algoritmo *Fast Fourier Transform* (FFT) (Transformada Rápida de Fourier), então a TFD se tornou bastante utilizada (GAO; YAN, 2011). Para a execução do algoritmo, é necessário que o valor de N seja potência inteira de 2.

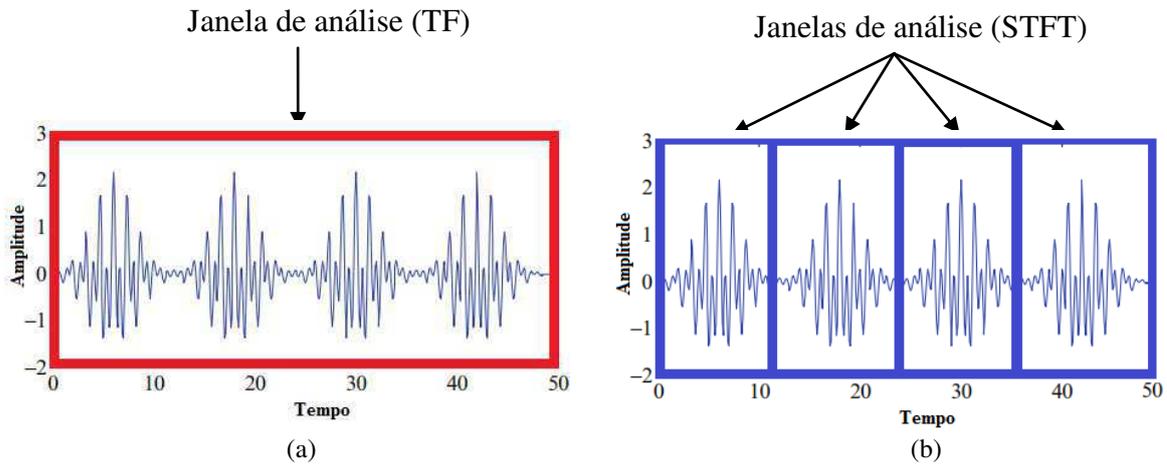
2.4.5 Transformada de Fourier de Tempo Curto

A transformada de Fourier de tempo curto, denominada em inglês por *Short Time Fourier Transform* (STFT) foi idealizada por Dennis Gabor em 1946 como tentativa de solucionar uma limitação da TF convencional, que é a perda da informação temporal (GAO; YAN, 2011).

Também conhecida como Transformada de Gabor ou janelada, essa transformada introduz um caráter local ao processo e passa a depender fortemente do instante de tempo analisado. Enquanto que na TF a análise era em todo o domínio no qual a função era definida, na STFT, a análise passa a ser segmentada em várias janelas.

Nas Figuras 5a e 5b são ilustrados como a STFT se difere da TF convencional. Na primeira, as frequências extraídas se referem ao conjunto completo para o qual o sinal é definido, no caso ilustrado, a janela em vermelho indica que a transformada é aplicada desde o tempo $t=0$ até $t=50$. Na segunda, as janelas azuis indicam que a transformada é aplicada em cada retângulo separadamente, fazendo com que as componentes de frequência extraídas sejam específicas de cada janela analisada.

Figura 5: Janela de análise: (a) Transformada de Fourier (TF) e (b) Transformada de Fourier de Tempo Curto (STFT).



Fonte: Próprio autor.

Dessa forma, é possível identificar as senóides que compõem cada trecho do sinal compreendido em cada janela.

A STFT é definida pela Equação 12 (AKAY, 1998):

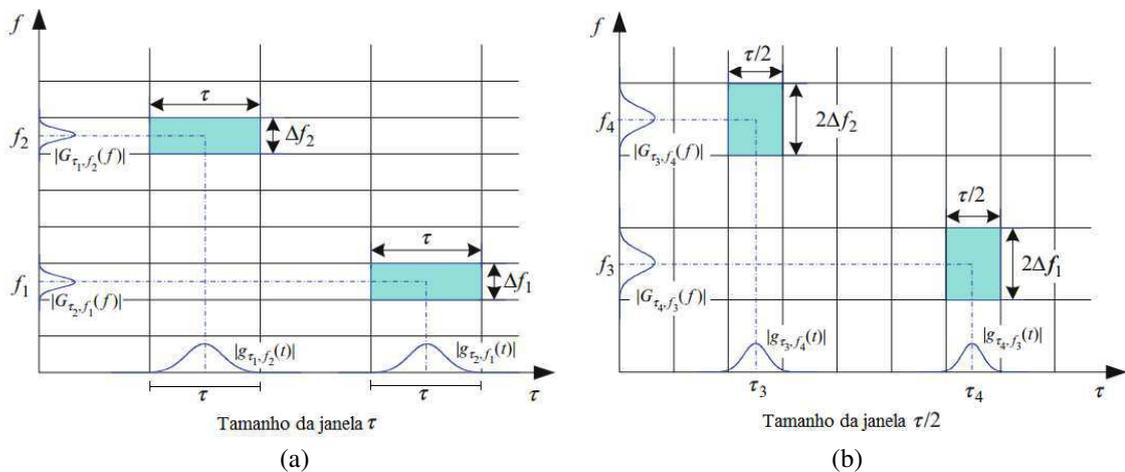
$$STFT(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)g(t - \tau)e^{-j2\pi ft} dt . \quad (12)$$

Nota-se que a Equação 12 se difere da Equação 8 somente pela inclusão da função $g(t - \tau)$ na integral. Essa função representa a janela que será analisada, na qual t e τ são os instantes de tempo final e inicial, respectivamente, e sua diferença indica o intervalo de tempo da janela. Os outros termos são iguais ao da Equação 8, tais como $x(t)$ que representa o sinal e a exponencial complexa $e^{-j2\pi ft}$ na qual é realizada a convolução para cada frequência f . Uma característica importante da função $g(t - \tau)$ é com relação a largura da janela, ou seja, o tamanho do intervalo de tempo a ser considerado na transformada. Quanto mais estreita for a janela (menor largura) maior será a resolução no tempo e mais próximo o sinal janelado se aproximará da estacionariedade, porém sua resolução em frequência será menor, e vice-versa.

A limitação dessa técnica é com relação ao tamanho da janela, pois esse é fixo em todas as faixas de frequência. Como já exposto, com uma janela muito estreita se tem uma boa resolução no domínio temporal, porém é perdida a precisão com relação análise da frequência, pois tem associado no espectro uma função com lóbulo principal largo, resultando em uma redução da resolução entre frequências próximas (CROVATO, 2004).

Na Figura 6 é possível visualizar com maior clareza a influência do tamanho da janela na resolução no tempo e na frequência. Na Figura 6a, tem-se uma janela gaussiana no tempo de base mais larga. Essa característica implica em menor precisão nesse domínio, pois serão calculadas muitas frequências próximas ao ponto médio da base. Em contra partida, na mesma figura, observa-se que no eixo espectral a base da curva gaussiana está mais estreita, o que representa uma maior precisão das frequências que serão calculadas. O contrário acontece na Figura 6b, pois como a largura da janela no domínio do tempo é menor, ou seja, a base da janela gaussiana mais estreita se comparada a anterior, a resolução nesse domínio aumenta. Já no eixo das frequências a resolução é diminuída, pois a base da janela é larga.

Figura 6: Visualização de dois tamanhos para a largura da janela da STFT. (a) Tamanho igual a τ e (b) tamanho igual a $\tau/2$.



Fonte: Adaptado de GAO; YAN, 2011.

Como alternativa para contornar a limitação da STFT em relação a janela fixa, as *wavelets* possibilitaram o janelamento variável do sinal.

2.4.6 Transformada Wavelet Contínua (TWC)

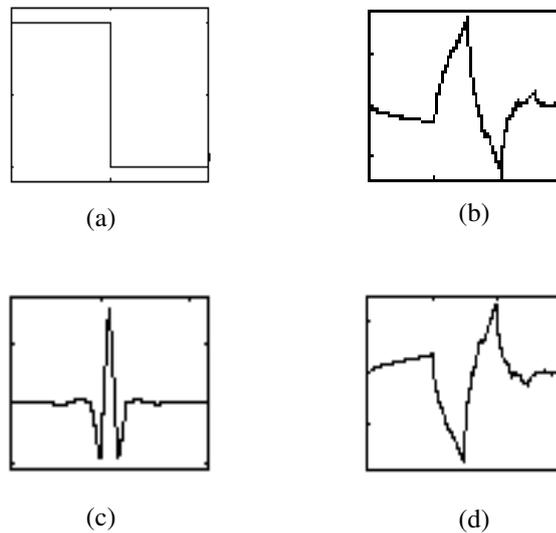
No período compreendido entre a década de 40 e início de 70, muitas transformadas foram desenvolvidas, porém, basicamente, a única distinção entre elas eram a escolha da função janela aplicada na STFT (BARBOZA, 2008).

Já no final da década de 70, Morlet idealizou a utilização de funções janela para analisar diferentes bandas de frequência. Além disso, essas funções continham um parâmetro

que realizava uma contração ou dilatação nelas. O nome dado inicialmente a essas funções foi *Wavelets*, pelo motivo de serem pequenas e oscilantes (GROSSMAN; MORLET, 1984).

Na Figura 7 são ilustrados alguns exemplos de funções *wavelets*, denominadas de *wavelets* mãe.

Figura 7: Exemplos de *wavelets* mãe: (a) Haar, (b) Daubechies 2, (c) Coiflet 2 e (d) Symlet 2.



Fonte: Mathworks <<http://www.mathworks.com/help/wavelet/>>.

Em contraste ao que é observado com a transformada de Fourier, que utiliza senóides infinitas (ondas longas) em sua análise, as *wavelets* $\psi(x)$ são ondas de pequeno comprimento e que a área delimitada pela sua curva é zero, de acordo com a Equação 13.

Já no domínio da frequência, essa propriedade equivale afirmar que o espectro da *wavelet* tem valor zero em x igual a zero, de acordo com a Equação 14, e considerando $\hat{\psi}$ como a transformada de Fourier da função ψ (BURROS; GOPINATH; GUO, 1988).

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0, \quad (13)$$

$$\hat{\psi}(0) = 0, \quad (14)$$

A Transformada *Wavelet* Contínua, denotada por sua sigla em inglês como *CWT*(a, b), é definida pela Equação 15:

$$CWT(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{a,b}(t) dt, \quad (15)$$

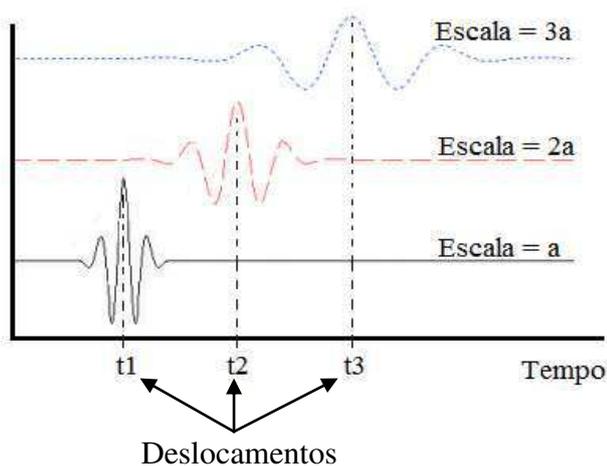
em que a e b são constantes e indicam a escala e o deslocamento, respectivamente, da *wavelet*. Percebe-se que na Equação 15 é realizada uma convolução entre o sinal $x(t)$ e a *wavelet* $\psi_{a,b}(t)$, portanto seu resultado será proporcional ao grau de similaridade do sinal $x(t)$ e a *wavelet* $\psi_{a,b}(t)$ (RICCIOTTI, 2006).

A função $\psi_{a,b}(t)$ é a *wavelet*, também conhecida por *wavelet* mãe, e é definida de acordo com a Equação 16:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (16)$$

em que o termo $\frac{1}{\sqrt{a}}$ é um fator de normalização da energia do sinal para diferentes escalas. As variações de a e b formam a base das funções da transformada. Na Figura 8 é ilustrado o efeito da variação da escala e do deslocamento de uma função *wavelet*.

Figura 8: *Wavelets* com diferentes escalas e deslocamentos.



Fonte: Adaptação de <<http://georgemdallas.files.wordpress.com/2014/05/scale.gif>>.

Para $a > 0$, o valor de a é inversamente proporcional a frequência da função *wavelet* mãe (GAO; YAN, 2011). Essa característica é comprovada observando a Figura 8, pois é percebido que ao aumentar o valor da escala da *wavelet* mãe, a mesma é dilatada, ou seja, sua frequência é diminuída. No caso oposto, no qual o valor da escala é menor, a função é comprimida, e sua frequência aumenta.

Dessa observação, pode-se concluir que com o janelamento realizado por uma *wavelet* mãe com escala maior, ou seja, ela estando na sua forma mais alongada, irá fornecer uma

visualização mais global do sinal, porém com menor precisão. Já com a escala menor, estando a função *wavelet* mãe na sua forma mais comprimida, a visualização terá maior nível de detalhamento local, entretanto, perde-se informações sobre o comportamento global (OLIVEIRA, 2007b).

2.4.7 Transformada Wavelet Discreta

A TWC faz um mapeamento de um sinal no tempo (unidimensional) em uma representação no tempo e escala (bidimensional) (OLIVEIRA, 2007), fazendo alterações nos parâmetro escala e deslocamento de forma contínua. Sua principal utilidade é na dedução das propriedades da transformada e na construção do modelo matemático. Na prática a utilização da TWC é impraticável devido a necessidade de se realizar infinitas translações (deslocamentos) e escalonamentos, o que geraria muita redundância e alto grau de esforço computacional (LIRA, 2004).

Como alternativa ao uso da TWC, está a utilização dos parâmetros escala e deslocamento na forma discreta, a qual se dá o nome de Transformada *Wavelet* Discreta ou a sigla DWT do inglês *Discrete Wavelet Transform*. A DWT é então definida de acordo com a Equação 17 (OLIVEIRA, 2007a):

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a_0^m|}} \psi\left(\frac{t-nb_0a_0^m}{a_0^m}\right), \quad (17)$$

em que m e n são inteiros associados aos parâmetros escala e deslocamento, respectivamente, $a_0 > 1$ é o “passo” fixo de dilatação, b_0 o fator de deslocamento fixo.

Nota-se que a diferença da TWC para DWT está restrita a equação que define a *wavelet* mãe ψ . Isso é devido ao fato que na DWT apenas os valores de escala e deslocamentos são discretizados, permanecendo os valores da variável independente do sinal contínuos.

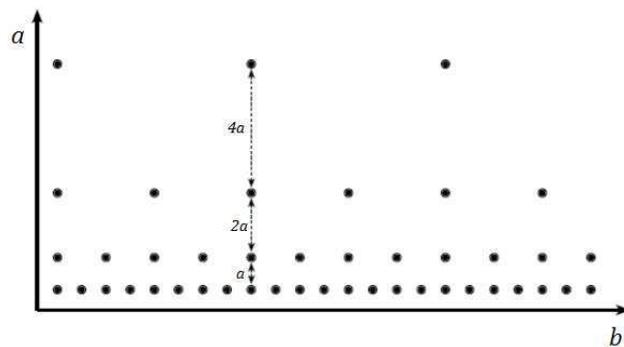
Usualmente é definido $a_0 = 2$ e $b_0 = 1$ obtendo a chamada amostragem diádica, expresso na Equação 18 (CROVATO, 2004).

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \psi\left(\frac{t-n2^m}{2^m}\right) = 2^{-m/2} \psi\left(\frac{t}{2^m} - \frac{n2^m}{2^m}\right),$$

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) . \quad (18)$$

Nesse tipo de amostragem, os valores de escala são na forma de potência de 2 ($a_0 = 2^m$) e os passos de dilatação com sendo 1 $b_0 = 1$. Na Figura 9 é ilustrado o gráfico de amostragem diádica:

Figura 9: Gráfico da amostragem diádica.



Fonte: Adaptação de <<http://masters.donntu.edu.ua/2006/kita/byelikova/library/art1.html>>.

O resultado da DWT de um sinal contínuo $x(t)$ será uma série de coeficientes denominados de coeficientes de decomposição em *wavelets*, $\gamma(m,n)$ (SIMPSON, 1993), definidos pela Equação 19:

$$\gamma(m,n) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{m,n}(t) dt . \quad (19)$$

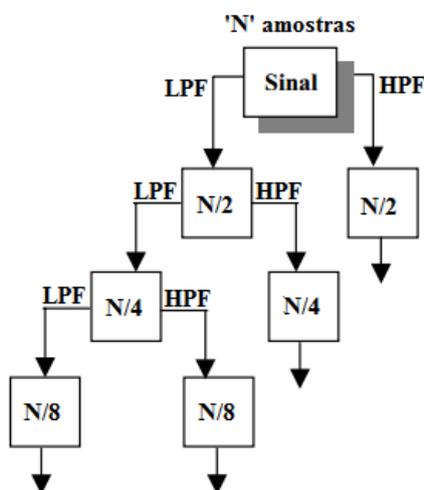
2.4.8 Análise Multiresolução

Uma técnica bastante utilizada na área de processamento de sinais é a utilização de filtros com o objetivo de analisar sinais em múltiplas bandas de frequência. Mallat (1989) incorporou essa técnica já conhecida no cálculo da DWT. A ideia principal é analisar o sinal a partir da aplicação de dois filtros, passa-baixa (LPF) e passa-alta (HPF), de modo que o espectro do sinal seja dividido ao meio.

As componentes resultantes do filtro passa-alta que contêm as altas frequências e possuem informações acerca dos detalhes, enquanto que as outras componentes resultantes do filtro passa-baixa, contendo as baixas frequências, fornecem informações apenas da visão global dessas frequências, sem detalhes (DAUBECHIES, 1988). Esse processo de filtragem é

realizado sucessivamente de forma iterada e assim dá origem a chamada árvore de decomposição *wavelet*, ilustrada na Figura 10:

Figura 10: Análise multiresolução.

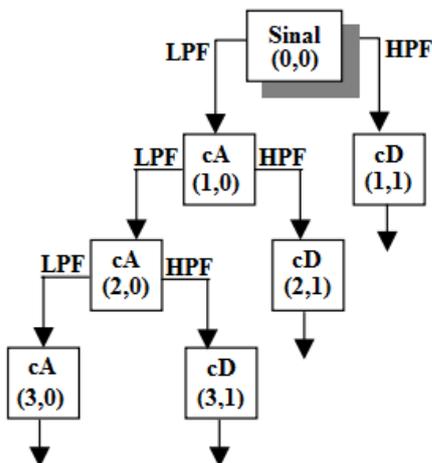


Fonte: Própria do autor.

A vantagem desse método é a utilização apenas de dois filtros em cada etapa. Dessa forma, pode-se entender que a DWT é similar ao esquema de codificação em sub-banda usando um banco de filtros. Nota-se que após o processamento pelos filtros, a quantidade de amostra dos sinais se reduz à metade.

Como o processo pode acontecer em vários níveis, a notação para especificar cada trecho de sinal é mostrado na Figura 11:

Figura 11: Árvore de decomposição de coeficientes *wavelets*.



Fonte: Própria do autor.

Normalmente é utilizada apenas a numeração localizada abaixo das siglas cA e cD, conforme a Figura 11, para identificar os coeficientes.

Na maioria dos sinais, as componentes de baixa frequência são mais importantes pois nelas se encontram a identidade do sinal original, já as de alta frequência carregam o conteúdo dos detalhes desses dados. Assim, denomina-se como coeficientes de aproximação (cA) e coeficientes de detalhes (cD) as componentes de baixa e alta frequência, respectivamente.

2.5 Redes Neurais Artificiais (RNA)

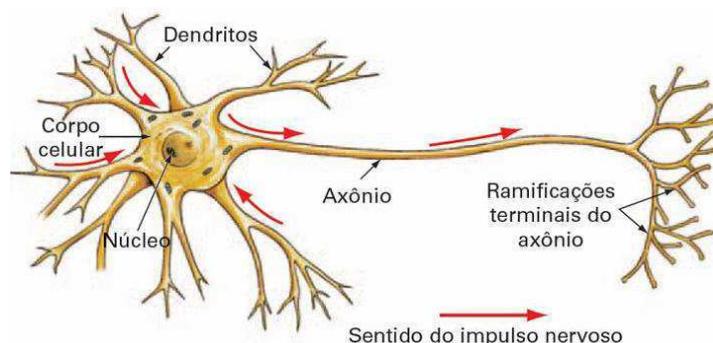
Com o objetivo de criar ferramentas e máquinas mais otimizadas, os projetistas encontraram na natureza diversas fontes de inspiração, dentre elas o cérebro. Este órgão ainda é amplamente estudado por cientistas na busca de entender melhor seu funcionamento e tentar reproduzir de forma artificial seu processamento. Assim foram criados os primeiros sistemas de inteligência artificial, em que de certa forma “imitam” o funcionamento desse órgão.

2.5.1 O Neurônio Biológico

Estima-se que existam aproximadamente 10 bilhões de neurônios no cérebro humano, e quando estão estruturados de forma a se conectarem uns com os outros, dá origem a uma rede neural biológica. Comparados a estruturas lógicas de silício, os neurônios são cerca de cinco a seis ordens de grandeza mais lentos, pois enquanto que em um circuito de silício o tempo de processamento de um evento acontece na ordem de nanossegundos (10^{-9} s), nos neurônios esse valor aumenta para a ordem de milissegundos (10^{-3} s) (HAYKIN, 2001). Por outro lado, os neurônios são estruturas altamente eficientes em termos energéticos se comparados, novamente, aos circuitos de silício, apresentando uma taxa de 10^{-16} joules/operação contra 10^{-6} joules/operação nos componentes encontrados nos computadores (FAGGIN, 1991).

Na Figura 12 é ilustrado o desenho de um neurônio biológico. Essa célula é a unidade fundamental de toda a estrutura do cérebro e dos demais tecidos nervosos.

Figura 12: Neurônio biológico.



Fonte: <<http://janelambulante.blogspot.com.br/2012/05/licao-do-neuronio.html>>.

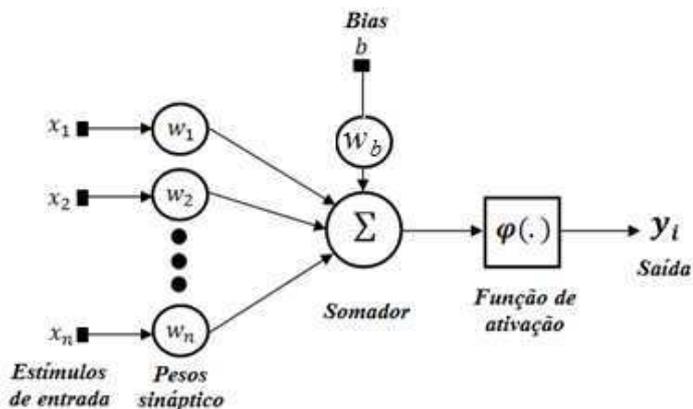
O neurônio biológico, de forma simplista, possui três partes: dendritos, corpo celular e axônio. O primeiro é responsável pela percepção dos estímulos elétricos, nessa parte o neurônio recebe o sinal elétrico. A depender da intensidade do potencial elétrico que o corpo celular se encontra, esse estímulo é propagado ou não. Caso venha a ser propagado, esse sinal é transmitido pelo axônio, através da sinapse, para as demais células do corpo (outros neurônios, músculos, pele, etc.).

As atividades elétricas que acontecem no neurônio biológico, na maioria das vezes, ocorrem por meio de rápidos pulsos de tensão, também conhecidos por potenciais de ação. A razão para isso decorre principalmente da estrutura física do axônio, pois o mesmo é muito longo e fino, e suas propriedades elétricas são representadas por uma alta impedância e capacitância distribuídas por toda sua estrutura. Assim, o axônio pode ser modelado eletricamente como uma linha de transmissão com resistência em série e uma capacitância em paralelo, dessa forma um potencial originado em uma extremidade decai exponencialmente com a distância, alcançando a outra extremidade com uma intensidade insignificante. Portanto, para evitar esse problema, a transmissão dos sinais elétricos entre neurônios ocorre de forma pulsada (ANDERSON, 1995).

2.5.2 Neurônio Artificial

De maneira análoga ao neurônio biológico, o neurônio artificial é uma estrutura lógica que tem por objetivo funcionar de forma semelhante ao neurônio encontrado na natureza. Sua primeira idealização data de 1943 e ficou conhecido como neurônio de McCulloch e Pitts o qual é ilustrado na Figura 13:

Figura 13: Modelo do neurônio artificial de McCulloch e Pitts.



Fonte: HAYKIN, 2001.

O funcionamento do neurônio proposto se dá de forma similar ao natural, no qual existe uma camada de entrada onde os dados são inseridos no neurônio, sendo esses ponderados (multiplicados) pelos respectivos pesos sinápticos de cada entrada. Então, um combinador linear soma esses valores e o resultado serve de parâmetro para uma função de ativação $\varphi(\cdot)$ que tem por objetivo restringir a amplitude do sinal de saída do neurônio. Usualmente, a função de ativação é definida de forma que sua saída esteja compreendida dentro no intervalo fechado $[0,1]$ ou $[-1,1]$. Há também o *bias*, que tem por objetivo aumentar ou diminuir a entrada líquida do valor que será entrada para a função de ativação, ou seja, ele representa um significado de tendência ou limiar de ativação (HAYKIN, 2001).

As Equações 20 e 21 modelam matematicamente o funcionamento do neurônio k :

$$u_k = \sum_{j=1}^n w_{kj} x_j, \quad (20)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k), \quad (21)$$

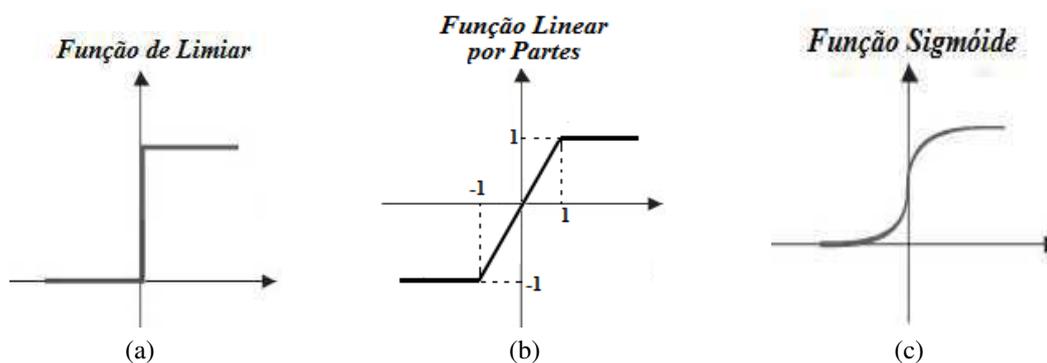
em que u_k representa o resultado da somatória de todas as entradas x_j , do neurônio k , ponderadas pelos respectivos pesos sinápticos w_{kj} . Por fim, a resposta do neurônio k é indicada por y_k , o qual é resultado da aplicação da função de ativação $\varphi(\cdot)$, tendo como argumento a soma de u_k com o *bias* b_k .

A função de ativação define a saída do neurônio, na qual pode se dá de várias formas. É importante salientar que o “conhecimento” adquirido em uma RNA, mais especificamente em cada neurônio, está nos valores dos pesos sinápticos de cada conexão interneuronal.

2.5.3 Função de Ativação

Existem basicamente três tipos básicos de funções de ativação, expostos na Figura 14:

Figura 14: Exemplos de funções de ativação.



Fonte: HAYKIN, 2001.

Na Figura 14a, tem-se a função de limiar, também conhecida como função de *Heaviside*. Essa função foi a utilizada no primeiro neurônio artificial proposto por McCulloch e Pitts, na qual sua saída possui apenas duas possibilidades, valor 1 se seu parâmetro for positivo ou 0 se negativo. A definição matemática é expressa pela Equação 22:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v \geq 0 \\ 0 & \text{se } v < 0 \end{cases}, \quad (22)$$

No gráfico ilustrado pela Figura 14b, tem-se uma região compreendida entre o intervalo $[-1,1]$, na qual o fator de amplificação é a unidade. Tal situação se aproxima a de um amplificador linear. Nota-se para o fato que se a região linear de operação ($-1 < v < 1$) é mantida sem entrar em saturação, o resultado é um combinador linear, porém se o fator de amplificação da região linear tender ao infinito, a curva se reduz a função de limiar. A Equação 23 define a função linear por partes:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v \geq 1 \\ v & \text{se } -1 < v < 1 \\ -1 & \text{se } v \leq -1 \end{cases} \quad (23)$$

O último exemplo de função de ativação é uma função não linear do tipo sigmóide, ilustrada na Figura 14c e definida pela Equação 24, também conhecida por função logística. A variação do parâmetro a tem relação com o grau de inclinação da curva “s”, assim quando a tende ao infinito, a curva da função se aproxima da curva da função de limiar.

$$\varphi(v) = \frac{1}{1+e^{-av}} \quad (23)$$

A função logística é a mais utilizada, dada a sua capacidade de representar fenômenos naturais não lineares, e sua característica de se obter um intervalo contínuo de valores entre -1 e 1 como resultado.

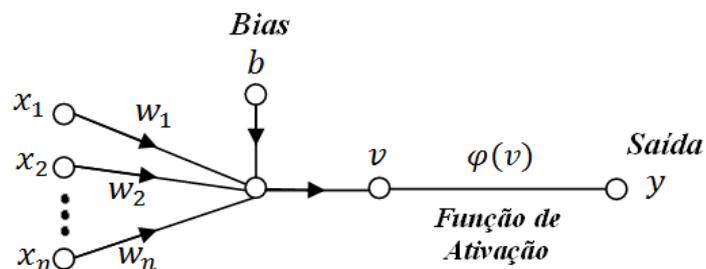
2.5.4 Perceptron

Um neurônio ou uma rede neural são estruturas estáticas, modelos lógicos de estruturas de dados que não possuem utilidade sozinha. Para se tornarem ferramentas úteis, essas necessitam de um algoritmo de treinamento para que assim adquiram a “inteligência” esperada e solucione os problemas almejados. Os algoritmos de aprendizagem possuem a tarefa de realizar o treinamento do neurônio ou de uma RNA, de modo que essas estruturas possam obter resultados desejáveis.

Em 1958, Rosenblatt desenvolveu o *perceptron*, o qual é definido como a forma mais simples de uma RNA usada com objetivo de reconhecer padrões linearmente separáveis (HAYKIN, 2001). Sua estrutura é de apenas um neurônio, com seus pesos e *bias* ajustáveis através de um algoritmo próprio baseado na comparação dos resultados obtidos.

O *perceptron* é representado a partir do modelo de grafo de fluxo de sinal, conforme a ilustrado na Figura 15:

Figura 15: Grafo de fluxo de sinal (*Perceptron*).



Fonte: Adaptação de Haykin (2001).

O *perceptron* constituído de apenas uma camada é idealizado para o reconhecimento de padrões linearmente separáveis, representado por um conjunto de entrada x_1, x_2, \dots, x_n , e sua saída é limitada a duas classes \mathcal{C}_1 ou \mathcal{C}_2 .

Sendo a função de ativação $\varphi(\cdot)$ do tipo limiar, ilustrada na Figura 14a, um exemplo de regra de decisão é se a saída do classificador for +1, os valores de entrada pertencem a classe \mathcal{C}_1 , caso a saída resulte em 0, pertencem a classe \mathcal{C}_2 .

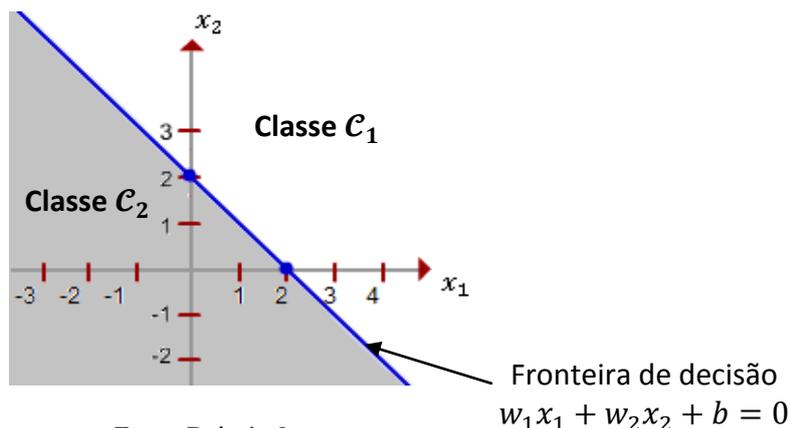
Para o traçado de um mapa de duas regiões no espaço de sinal n -dimensional para n valores de entrada x_1, x_2, \dots, x_n , tem-se a separação dada pelo hiperplano definido na Equação 25:

$$\sum_{i=1}^n w_i x_i + b = 0. \quad (25)$$

Como exemplo ilustrativo, assumem-se dois valores de entrada para o neurônio x_1 e x_2 , e havendo duas regiões (classes) separáveis por uma reta, de modo que acima da reta que define a região de fronteira pertença a classe \mathcal{C}_1 e abaixo a classe \mathcal{C}_2 (HAYKIN, 2001).

Assim, o mapa bidimensional construído relacionando as variáveis de entrada com a região a qual pertence é ilustrado na Figura 16:

Figura 16: Mapa bidimensional do relacionamento de duas variáveis com duas classes.



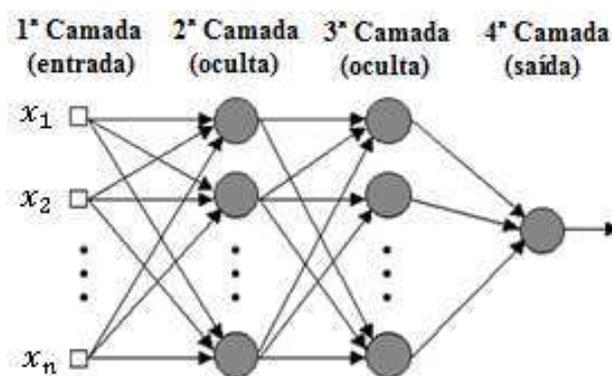
Fonte: Própria do autor.

Ao executar o algoritmo de aprendizagem, denominado de convergência do *perceptron*, por exemplo, os pesos sinápticos são ajustados de forma que para cada conjunto de valores de entrada (x_1, x_2), seja satisfeita a condição estabelecida na regra de decisão de relacionamento dessas duas classes, delimitada pela reta que representa a região de fronteira de decisão.

2.5.5 Perceptron de Múltiplas Camadas

O Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP – *multilayer perceptron*) constitui uma RNA formada por nós dispostos em camadas, conforme apresentado na Figura 17. Tipicamente, essa rede é composta de uma camada de entrada, constituída de nós sensoriais, uma ou mais camadas ocultas, formada de nós computacionais e uma camada de saída, formada também por nós computacionais. A distinção do tipo de nó em sensorial ou computacional diz respeito ao tipo do nó, no primeiro, o nó tem função apenas de representar os dados de entrada da rede, no outro, o nó corresponde aos neurônios artificiais. Cada nó de uma respectiva camada tem conexão com todos os outros nós apenas das camadas adjacentes.

Figura 17: Perceptron de Múltipla Camada (MLP).



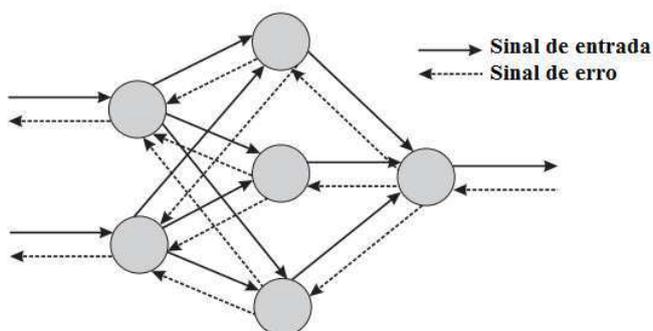
Fonte: Própria do autor.

O MLP é uma generalização do *perceptron* de camada única, visto na seção anterior, e seu funcionamento se dá por meio da propagação do sinal através das camadas. Esse modelo é amplamente utilizado com sucesso para resolução de problemas complexos, não lineares, por meio do algoritmo de treinamento supervisionado de retropropagação de erro (*error back-propagation*).

Baseado na regra de aprendizagem por correção de erro, esse algoritmo funciona em duas etapas. Na primeira, para frente (propagação), um padrão de valores de entrada (vetor de entrada - x_1, x_2, \dots, x_n) é apresentado aos nós sensoriais, camada de entrada e então os neurônios seguintes são estimulados e seu efeito se propaga para as demais camadas da rede, até a última. Ao chegar à camada de saída, essa resulta a resposta real da rede e então é calculado um sinal de erro, o qual é obtido pela diferença da resposta real dada pela rede e a resposta desejada (alvo) esperada para o vetor de entrada apresentado. Então, dar-se início a segunda etapa do treinamento, na qual os pesos sinápticos são ajustados de acordo com a regra de correção do erro, levando-se em conta esse sinal de erro calculado no passo anterior.

O sentido do processo de ajustes dos pesos sinápticos se dá para trás (retropropagação), contra a direção convencional das conexões sinápticas, essa característica é que dá nome ao algoritmo, ilustrado na Figura 18.

Figura 18: Fluxo do sinal no algoritmo backpropagation.



Fonte: SANTOS, 2008 (adaptado).

Haykin (2001) ressalta que um perceptron de múltiplas camadas possui três características próprias:

- A função de ativação definida nos neurônios de uma rede MLP são do tipo não-linear. Salienta-se que a não-linearidade deve ser suave, ou seja, diferenciável em todos os pontos. Usualmente a função de ativação escolhida é uma sigmóide, do tipo apresentado na Equação 24, e com o parâmetro de inclinação a igual a 1;
- A rede MLP deve conter uma ou mais camadas ocultas, as quais têm como função extrair ao máximo informações significativas acerca dos vetores de entrada;
- Uma rede MLP possui um alto grau de conectividade devido as muitas conexões sinápticas.

2.5.6 Limitações da RNA

Uma rede MLP é uma ferramenta altamente robusta e eficaz quando utilizada para classificação, devida suas propriedades de generalização, aprendizagem, mapeamento entrada-saída, adaptabilidade, tolerância a falhas entre outras. Entretanto, essas mesmas características são responsáveis pela ausência de informações sobre o comportamento interno da rede. Isso se dá principalmente devido a dois fatores: a presença de um processamento puramente distribuído e não linear, de forma que se tem um elevado número de interconexões e o outro é a dificuldade de visualização devido à presença dos neurônios ocultos (HAYKIN, 2001).

Uma RNA é usualmente mencionada como uma “caixa-preta”, devido a essa característica de não se conhecer ao certo o que ocorre internamente. Pesquisas têm sido realizadas com o objetivo de extrair conhecimento e criar procedimentos explicativos que justifiquem o comportamento dessas redes em situações específicas (FU, 1994).

O tempo de processamento é outro fator que, a depender do grau de complexidade do problema a ser tratado, e também dos recursos computacionais disponíveis, pode torna seu uso limitado, pois em diversas situações são necessários milhares de ciclos de treinamento da rede para obtenção de resultados satisfatórios.

A última dificuldade listada na utilização desse método está na ausência de uma regra objetiva que especifique certos parâmetros da rede, tais como a quantidade de camadas ocultas, número de neurônios nas camadas, melhor função de ativação, entre outros (LIRA, 2004). É difícil alcançar uma configuração ótima absoluta, em que se tem a certeza que se trata da rede mais eficiente para a solução de um determinado problema. Os trabalhos que aplicam RNAs definem uma arquitetura para a rede de forma empírica, na base da tentativa e erro. Pesquisas envolvendo algoritmos genéticos são desenvolvidas com o objetivo de otimizar a escolha desses parâmetros (MENDES; CARVALHO, 1997).

2.6 Considerações finais

A revisão bibliográfica realizada nesse segundo capítulo é de grande importância para contextualizar no âmbito das técnicas e métodos amplamente estudados e utilizados no meio acadêmico.

Na primeira subseção do referido capítulo foi revisado alguns trabalhos que têm correlação com o presente estudo: classificação de padrões e isoladores de alta tensão. Logo após, na sessão 2.2, foi apresentado o isolador de vidro de alta tensão, suas características construtivas e de utilização. Também foi feita uma análise acerca da sua propriedade de irradiação de ondas eletromagnéticas, estas, objeto principal de estudo e classificação por parte desta pesquisa.

Na sequência, sessão 2.3, foi abordado o assunto de reconhecimento de padrões (RP). Assim, foi exposto um conceito geral de um sistema RP e também suas possíveis aplicações. Já no subcapítulo 2.4, foi feita uma criteriosa revisão teórica sobre processamento de sinais. Desde a análise por Fourier, a qual se mostrou propícia principalmente a sinais periódicos e estacionários, mostrando os avanços obtidos com a Transformada de Fourier de Tempo Curto, na qual é feita um janelamento do tempo. Por fim, é definida a Transformada *Wavelet*, a qual foi demonstrada seu alto grau de detalhamento do sinal, principalmente sendo esses não periódicos e não estacionários.

Por fim, na sessão 2.5, foi abordada a técnica de IA Redes Neurais Artificiais, definidas as equações que descrevem o método e expostas as características e propriedades sobre a mesma. Por se tratar de um método de classificação inspirado nos neurônios biológicos, demonstrou-se sua característica de processamento paralelo e sua alta capacidade de generalização.

3 Medições

Neste capítulo é apresentado o processo de medição de irradiação do isolador, identificado os equipamentos utilizados e os ambientes em que foram feitas as medições. São apresentados os sinais que foram medidos e o tratamento realizado em sub-bandas de frequência.

3.1 Equipamentos

As medições de irradiação eletromagnética, para as faixas de frequência de 30 MHz a 330 MHz, foram realizadas com antena bicônica modelo SAS-540, e suas principais características estão especificadas na Tabela 1.

Tabela 1: Especificação antena bicônica.

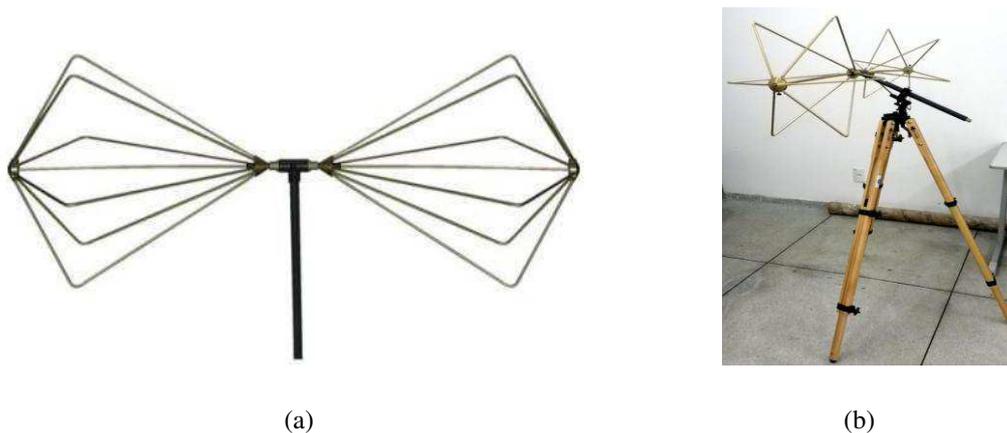
Antena Bicônia	
Fabricante:	A. H. System
Modelo	SAS-540
Faixa de frequência	20 MHz - 330 MHz
Fator da antena	8,5 a 21,5 dB
Ganho	2,2 a 2,8 dBi
Padrão de irradiação	Omni-direcional
Impedância	50 Ω

O limite inferior da faixa de frequência empregada, 30 MHz, está de acordo com a norma EM 55022¹. Pela norma, somente é considerada emissão irradiada as frequências superiores a esse limite, enquanto que para frequências menores, na faixa de 150 kHz a 30 MHz, é considerada emissão conduzida.

Já o limite superior empregado nas medições é por conta do limite da faixa de frequência da antena bicônica, 330 MHz.

¹ EM 55022: Norma europeia que define os limites e métodos de medição das características dos equipamentos da tecnologia de informação e radiofrequência.

Figura 19: Antena bicônica. (a) Elemento irradiador e (b) fixada no tripé.



Fonte: Própria do autor.

O analisador de espectro utilizado nos experimentos foi o modelo FSL e suas principais características são descritas na Tabela 2.

Tabela 2: Especificação do analisador de espectro.

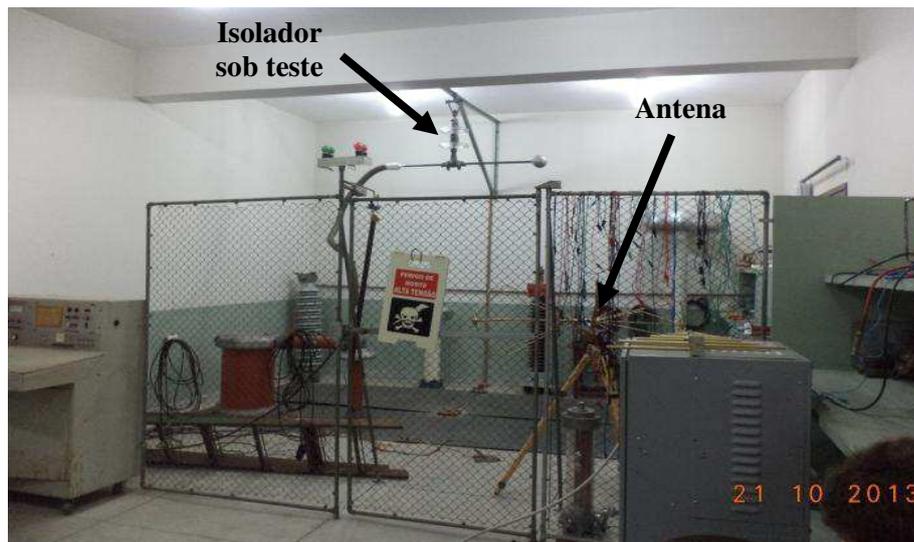
Analisador de espectro FSL	
Fabricante:	ROHDE&SCHWARZ
Modelo	R&S® FSL6
Faixa de frequência	9 kHz - 6 GHz
Tensão DC máxima de entrada (nominal)	50 V
Máxima tensão de pulso	150 V
Número de máximo de curvas	4
Número de pontos de medição	125 a 32001
Atenuação de entrada	0 dB a 50 dB
Impedância de entrada	50 Ω

3.2 Locais dos Experimentos

As medições ocorreram em três ambientes: duas salas do Laboratório de Alta Tensão (LAT) da UFCG e no campo, na cidade de Rio Largo (Alagoas).

Os experimentos em que foram medidos individualmente cada disco da cadeia de isoladores ocorreram no kit de alta tensão (KAT), ilustrado na Figura 20, localizado no LAT. Esse ambiente é propício a ensaios de alta tensão em equipamentos relativamente pequenos, onde não necessita de um espaço maior para o *setup* de medição. Outra característica desse laboratório é o limite de tensão que pode ser empregado nos testes, de 200 kV.

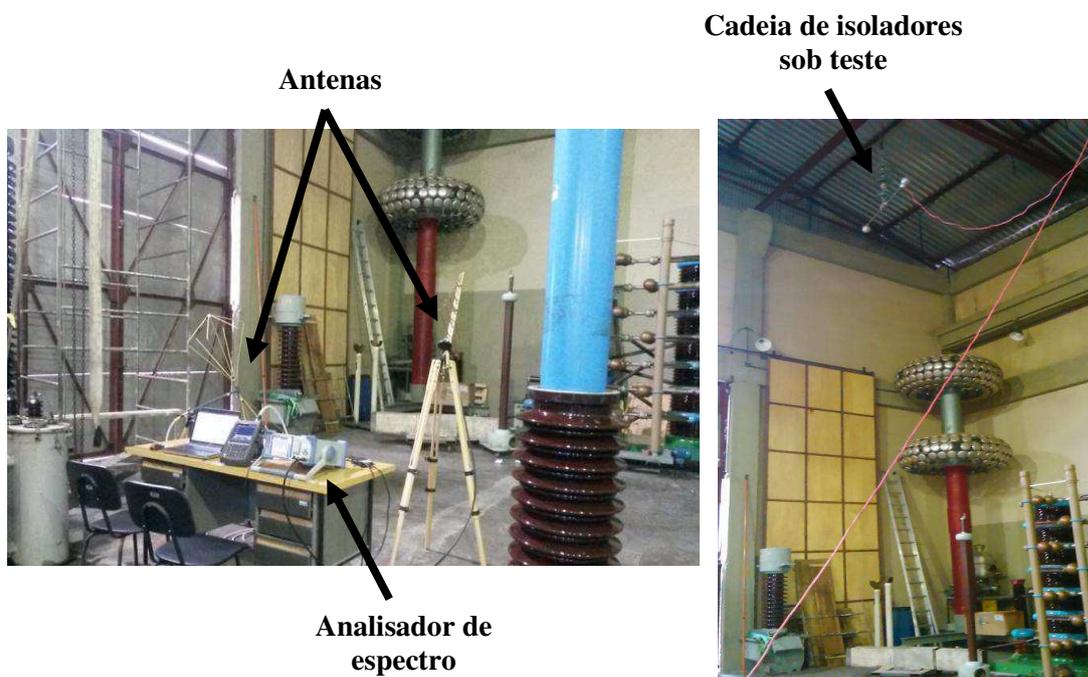
Figura 20: Kit de alta tensão (KAT) do LAT/UFCG.



Fonte: Própria do autor.

Como o espaço físico é reduzido, esse ambiente é ideal para as medições de cada disco de isoladores. Já para os experimentos nos quais foram feitas medições de irradiação das cadeias completas de isoladores compostas por cinco discos, o salão de alta tensão (SAT) do LAT, ilustrado pela Figura 21, foi utilizado.

Figura 21: Salão de alta tensão (SAT) do LAT/UFCG.

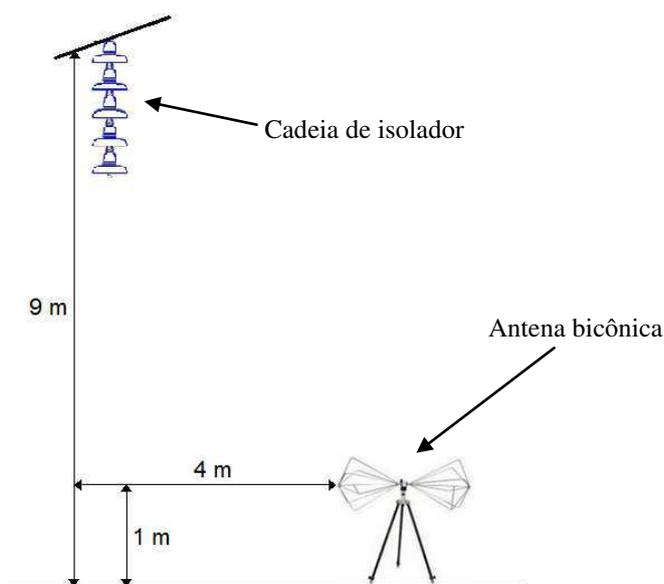


Fonte: Própria do autor.

Esse ambiente permite realizar experimentos que necessitam de um espaço maior, propiciando a realização de ensaios em equipamentos de maior porte e também com uma classe de tensão superior ao KAT, podendo empregar até 600 kV.

As medições com as cadeias de isoladores foram realizadas nesse ambiente principalmente pelo interesse em se obter uma aproximação das condições encontradas no local de operação dos isoladores, no alto das LTs. Na Figura 22 é ilustrado o diagrama das posições da antena e da cadeia de isolador.

Figura 22: Diagrama da medição no SAT/UFCCG.



Fonte: Própria do autor.

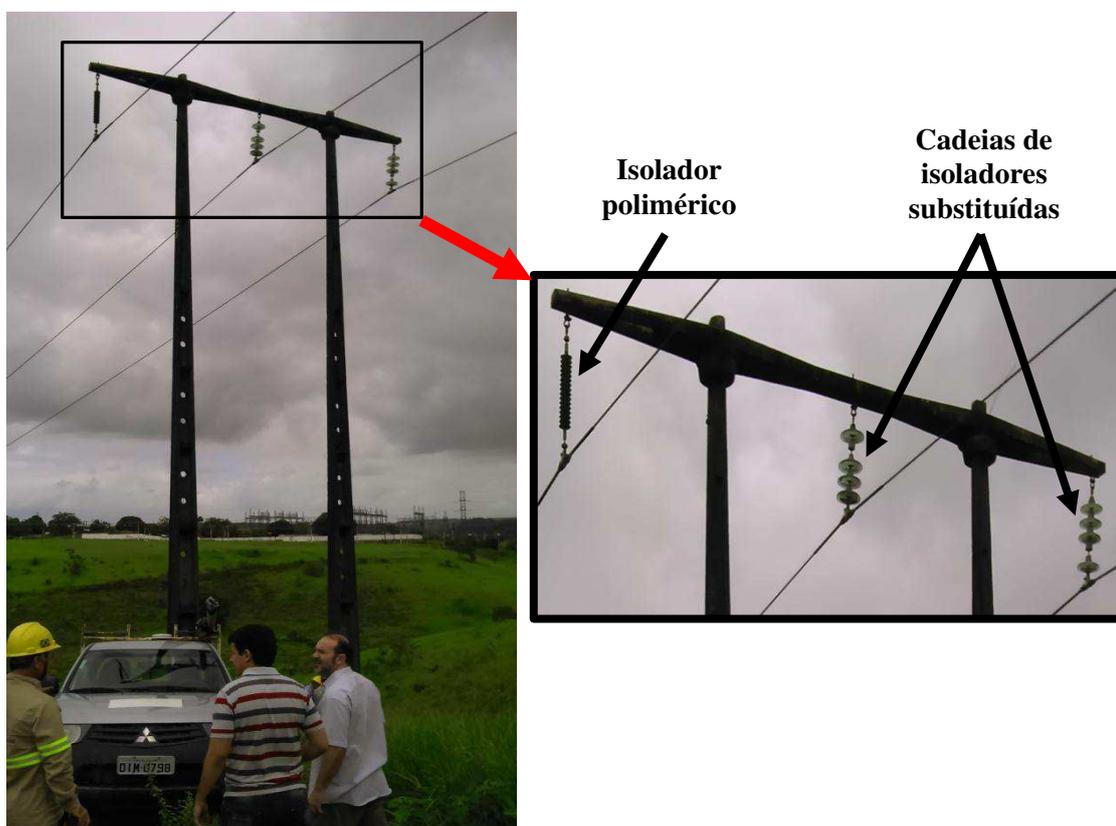
O último local em que foram realizadas medições foi no campo, na cidade de Rio Largo, região metropolitana de Maceió. A torre na qual ocorreram as medições se situava em local de difícil acesso devido à falta de estrada para veículo e a vegetação densa em volta.

A escolha por essa torre, ilustrada na Figura 23, foi dos funcionários da Eletrobrás Distribuição Alagoas (EDAL), os quais já tinham registrado que essa necessitava de uma intervenção para a substituição de duas cadeias de isoladores de vidro que estavam danificadas e com alto grau de poluição e oxidação, por isoladores poliméricos novos.

Para o objetivo da pesquisa, as medições foram realizadas, e após terminadas, os técnicos efetuaram a substituição das duas cadeias de vidro. As cadeias de isoladores retiradas foram identificadas, alocadas em embalagem apropriada e enviadas para Campina Grande com o objetivo de serem feitas medições em laboratório.

As medições ocorridas em campo foram do conjunto de cadeias de isoladores dos três condutores, sendo que além das duas cadeias que foram substituídas, também havia a presença de um isolador polimérico sustentando o terceiro condutor. Esse fato deverá ser levado em consideração quando forem analisados os resultados.

Figura 23: Experimento realizado em campo, Rio Largo/AL.



Fonte: Própria do autor.

Ao todo foram realizados 6 experimentos: 4 no KAT do LAT/UFCG, 1 em campo e 1 no SAT do LAT/UFCG.

3.3 Experimento 1

O primeiro experimento foi realizado no dia 18/09/2012 no Kit do LAT/UFCG. Pelo fato de ter sido o primeiro experimento, não se conhecia ao certo qual faixa do espectro analisar, portanto foram feitas medições de 30 MHz até 1 GHz. As polarizações da antena também foram testadas, vertical e horizontal. Contudo, após a aplicação do método, os

resultados melhores ocorreram com a antena posicionada horizontalmente, por isso, as demais medições ocorreram com a antena posicionada dessa forma.

A título de comparação, foram utilizados apenas dois discos de isoladores nas medições: um totalmente limpo e outro bastante poluído, ilustrados nas Figuras 24a e 24b, obtido de uma região industrial do estado de Alagoas.

Figura 24: Isoladores utilizados na primeira medição: (a) limpo e (b) poluído.



(a)



(b)

Fonte: Própria do autor.

O objetivo em utilizar esses dois isoladores é para adquirir informações dos casos extremos do grau de poluição.

3.4 Experimento 2

O experimento 2 foi realizado no dia 21/10/2013 no Kit do LAT/UFCG. Foram utilizados quatro isoladores: um limpo e outros três com graus intermediários de poluição. Estes também oriundos de regiões distintas do estado de Alagoas.

Foi utilizada como critério para estabelecer o grau de poluição de cada isolador a análise do efeito corona no momento da medição, contabilizada por pontos (pixels), obtidos a partir do aparelho detector de efeito corona (DayCor®). Na Tabela 3 são exibidos os resultados dessa análise para os quatro isoladores que foram ensaiados.

Tabela 3: Contagem de pontos pelo DayCor®.

Isolador	Nº de pontos
Limpo (2ª Medição)	122
Poluído 1	147
Poluído 2	903
Poluído 3	20.184

Assim, é possível inferir, de forma indireta, mas com um critério objetivo, o estado de conservação dos isoladores testados. Dessa forma, os números seguidos da descrição “Poluído” têm relação direta com o estado de degradação e assim foram nomeados. Salienta-se para o fato de que os isoladores poluídos, utilizados nesse experimento, apresentavam-se visualmente em melhores condições do que o isolador poluído utilizado no experimento 1.

3.5 Experimento 3

Realizado em 09/12/2013 no KAT do LAT/UFCG, o objetivo foi de observar alterações do espectro quando o isolador é poluído artificialmente. Foram utilizados nesse experimento um total de três isoladores, um limpo, e outros dois borrifados com solução salina de Kaolin com diferentes concentrações: 1 mS/cm e 8 mS/cm.

3.6 Experimento 4

O experimento 4 foi o último a ser realizado no Kit do LAT/UFCG. Foi realizado no dia 15/05/2014 no qual foram feitas medições de irradiação eletromagnética em dois isoladores de vidro: um limpo e outro borrifado com solução salina de Kaolin de condutividade de 8 mS/cm.

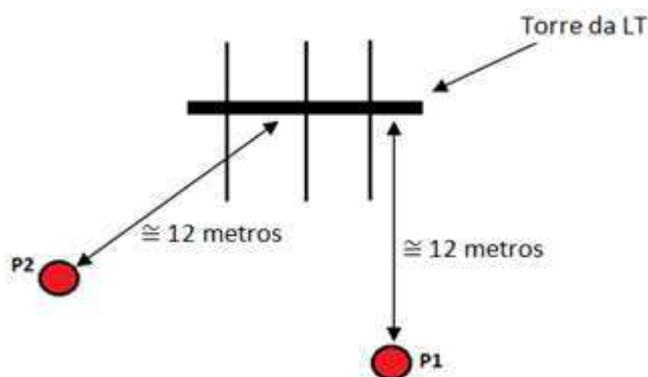
3.7 Experimento 5

O experimento 5 foi realizado no campo, na cidade de Rio Largo no dia 10/06/2014. Com o apoio da EDAL, as medições ocorreram no turno da manhã e a torre definida continha um isolador polimérico e outras duas cadeias de isoladores vítreos.

Como se tratava de uma medição a qual continha três diferentes isoladores, foram feitas medições em dois pontos distintos com o objetivo de avaliar a variação do local de medição em relação aos padrões de sinais coletados.

A Figura 25 ilustra as posições P1 e P2 da antena nas quais as medições ocorreram.

Figura 25: Indicação dos pontos de medição em relação à torre: P1 e P2.



Fonte: Própria do autor.

Finalizadas as medições, a equipe de manutenção da EDAL iniciou o procedimento de substituição das duas cadeias de vidro por isoladores poliméricos. Então, essas cadeias, ilustradas na Figura 26, foram enviadas à Campina Grande para que fossem feitas medições em laboratório.

Figura 26: Cadeias de isoladores vítreos retiradas após o 5º experimento.



Fonte: Própria do autor.

Nota-se que essas cadeias estavam em situação de extrema degradação física, na Figura 26 é possível observar que, em ambas, existe um isolador com dielétrico quebrado, alto grau de corrosão provocado pela oxidação na região metálica, principalmente nos pinos, além do acúmulo de poluição presente no dielétrico.

3.8 Experimento 6

O 6º experimento ocorreu no SAT do LAT/UFCG, no dia 26/06/2014. Devido ao ambiente proporcionar um espaço maior, foi possível a medição das cadeias de isoladores a uma altura de 9 m. Foram feitas medições com três cadeias de isoladores, uma limpa e as outras duas provenientes da substituição ocorrida no 5º experimento, conforme ilustra a Figura 26.

Dessa forma, foi possível conhecer a variação do sinal captado pelos isoladores operando em conjunto em uma LT no campo, 5º experimento, e quando submetidos a testes individuais no ambiente controlado do laboratório.

3.9 Considerações finais

No capítulo 3, foram apresentadas as medições que foram realizadas. Inicialmente foram expostos os equipamentos utilizados, bem como os locais em que ocorreram os experimentos. Então, nas seções subsequentes, estão definidas as características e detalhes de cada medição ocorrida, tais como: isoladores testados, local, procedimentos executados.

Essas informações são de grande importância para a interpretação dos resultados que serão expostos no Capítulo 5. Na próxima seção será apresentado o método, e suas variações, que foi proposto e testado nessa pesquisa.

4 Método de Classificação

Neste capítulo serão apresentados os métodos que foram propostos e testados. O algoritmo foi implementado e executado no *software* Matlab®. Os dados utilizados foram todos obtidos dos experimentos descritos no Capítulo 3.

Foram testados ao todo oito métodos, os quais diferem na quantidade de parâmetros utilizados, na utilização, ou não, dos coeficientes *wavelets* e na *wavelet* mãe adotada. O objetivo em testar essas variações nos métodos é o de conhecer a influência que essas alterações produzem no resultado final.

Em todos eles, os parâmetros são inseridos em uma RNA do tipo MLP de três camadas, sendo a camada de entrada composta por uma quantidade de neurônios igual a de parâmetros do respectivo método, a oculta formada por cinquenta neurônios e a saída por dois neurônios. Na Tabela 4 são apresentados os parâmetros da RNA que são comuns em todos os métodos.

Tabela 4: Parâmetros da RNA.

Parâmetros da RNA	
Fração de treinamento	70%
Fração de validação	15%
Fração de teste	15%
Função treinamento	Levenberg-Marquardt backpropagation
Função performance	Erro Médio Quadrático - mse
Função de ativação	Sigmóide
Neurônios camada oculta	50
Neurônios camada saída	2

A quantidade de 50 neurônios na camada oculta foi definida a partir de testes preliminares. Foi constatado que o aumento do número desses neurônios ocultos, além de 50, não correspondia a um aumento de acertos da rede, contribuindo apenas para o aumento do tempo de processamento do método.

4.1 Método A

No primeiro método testado, denominado de Método A, foram utilizados apenas dois parâmetros para o processamento: média e desvio padrão. Assim, os dados obtidos dos experimentos foram processados e, com base no cálculo da média e do desvio padrão, Equações 26 e 27, respectivamente, serviram de entrada para o classificador neural.

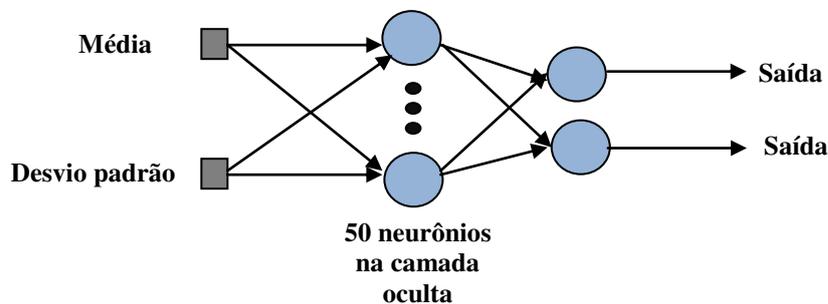
$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \quad (26)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}}, \quad (27)$$

onde x_i é a amplitude de cada ponto e n é a quantidade total de pontos no gráfico gerados pelo analisador de espectro. Os símbolos \bar{x} e S representam respectivamente o valor médio e o desvio padrão da amostra.

Na Figura 27 é ilustrada a RNA utilizada pelo método A:

Figura 27: RNA utilizada no método A.



Fonte: Própria do autor

4.2 Método B

No Método B foram adicionados mais dois parâmetros para a análise, totalizando quatro: média, desvio padrão, curtose e área da região delimitada pelo gráfico. Esses

parâmetros foram calculados diretamente a partir do espectro irradiado coletado nos experimentos.

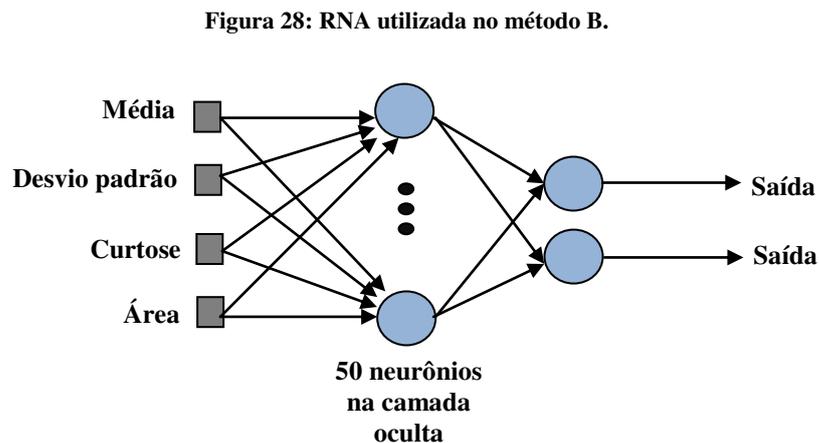
A curtose é uma medida de dispersão que indica a forma como está a curva função densidade de probabilidade (FDP) da amostra, e é relacionada ao grau de “achatamento” dessa curva. É definida de acordo com a Equação 28.

$$\gamma_2 = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3, \quad (28)$$

onde γ_2 é a medida da curtose, μ_4 é o quarto momento central e σ é o desvio padrão.

O segundo parâmetro adicionado é a área delimitada pela curva do gráfico. Como os dados são discretos, é utilizada a regra trapezoidal para o cálculo da área.

A Figura 28 ilustra a RNA utilizada pelo método B.



Fonte: Própria do autor.

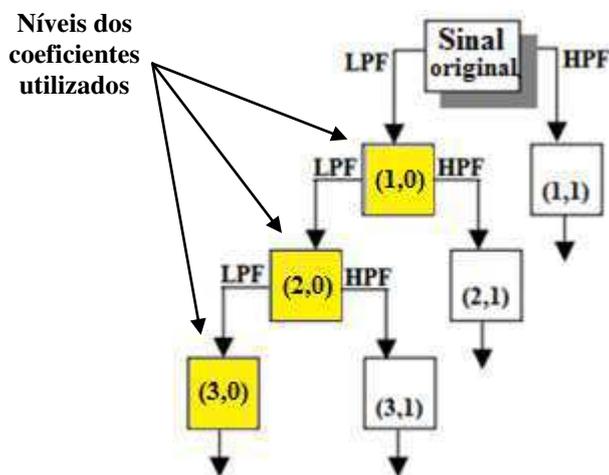
4.3 Método C

No terceiro método implementado, denominado de método C, os parâmetros foram obtidos a partir do cálculo dos coeficientes *wavelets* de três níveis: (1,0), (2,0) e (3,0). Esses níveis são identificados na árvore de decomposição dos coeficientes *wavelets*, ilustrados na Figura 29.

A definição desses níveis é devido à característica que esses coeficientes de aproximação possuem em representar o sinal de forma “aproximada”, reduzindo sua

dimensionalidade e com isso produzindo um efeito de filtro, o qual elimina parte do ruído contido no sinal original.

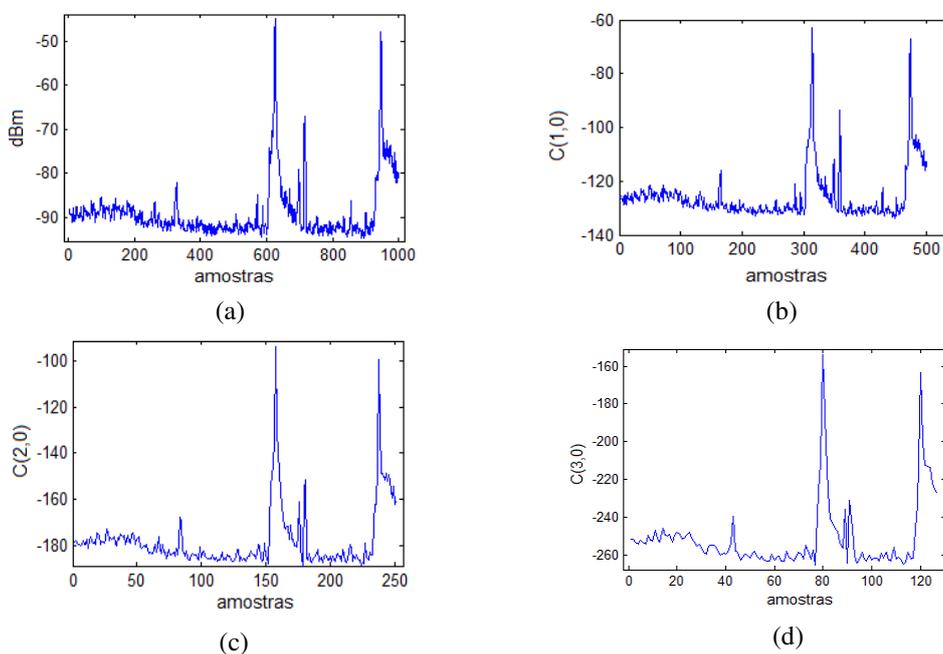
Figura 29: Níveis de coeficientes *wavelets* utilizados no método C.



Fonte: Própria do autor.

Após o cálculo desses coeficientes, são obtidos os mesmos parâmetros do método A: média e desvio padrão. Como exemplo, na Figura 30 é ilustrado graficamente o resultado do processamento pela transformada *Wavelet* de um sinal coletado de uma medição de radiofrequência, na faixa de 30 MHz a 80 MHz, realizada em um isolador em operação.

Figura 30: Sinal processado pela transformada *wavelet*: (a) sinal original, (b) coeficientes (1,0), (c) coeficientes (2,0) e (d) coeficientes (3,0).

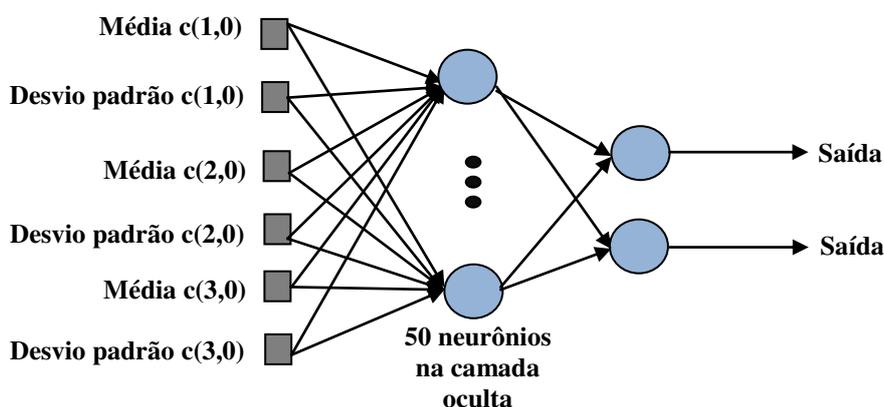


Fonte: Própria do autor.

Percebe-se que o sinal captado pela antena, ilustrado na Figura 30a, apresenta uma resolução de 1001 amostras. De acordo com a teoria exposta na sessão 2.4.8, a quantidade de coeficientes *wavelets* cai pela metade em cada nível, fato constatado pelas Figuras 30b, 30c e 30d.

Nota-se que, a partir da Figura 31, a RNA do método C é composta por seis entradas correspondentes às médias e desvios padrão de cada um dos três níveis de coeficientes que foram calculados.

Figura 31: RNA utilizada no método C.



Fonte: Própria do autor.

Como foram analisados os resultados obtidos por diferentes *wavelets* mãe, o método C é subdividido em outros três submétodos, nomeados como:

- **C-db12:** *Wavelet* mãe definida como Daubechies de 12^a ordem;
- **C-coif5:** *Wavelet* mãe definida como Coiflet de 5^a ordem;
- **C-haar:** *Wavelet* mãe definida como Haar.

4.4 Método D

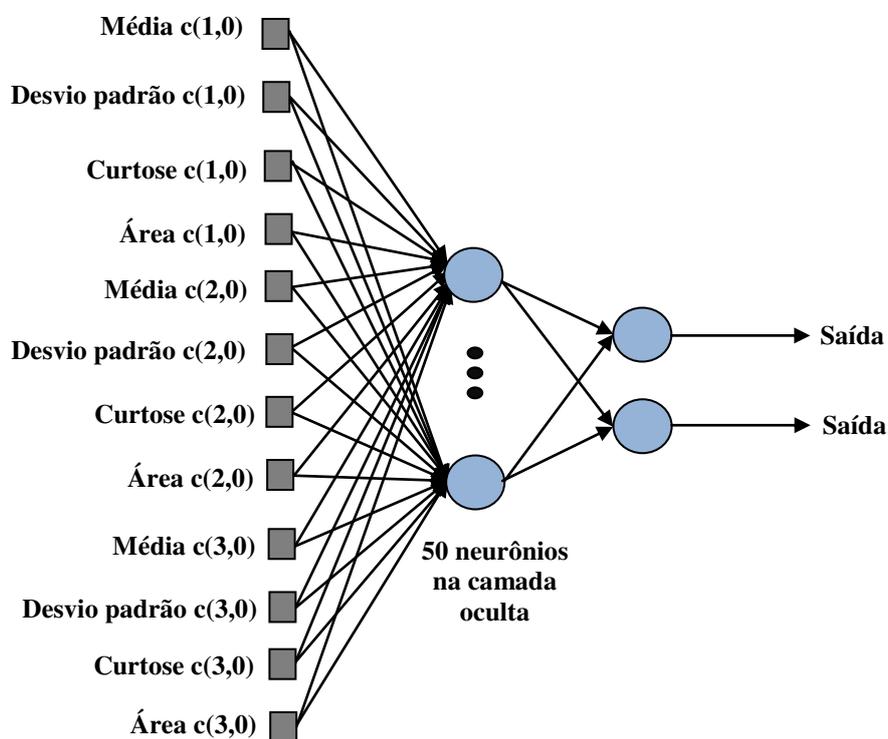
De forma semelhante ao método B, no método D, os quatro parâmetros (média, desvio padrão, curtose e área) foram obtidos a partir dos mesmos níveis de coeficientes *wavelets* empregados no método C, (1,0), (2,0) e (3,0), ilustrados na Figura 29.

Também foi analisada a performance do método quando escolhidas outras *wavelets* mãe para a decomposição dos coeficientes, portanto, o método foi subdividido em outros três métodos e nomeados como:

- **D-db12:** *Wavelet* mãe definida como Daubechies de 12ª ordem;
- **D-coif5:** *Wavelet* mãe definida como Coiflet de 5ª ordem;
- **D-haar:** *Wavelet* mãe definida como Haar.

A Figura 32 ilustra a topologia da RNA implementada no método D.

Figura 32: RNA utilizada no método D.



Fonte: Própria do autor.

Há nessa rede um total de 12 entradas correspondentes à média, o desvio padrão, a curtose e a área de cada um dos três níveis de coeficientes obtidos.

4.5 Considerações finais

Neste capítulo foram descritos os métodos implementados nessa pesquisa. Para fim de comparação, foram testados quatro métodos, os quais se diferenciaram principalmente pela quantidade de parâmetros de entrada da RNA proposta.

Os dois últimos métodos, com o objetivo de avaliar o desempenho das *wavelets* mães escolhidas, foram segmentados cada um em mais três submétodos a partir das *wavelets* mães: Daubechies de 12^a ordem, Coiflet de 5^a ordem e Haar. Assim, será possível conhecer a eficiência do algoritmo em mais detalhes, observando a influência que o tipo de *wavelet* utilizada no algoritmo tem sobre os resultados.

No próximo capítulo serão apresentados os resultados e suas respectivas interpretações.

5 Resultados

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos de cada método proposto no Capítulo 4. Adicionalmente, serão apresentados os resultados de um estudo prévio sobre o comportamento dos sinais a partir do gráfico de dispersão da média e desvio padrão dos sinais coletados. Assim, haverá mais informações sobre cada faixa de frequência, e com isso, a avaliação de cada método se dará de forma mais ampla.

O escopo deste trabalho se limitou a analisar a faixa de frequência de 30 MHz a 330 MHz. Entretanto, por motivos técnicos e operacionais, no momento das medições ocorridas durante os 2º e 3º experimentos, a faixa de frequência medida foi apenas de 30 MHz a 230 MHz. Diante desse fato, a análise será segmentada em subfaixas de frequência, de forma que seja possível a comparação de faixas espectrais de mesmo tamanho.

Outro motivo para que a análise dos dados seja segmentada por faixas de frequência é que dessa forma é possível uma melhor interpretação e um ajuste fino mais apurado, pois as componentes de frequência são processadas através das janelas, as quais permitem um conhecimento em maior detalhe de todo o espectro observado.

Portanto, após uma apuração preliminar dos resultados em várias sub-bandas de frequência, foram definidas 14 faixas espectrais com as seguintes larguras de banda (LB): 50 MHz, 100 MHz, 150 MHz, 200 MHz, 250 MHz e 300 MHz. Assim, as faixas de frequência apresentadas são definidas conforme a Tabela 5.

Tabela 5: Relação das subfaixas espectrais analisadas.

Largura de Banda: 50 MHz	Largura de Banda: 100 MHz	Largura de Banda: 150 MHz	Largura de Banda: 200 MHz	Largura de Banda: 250 MHz	Largura de Banda: 300 MHz
30 a 80 (MHz)	30 a 130 (MHz)	30 a 180 (MHz)	30 a 230 (MHz)	30 a 280 (MHz)	30 a 330 (MHz)
80 a 130 (MHz)	130 a 230 (MHz)	180 a 330 (MHz)			
130 a 180 (MHz)	230 a 330 (MHz)				
180 a 230 (MHz)					
230 a 280 (MHz)					
280 a 330 (MHz)					

Com o objetivo de tornar clara a interpretação dos resultados, estes são organizados e apresentados primeiramente de acordo com cada experimento e posteriormente por cada um dos métodos.

Uma observação deve ser feita com relação ao 5º experimento. De acordo com o exposto na seção 3.7, essa medição ocorrida no campo se refere apenas ao da classe poluído. Portanto, para fins da aplicação dos métodos de reconhecimento de limpo ou poluído, esses dados serão apresentados em conjunto com os da 6ª medição, pois nesta houve a medição de uma cadeia limpa de referência.

5.1 Resultados das médias e desvios padrão

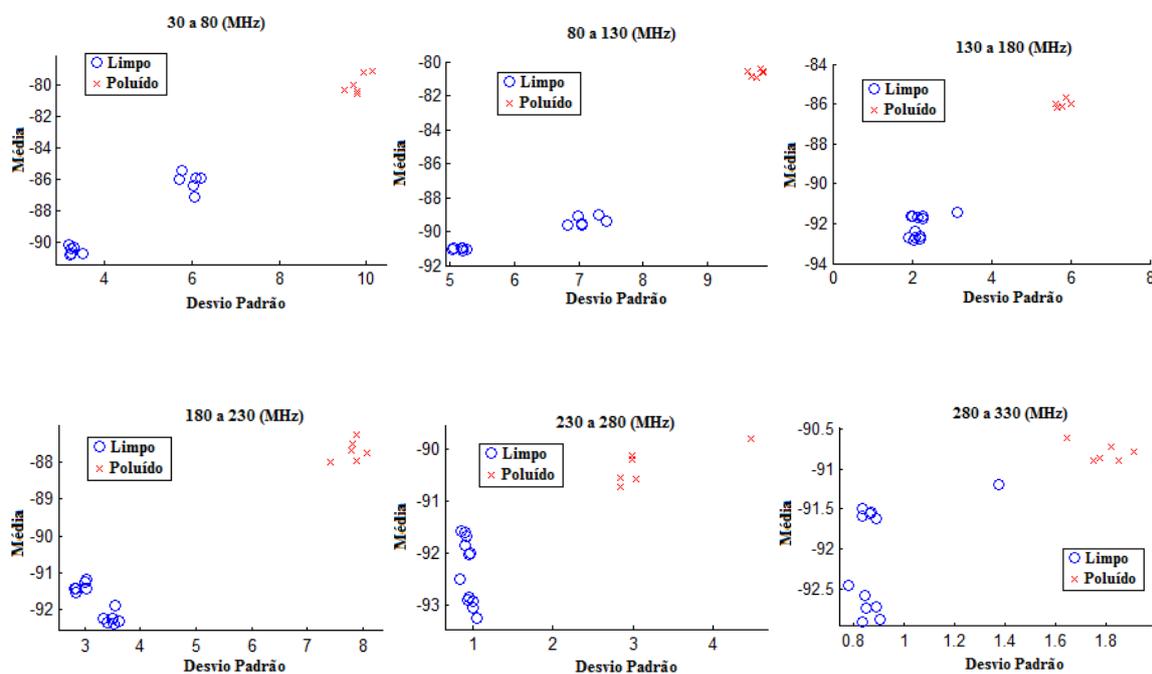
Os gráficos de média e desvio padrão fornecem mais informações a respeito de cada faixa do espectro que será processada. Essas informações servem de auxílio para a interpretação dos resultados dos métodos propostos.

Os resultados para a menor LB, 50 MHz, são ilustrados pelas Figuras 33, 34, 35, 36 e 37.

a) LB de 50 MHz:

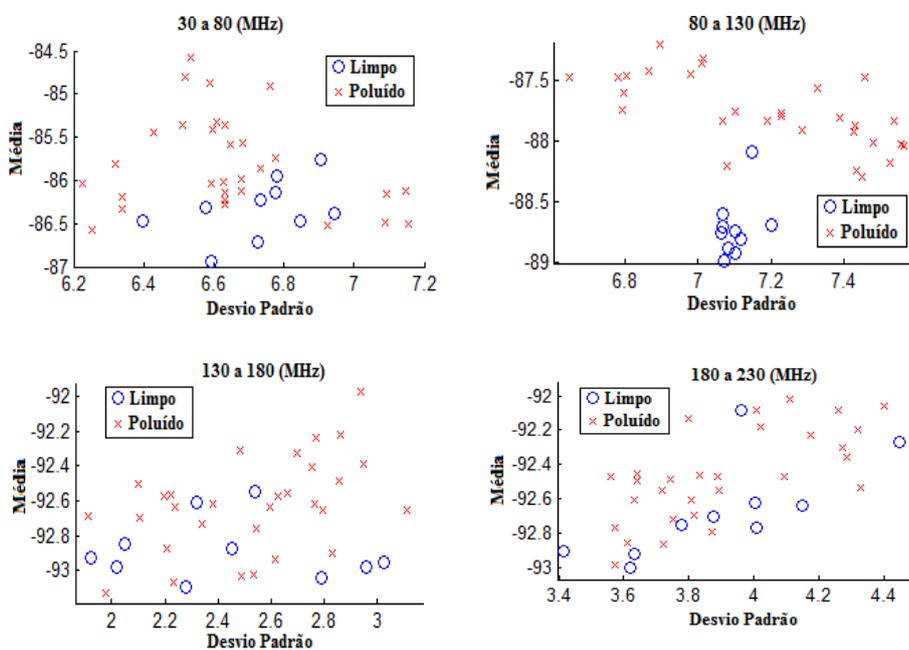
- 1º Experimento

Figura 33: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 50 MHz: 1º Experimento.



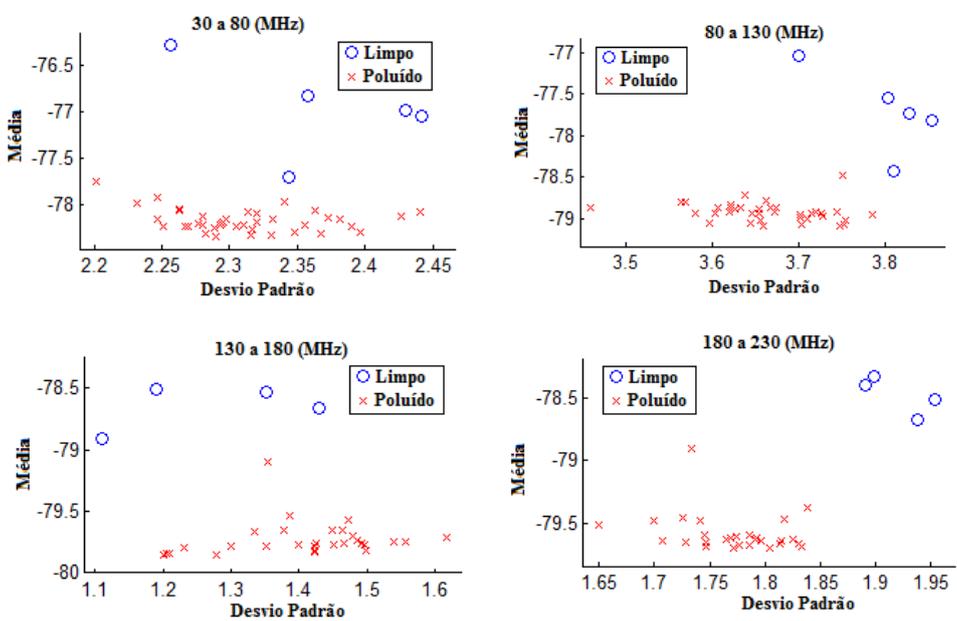
- 2º Experimento

Figura 34: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 50 MHz: 2º Experimento.



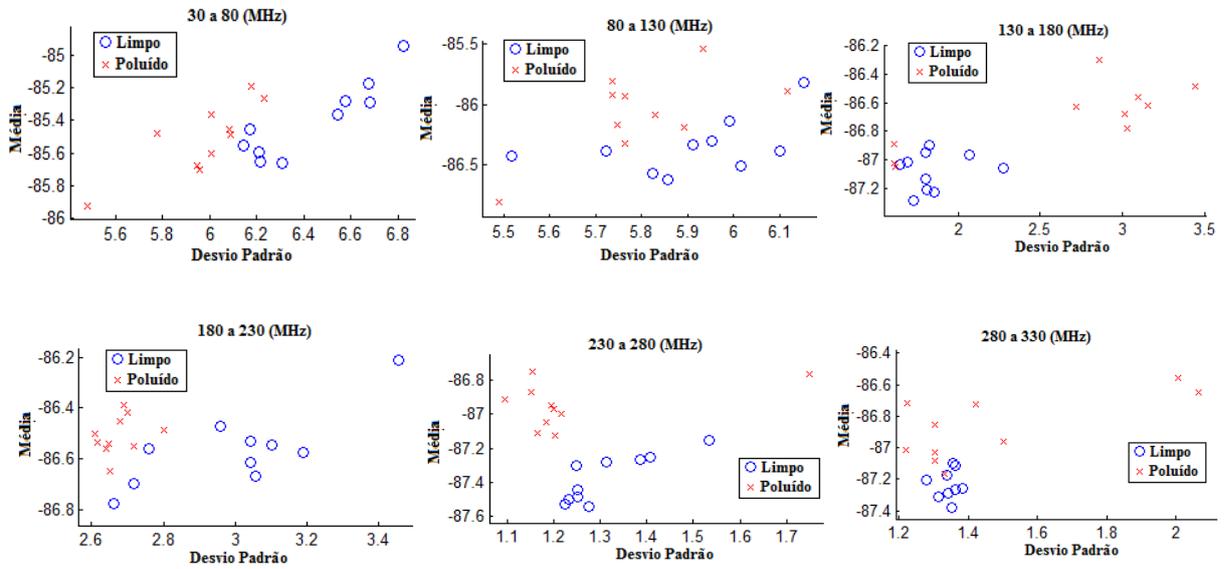
- 3º Experimento

Figura 35: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 50 MHz: 3º Experimento.



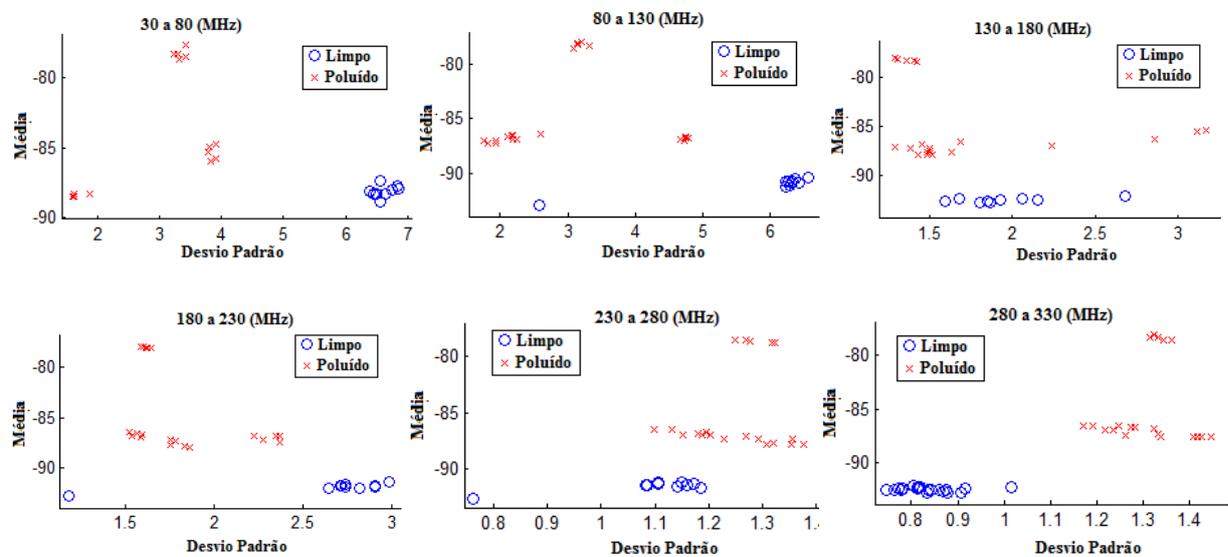
- 4º Experimento

Figura 36: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 50 MHz: 4º Experimento.



- 5º e 6º Experimentos

Figura 37: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 50 MHz: 5º e 6º Experimentos.



As faixas analisadas no experimento 1, para a largura de banda de 50 MHz, mostraram uma separação dos pontos relativos aos isoladores limpos e poluídos, localizados em regiões

bem definidas e distanciadas. Também é verificado que os poluídos possuem os valores de média e o desvio padrão maiores do que a outra classe.

No 2º experimento, diferente do que é observado no experimento 1, as regiões contendo os pontos das duas classes aparecem muito próximas. Nas duas últimas faixas, 130 a 180 MHz e 180 a 230 MHz, percebe-se não haver delimitação definida, uma vez que os pontos relativos às classes se mostram misturados.

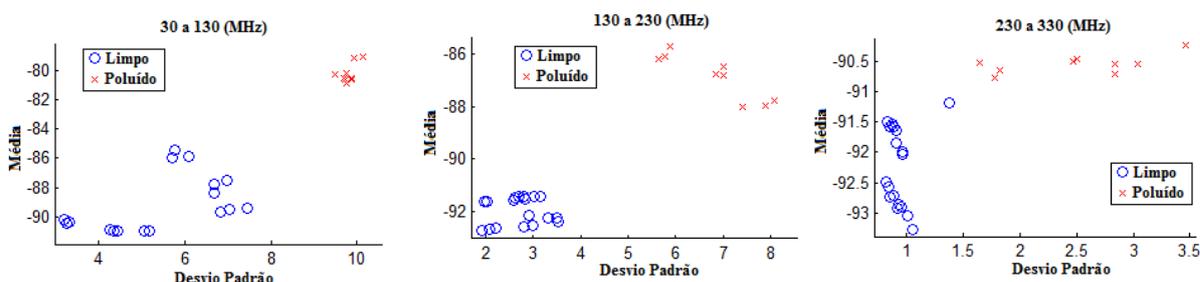
No 3º experimento, embora os pontos se apresentem facilmente distinguíveis, estando as duas regiões que representam as duas classes bem definidas, é a única situação em que a média apresenta valores maiores para a classe limpa do que para a poluída. Fato observado apenas para esse caso. Nos experimentos 4, 5 e 6, são visualizados os agrupamentos dos pontos em duas regiões distintas e estas afastadas uma a da outra.

Já para a LB de 100 MHz, os resultados são ilustrados pelas Figuras 38, 39, 40, 41 e 42.

b) LB de 100 MHz:

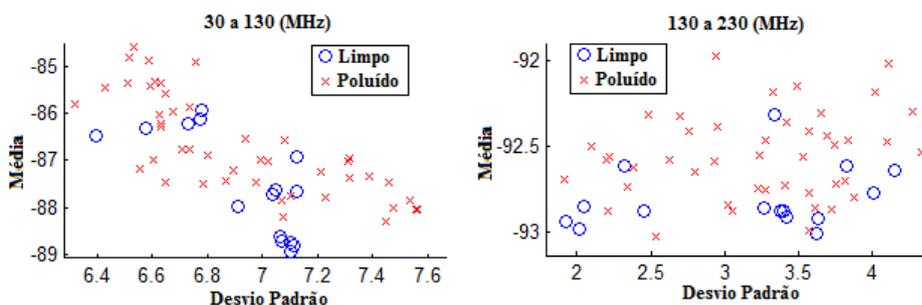
- 1º Experimento

Figura 38: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 100 MHz: 1º Experimento.



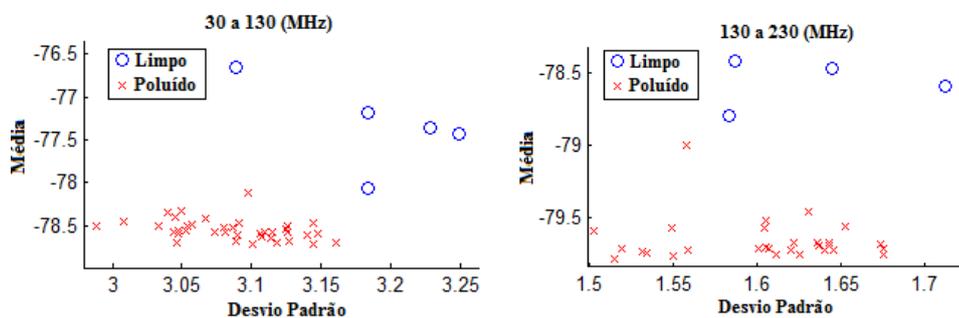
- 2º Experimento

Figura 39: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 100 MHz: 2º Experimento.



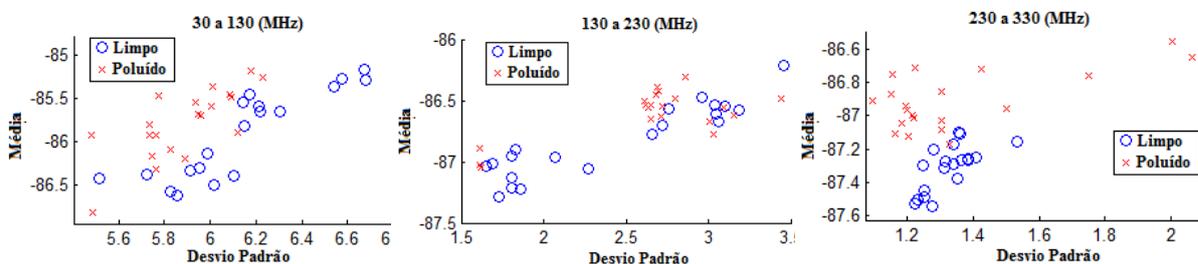
- 3º Experimento

Figura 40: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 100 MHz: 3º Experimento.



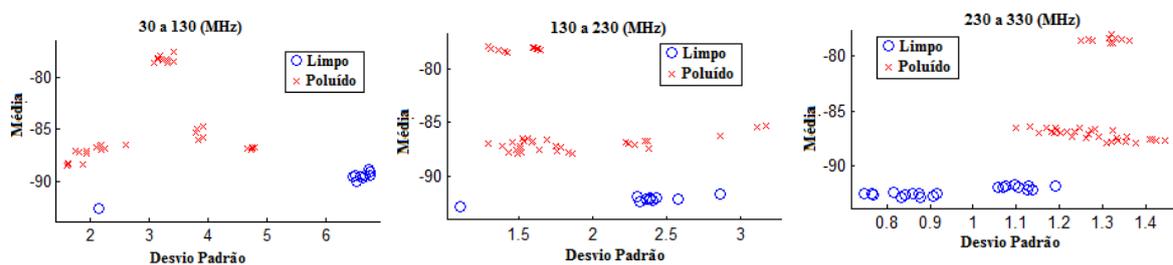
- 4º Experimento

Figura 41: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 100 MHz: 4º Experimento.



- 5º e 6º Experimentos

Figura 42: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 100 MHz: 5º e 6º Experimentos.



No 1º experimento permanece o mesmo que o observado para o caso com a LB menor, os dados das duas classes se mantém delimitados em regiões específicas e distanciadas.

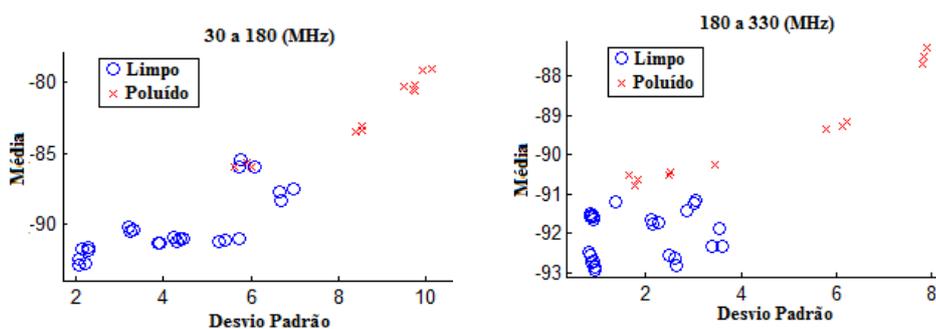
Nos 2º e 4º experimentos, os pontos referentes das duas classes se apresentam misturados. No 3º e nos 5º e 6º experimentos as regiões contendo os dados das duas classes continuam a se apresentarem bem definidas e distanciadas.

Nota-se facilmente que com o aumento da LB para 150 MHz, ilustrados pelas Figuras 43, 44, 45, 46 e 47, os dados dos isoladores limpo e poluído do 1º experimento se aproximam, embora ainda estejam separadas as duas regiões contendo esses pontos.

c) LB de 150 MHz:

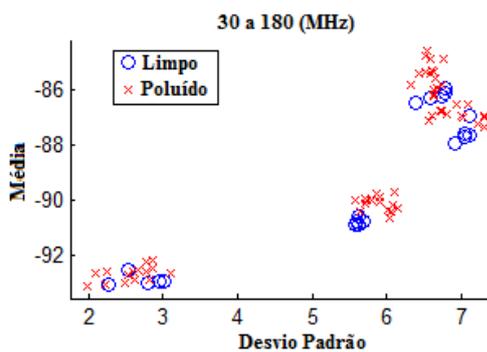
- 1º Experimento

Figura 43: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 150 MHz: 1º Experimento.



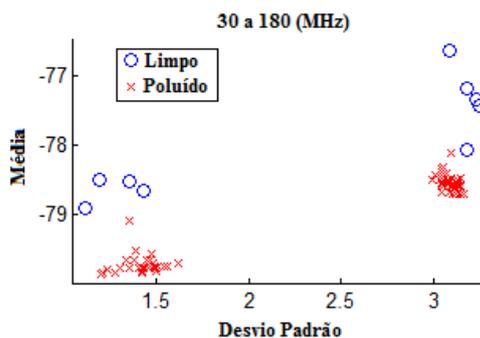
- 2º Experimento

Figura 44: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 150 MHz: 2º Experimento.



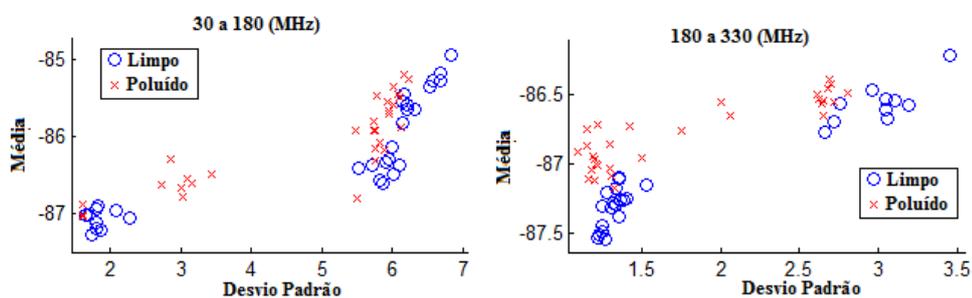
- 3º Experimento

Figura 45: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 150 MHz: 3º Experimento.



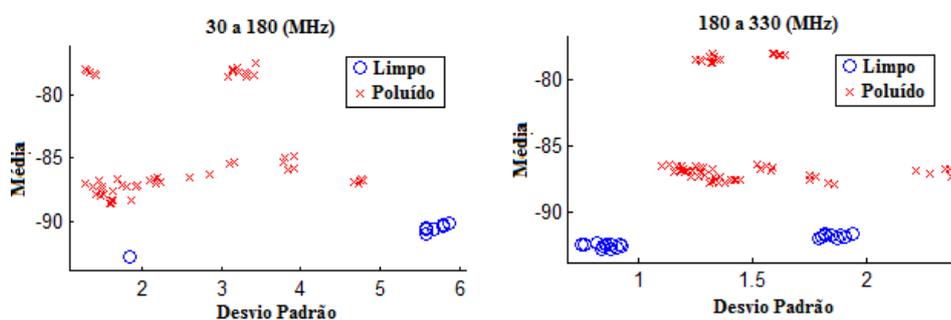
- 4º Experimento

Figura 46: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 150 MHz: 4º Experimento.



- 5º e 6º Experimentos

Figura 47: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 150 MHz: 5º e 6º Experimentos.



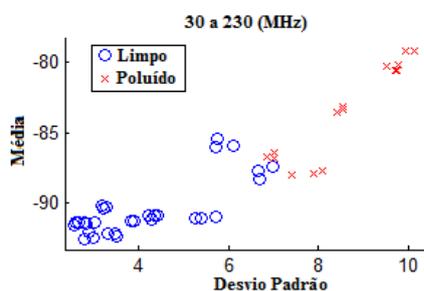
Com o 2º experimento, os dados continuam a se misturarem, assim como os do 4º experimento. No 3º experimento, as duas regiões se apresentam próximas uma das outras, enquanto que no 5º e 6º a distinção delas se mostra de forma nítida.

Nas faixas espectrais com LB de 200 MHz, os resultados são ilustrados nas Figuras 48, 49, 50, 51 e 52.

d) LB de 200 MHz:

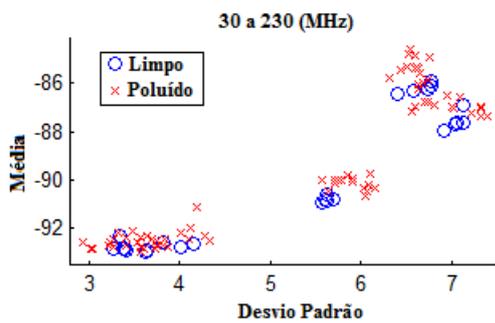
- 1º Experimento

Figura 48: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 200 MHz: 1º Experimento.



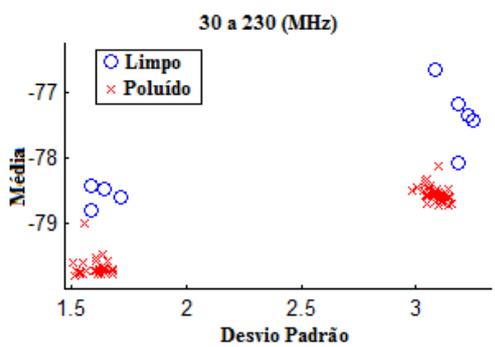
- 2º Experimento

Figura 49: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 200 MHz: 2º Experimento.



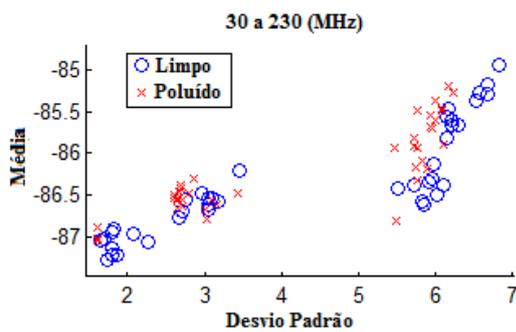
- 3º Experimento

Figura 50: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 200 MHz: 3º Experimento.



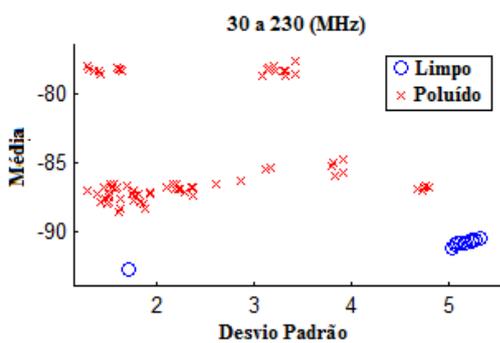
- 4º Experimento

Figura 51: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 200 MHz: 4º Experimento.



- 5º e 6º Experimentos

Figura 52: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 200 MHz: 1º Experimento.



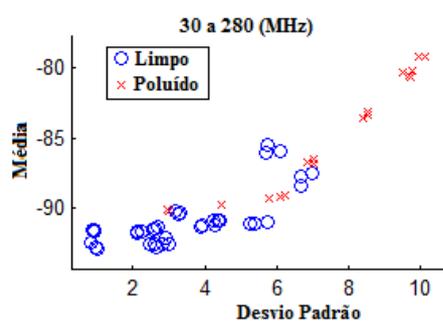
Nos 1º, 3º, 5º e 6º experimentos houve distinções entre as regiões que continham os pontos das duas classes. Fato não observado nos experimentos 2 e 4, nos quais esses pontos se misturaram.

Nas Figuras 53, 54 e 55 são ilustrados os resultados para a largura de banda de 250 MHz.

e) LB de 250 MHz:

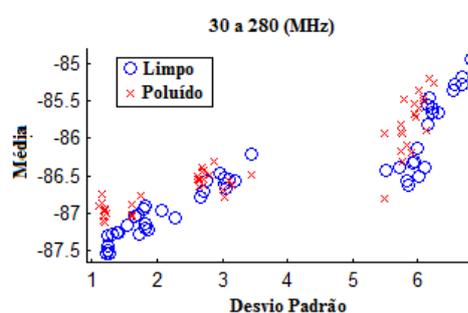
- 1º Experimento

Figura 53: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 250 MHz: 1º Experimento.



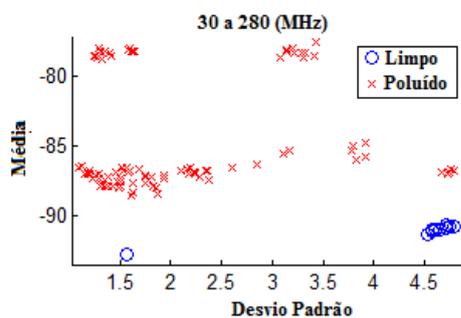
- 4º Experimento

Figura 54: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 250 MHz: 2º Experimento.



- 5º e 6º Experimentos

Figura 55: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 250 MHz: 5º e 6º Experimento.



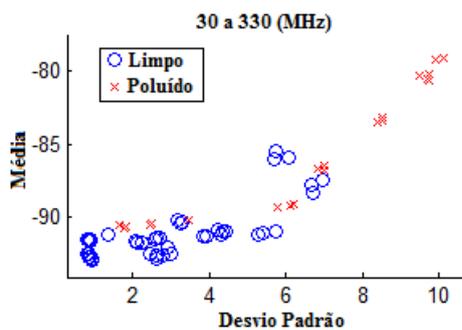
Quando se analisa os dados das faixas com LB de 250 MHz, ilustrados nas Figuras 53, 54 e 55, apenas nos da 5ª e 6ª medição é possível observar a distinção dos pontos de limpos e poluídos, agrupados de forma definida.

Nas Figuras 56, 57 e 58 são ilustrados os resultados para a LB de 300 MHz.

f) LB de 300 MHz:

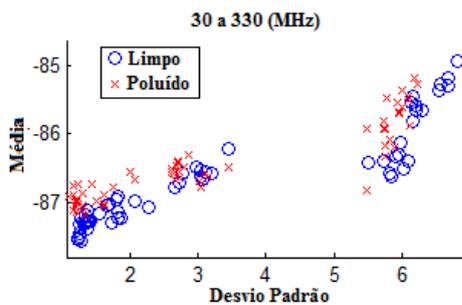
- 1º Experimento

Figura 56: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 300 MHz: 1º Experimento.



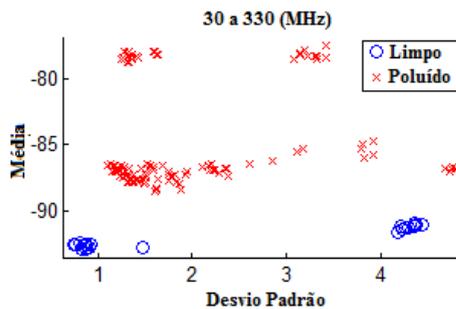
- 4º Experimento

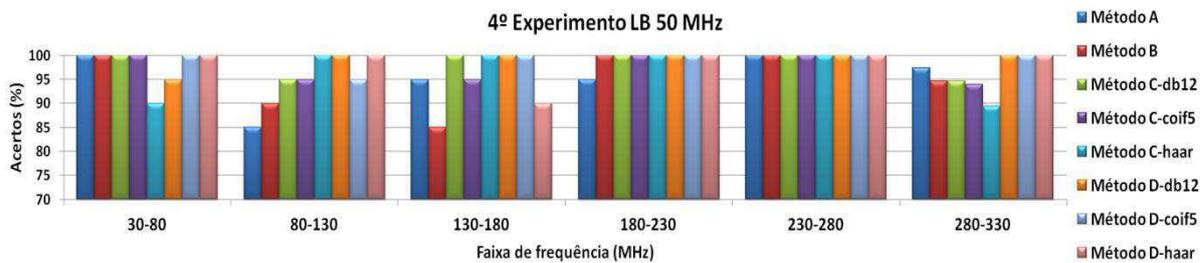
Figura 57: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 250 MHz: 4º Experimento.



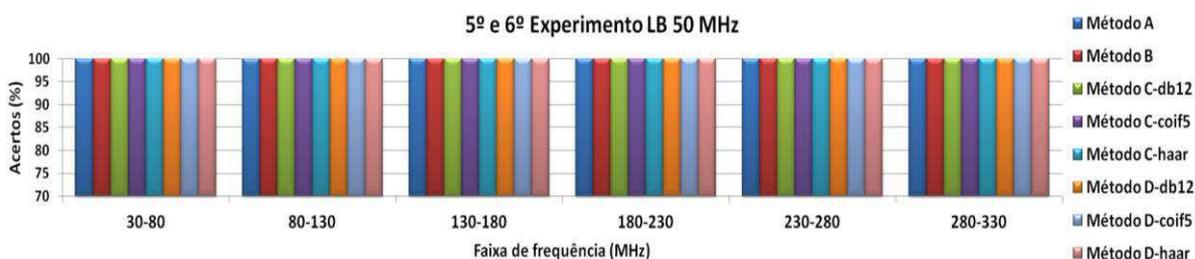
- 5º e 6º Experimentos

Figura 58: Médias e desvios padrão para as faixas com LB de 300 MHz: 5º e 6º Experimentos.





(d)



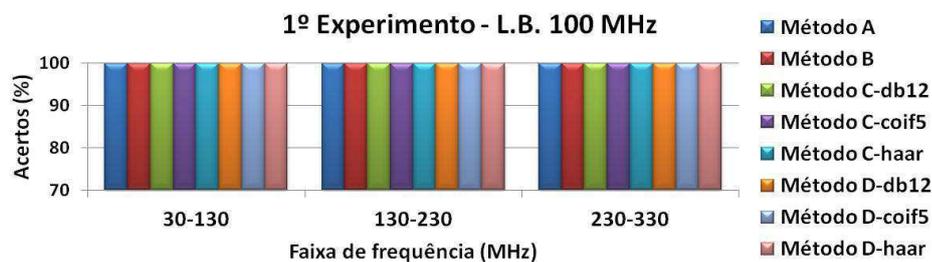
(e)

Da Figura 59, percebe-se que os dados do 1º experimento foram classificados corretamente por todos os métodos. Isso decorre principalmente pelo fato de que os isoladores empregados nessa medição estavam em situações extremas, limpo e severamente poluído. Já no 2º experimento, devido aos isoladores testados estarem em condições intermediárias de poluição, os resultados possuíam oscilações, a depender do método utilizado. Destaca-se que na faixa de frequência de 80 MHz a 130 MHz, com exceção do método D-haar, todos os métodos alcançaram acertos de 100%.

Nos 3º, 5º e 6º experimentos também foram obtidos 100% de acerto em todos os métodos. Na Figura 60 são expostos os resultados com a LB de 100 MHz.

b) LB de 100 MHz

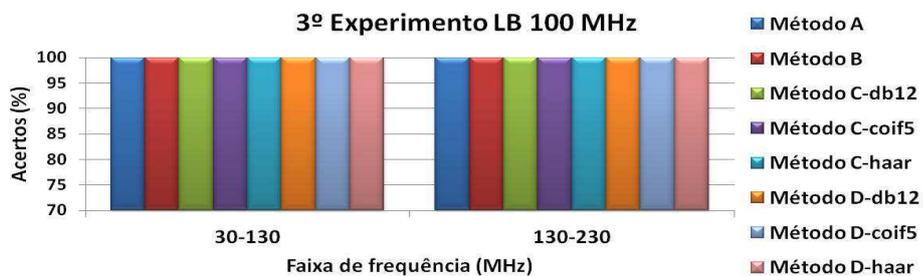
Figura 60: Resultados por experimentos - LB 100 MHz. (a) 1º, (b) 2º, (c) 3º, (d) 4º, (e) 5º e 6º experimentos.



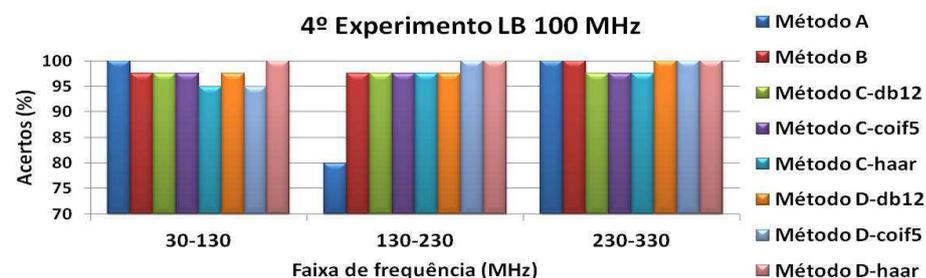
(a)



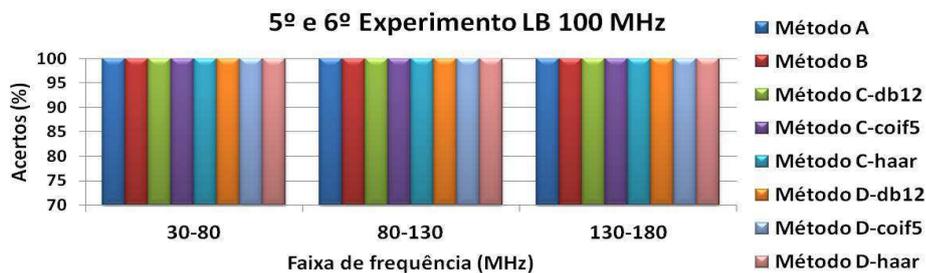
(b)



(c)



(d)



(e)

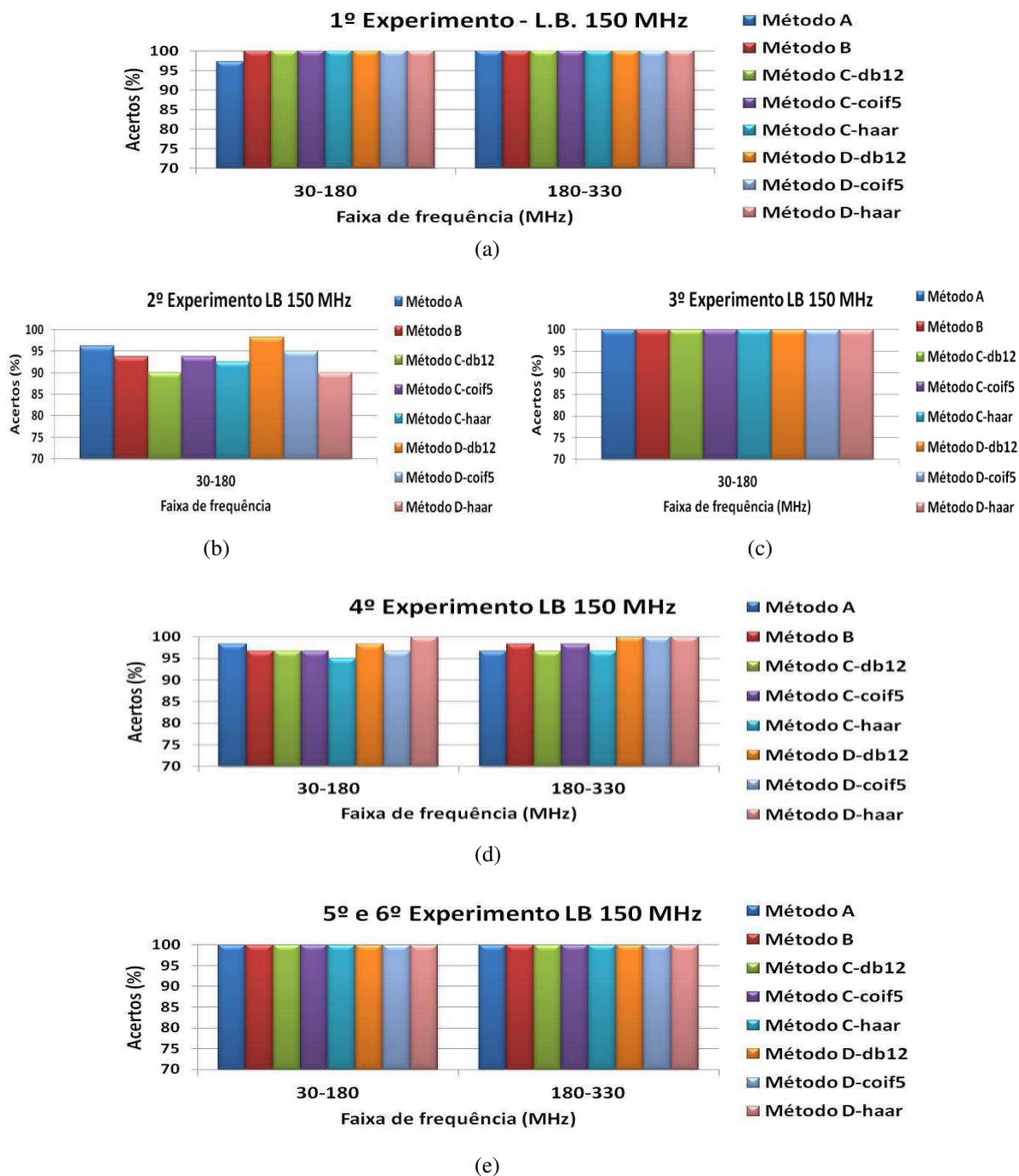
Na Figura 60, de modo semelhante aos resultados com a LB de 50 MHz, foram obtidos 100% de acertos nos 1º, 3º, 5º e 6º experimentos.

Percebe-se que no 2º experimento, na faixa de 130 MHz a 230 MHz, houve uma melhora considerável do método D, e suas variações, em relação aos métodos A, B e C. Enquanto estes métodos (A, B e C) apresentaram acertos em torno de 90%, o método D-db12 registrou o valor máximo de 98,3% de acertos.

Na Figura 61 são ilustrados os resultados para a LB de 150 MHz.

c) LB de 150 MHz

Figura 61: Resultados por experimentos - LB 150 MHz. (a) 1º, (b) 2º, (c) 3º, (d) 4º, (e) 5º e 6º experimentos.



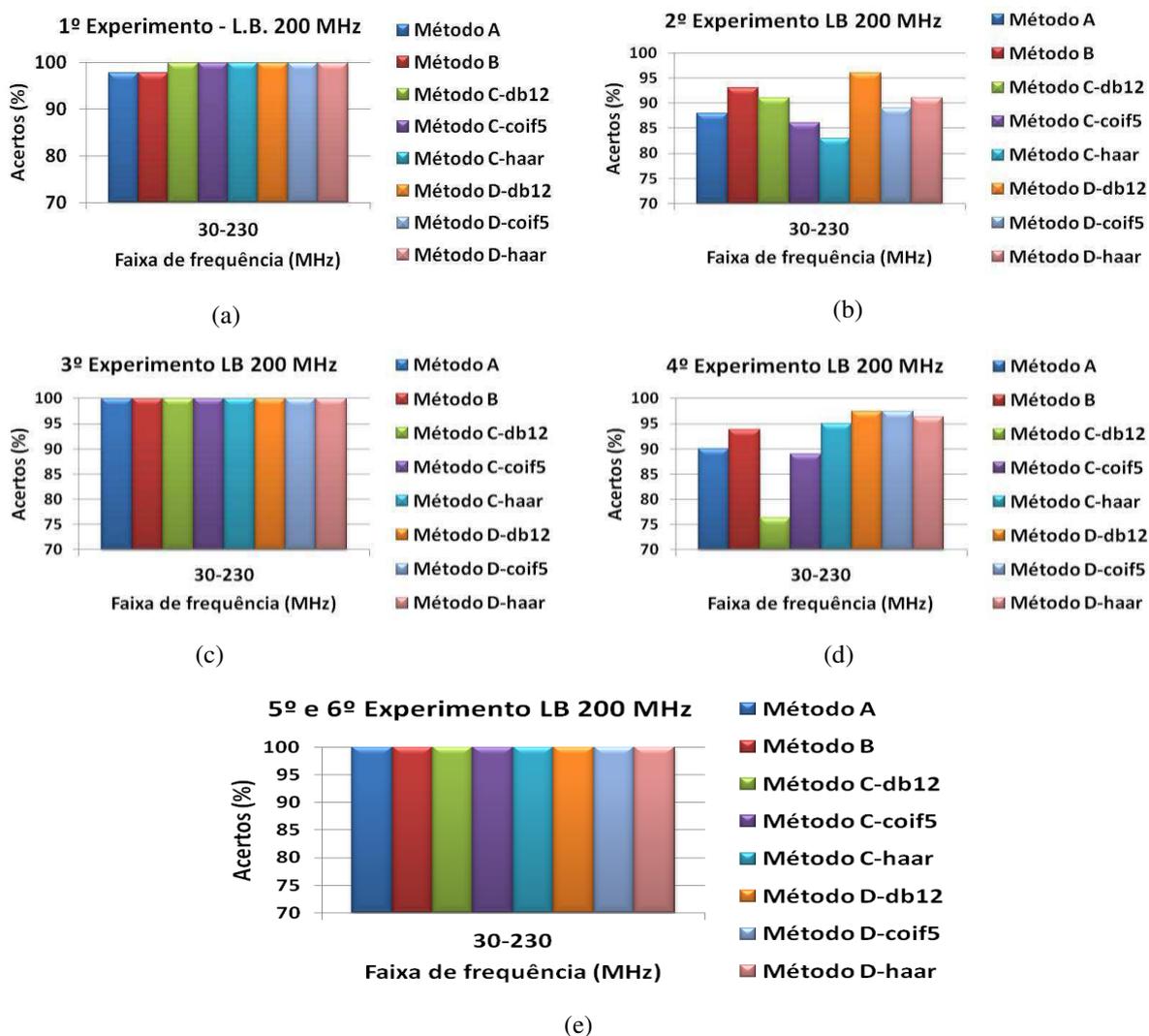
Nos resultados com a LB de 150 MHz, ilustrados na Figura 61, é possível ver uma diminuição no percentual de acertos no 2º experimento. Enquanto que para a LB de 50 MHz e

100 MHz, em determinadas faixas de frequência, houve métodos que acertaram 100% dos casos. Já na análise em questão, o percentual máximo de acerto foi de 97,5 % com o método D-db12.

Novamente, para o 1º, 3º, 5º e 6º experimentos os acertos foram máximos em todos os métodos testados, com exceção apenas do método A, na faixa de 30 MHz a 180 MHz, do 1º experimento. A Figura 62 ilustra os resultados com a LB de 200 MHz.

d) LB de 200 MHz

Figura 62: Resultados por experimentos – LB 200 MHz. (a) 1º, (b) 2º, (c) 3º, (d) 4º, (e) 5º e 6º experimentos.



Com a LB de 200 MHz, ilustrada na Figura 62, percebe-se que há uma piora no desempenho, principalmente no 4º experimento, pois os resultados para LB menores

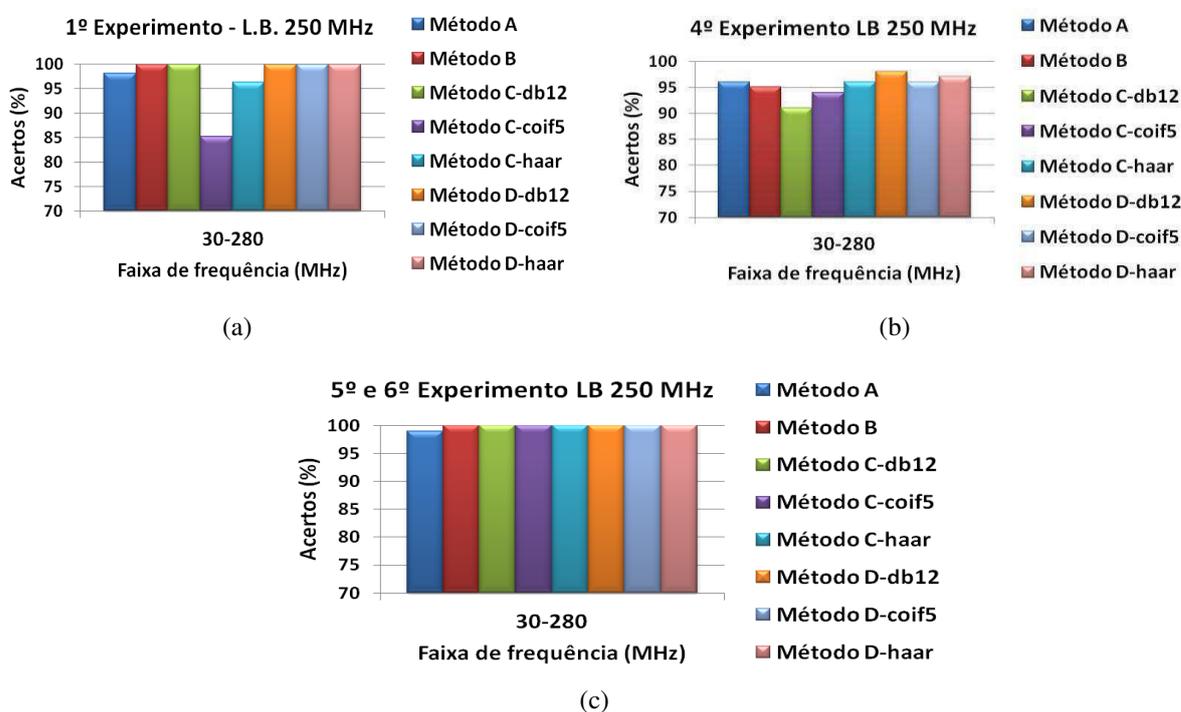
apresentavam acertos superiores a 95%, e na atual análise apenas o método D e suas variações obtiveram esse índice.

No 1º experimento, os métodos A e B obtiveram ambos 98,7% e os demais 100%. Destaca-se também a baixa eficiência do método C-db12 no 4º experimento, o qual obteve apenas 75 % de acertos.

Os resultados para as faixas de frequência com LB a partir de 250 MHz, ilustrados na Figura 63, só puderam ser obtidos para o 1º, 4º, 5º e 6º experimentos, devida à falta de medições ocorridas nos 2º e 3º experimentos.

e) LB de 250 MHz

Figura 63: Resultados por experimentos – LB 250 MHz. (a) 1º, (b) 4º, (c) 5º e 6º experimentos.



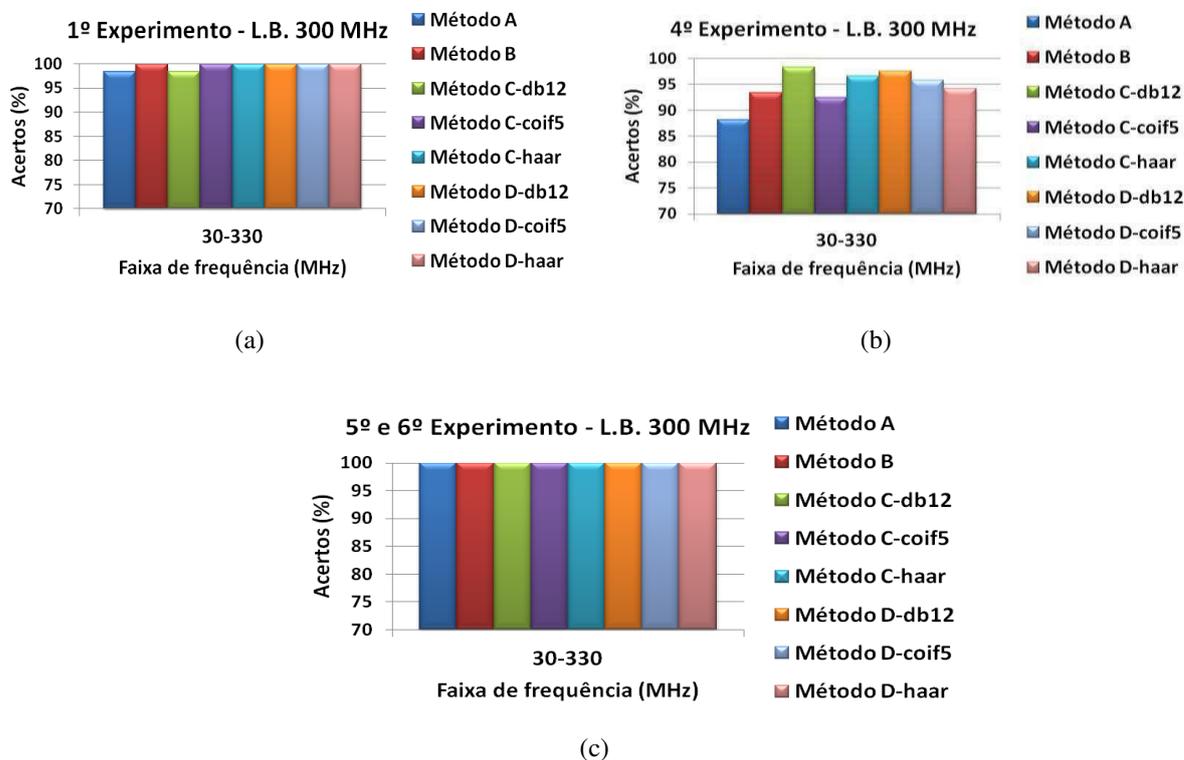
A partir da Figura 63, nota-se que com o aumento da LB para 250 MHz, os resultados, que antes eram tidos como 100% na sua totalidade, agora há uma diminuição dos acertos, principalmente com o 1º e 2º experimentos.

Como exemplo, tem-se o método C-coif5 com apenas 85% de acertos. Entretanto, no que se refere ao 5º experimento, continua-se a evidenciar o índice máximo de acerto.

Na Figura 64, têm-se os resultados para a maior LB em análise, 300 MHz.

f) LB de 300 MHz

Figura 64: Resultados por experimentos – LB 300 MHz. (a) 1º, (b) 4º, (c) 5º e 6º experimentos.



Da Figura 64, nos 1º, 5º e 6º experimentos, os métodos foram bastante eficazes, alcançando 100% de acertos. Porém, no 4º experimento, houve uma diminuição geral dos acertos de todos os métodos, se comparados com outras faixas de frequência. Destaca-se para os melhores resultados obtidos pelo método C-db12 e D-db12, 98,7% e 96,5%, respectivamente.

Ainda no 4º experimento, o método que obteve menor percentual de acertos foi o A, possivelmente em consequência da quantidade menor de parâmetros de entrada, apenas dois, e também devido à ausência do tratamento realizado pela transformada *wavelet*.

5.3 Resultados por método

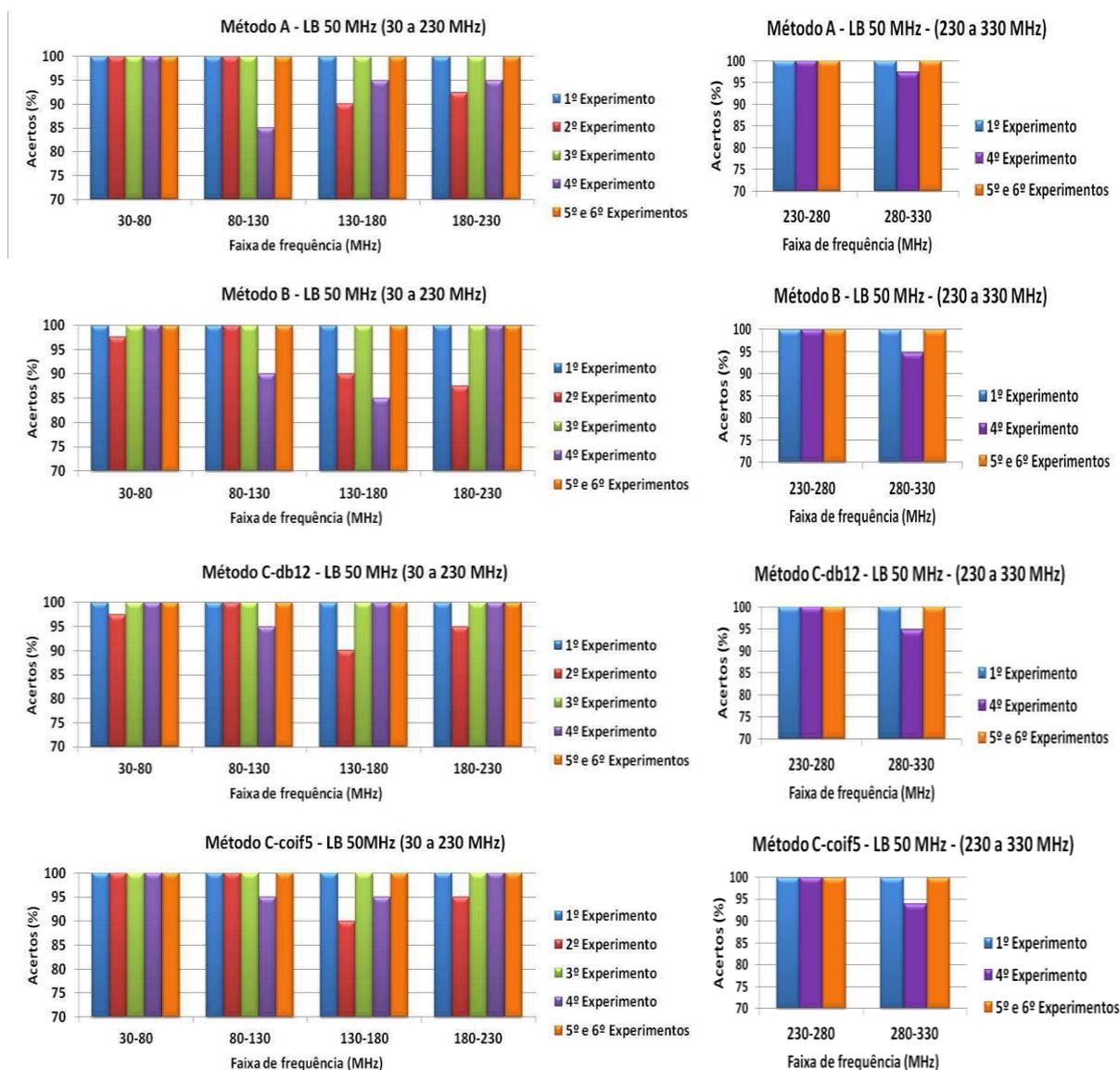
Por haver uma grande quantidade de resultados devido a várias possibilidades de combinação de variáveis, tais como, 6 faixas de frequência, 8 métodos e 6 experimentos, a interpretação desse volume de informação necessita de uma organização a partir de um segundo critério. Assim, da mesma maneira que foi apresentada na seção 5.2, separando-se

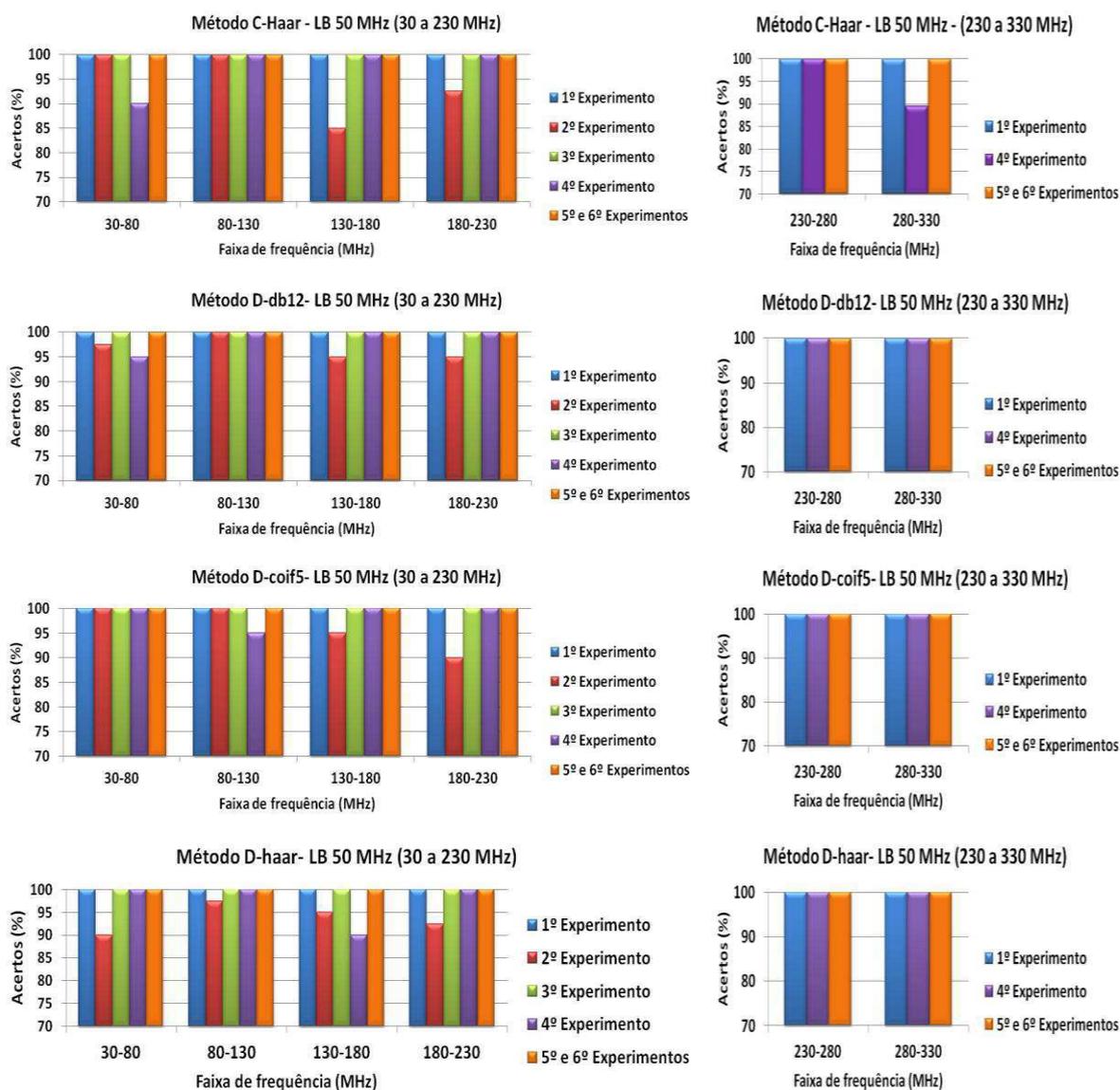
por faixas de frequência, modifica-se adiante o agrupamento dos resultados que serão expostos a partir de cada método aplicado.

Com essa forma de visualização dos resultados, é possível uma melhor comparação da performance de cada método aplicado para cada experimento específico e suas sub-bandas de frequência. Na Figura 65 são ilustrados os resultados para LB de 50 MHz.

a) LB de 50 MHz

Figura 65: Resultados por métodos – LB 50 MHz.





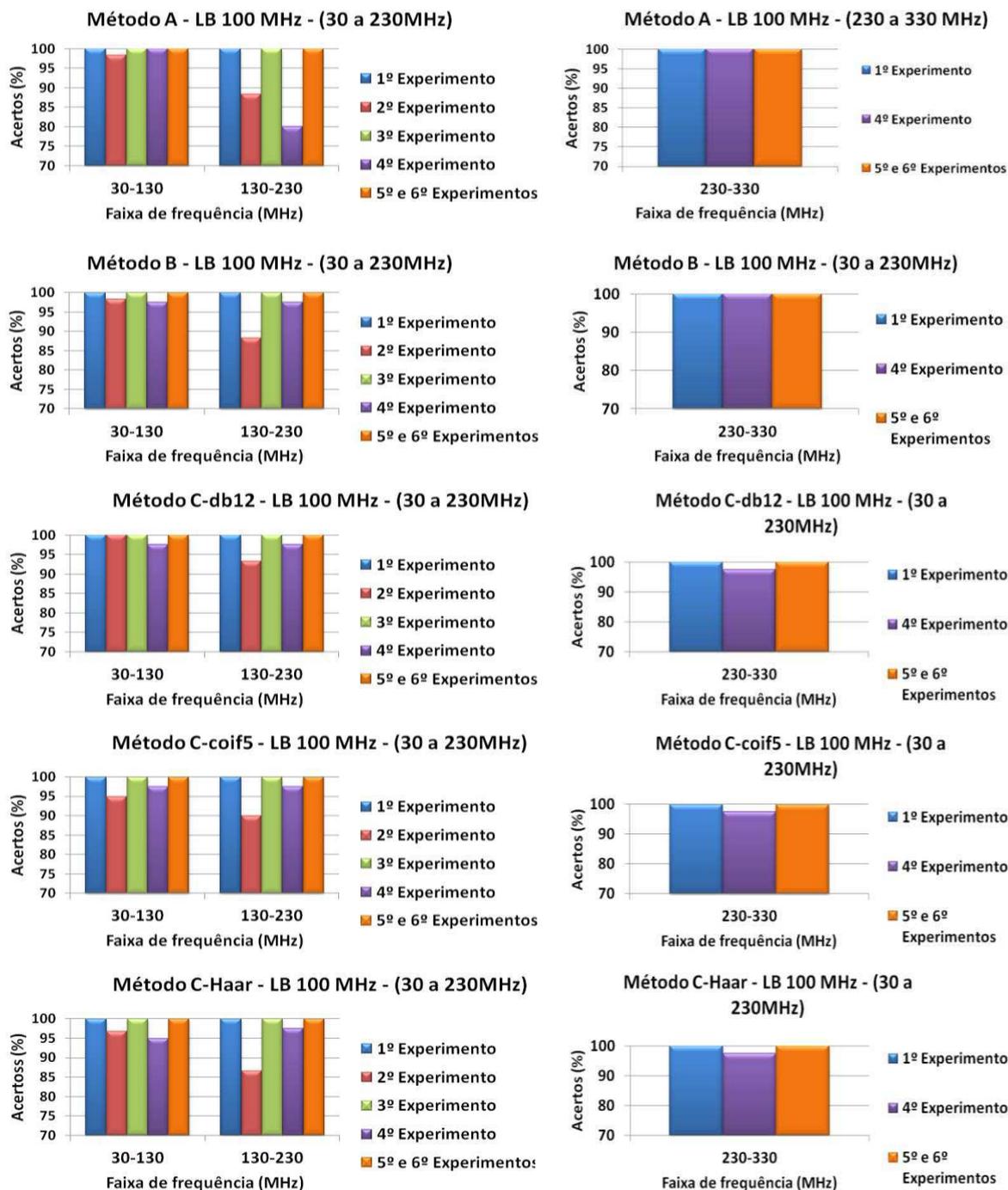
Na análise da Figura 65, que contempla o caso em que a LB é de 50 MHz, apenas os 2º e 4º experimentos não obtiveram máximo percentual de acerto. Na faixa de 30 MHz a 80 MHz, quando aplicados ao 2º experimento, os métodos B, C-db12, D-db12 alcançaram 97,8% e o mínimo de acertos ocorreu com o método D-haar, que registrou apenas 90% de eficácia. Quando foram testados com os dados do 4º experimento, os métodos C-haar e D-db12 obtiveram 90% e 95% de acertos, respectivamente.

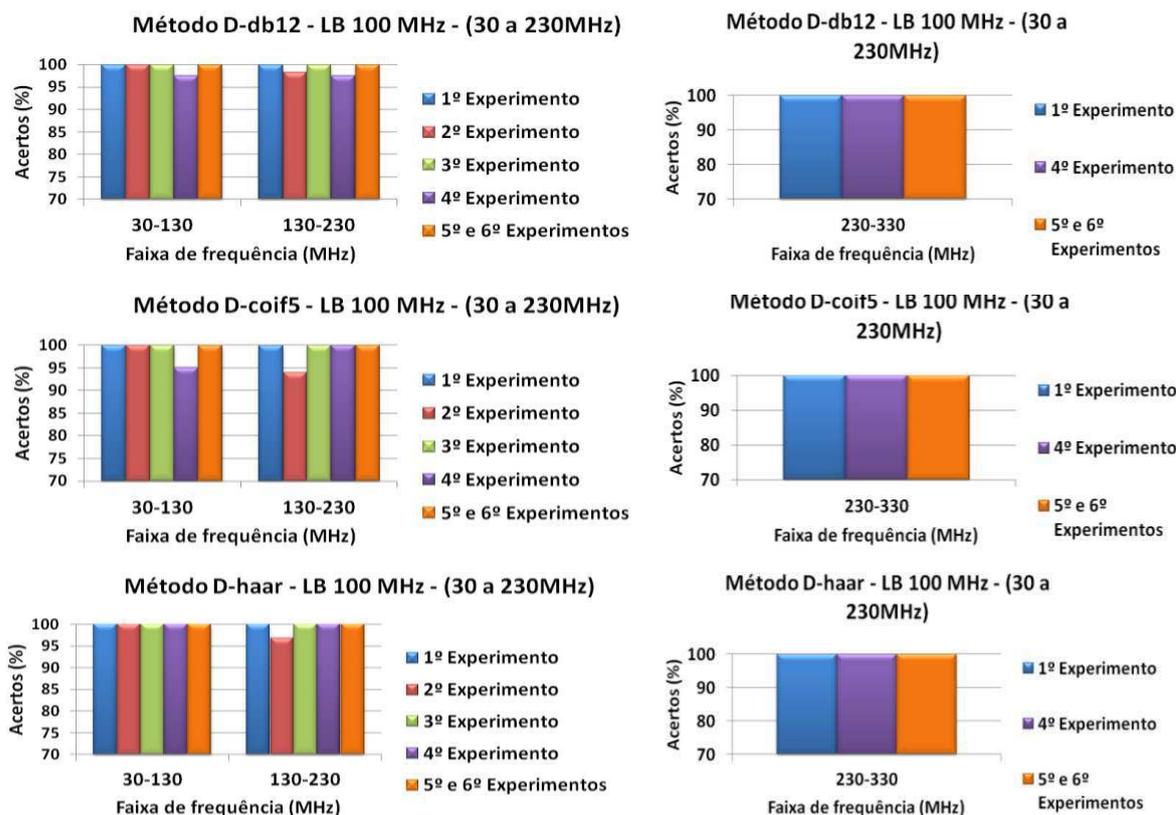
Já na faixa de 80 MHz a 130 MHz, destaca-se para a pouca eficácia do método A quando aplicado ao 4º experimento, o qual obteve 85% de acertos. O mesmo resultado foi obtido pelo método B também no 4º experimento e pelo método C-haar no 2º experimento, ambos para a faixa para a faixa de 130 MHz a 180 MHz.

Há também de se destacar que somente na faixa de 230 MHz a 280 MHz foram obtidos por todos os métodos e em todos os experimentos, 100% de acerto. Na Figura 66 são apresentados os resultados com a LB de 100 MHz.

b) LB de 100 MHz

Figura 66: Resultados por métodos – LB 100 MHz.





Da Figura 66, com a LB de 100 MHz, percebe-se que ocorre o mesmo que o observado quando a LB era de 50 MHz, ou seja, com exceção dos experimentos 2 e 4, todos os métodos conseguiram 100% de acertos nas faixas testadas. Na faixa de 30 MHz a 130 MHz, apenas os métodos C-coif5 e C-haar não alcançaram 100% de acertos, registrando 95% e 97%, respectivamente.

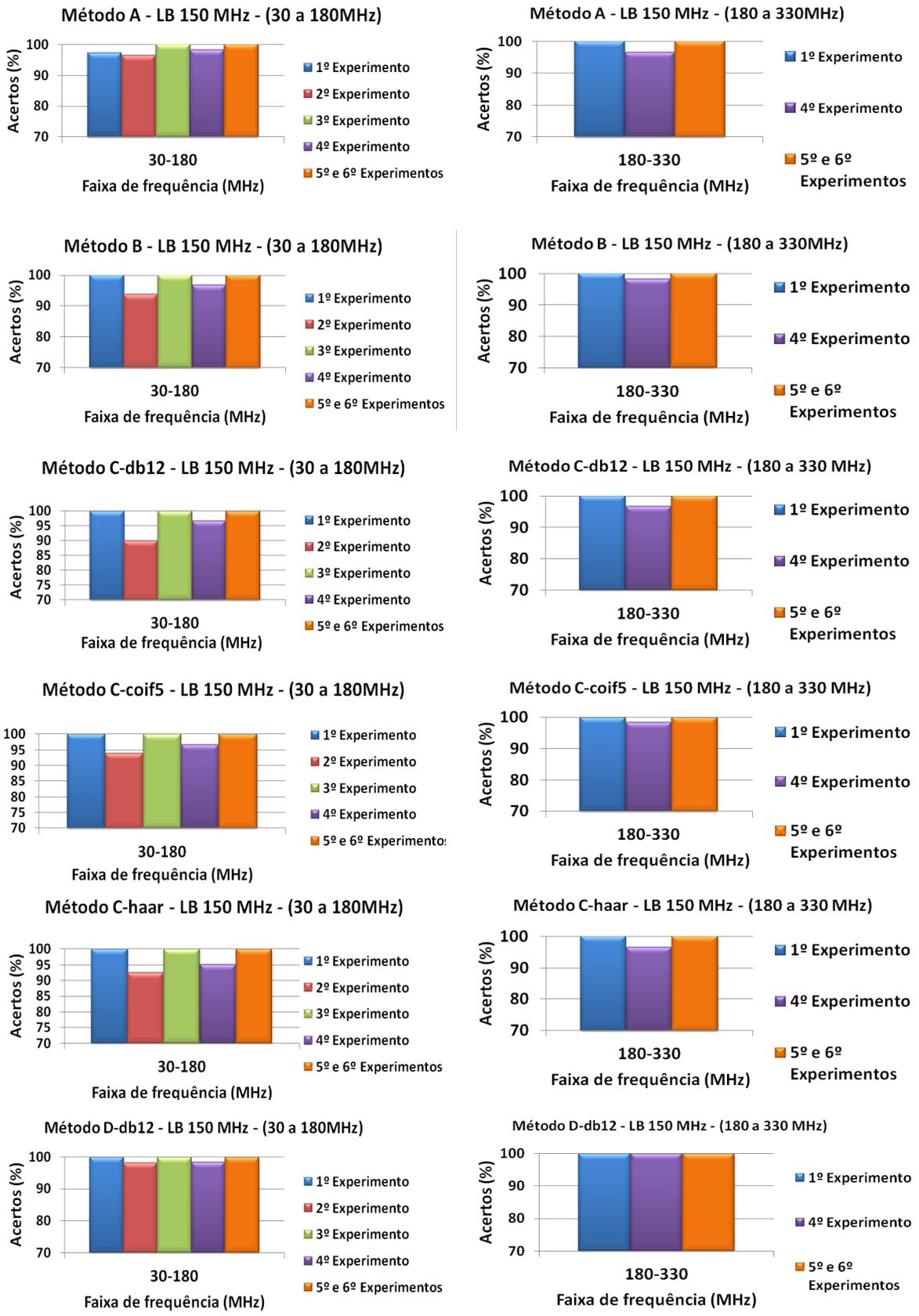
Observa-se também a alta taxa de acertos obtidos pelo método D-haar. Excetuando-se o resultado obtido no 2º experimento, para a faixa de 130 MHz a 230 MHz, que foi de 97%, esse método obteve 100% de acertos em todas as demais situações testadas.

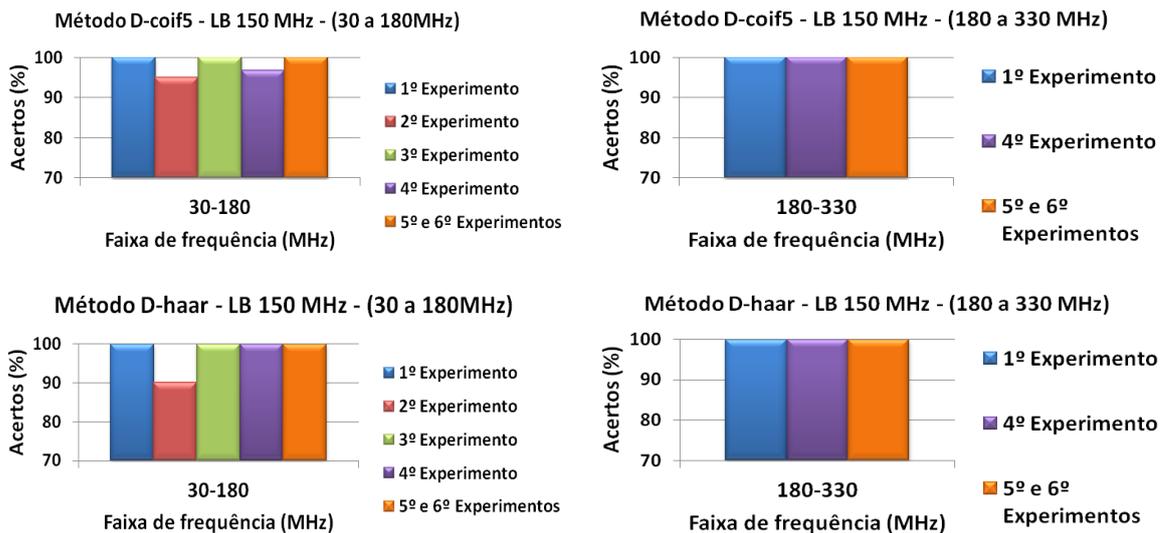
Os menores índices de acertos foram registrados na faixa de frequência de 130 MHz a 230 MHz. Na qual o método A obteve 80% quando testado com os dados da 4ª medição e 88% com os da 2ª medição. Os métodos C-coif5 e C-haar também obtiveram índices baixos na referida faixa espectral, alcançando apenas 90% e 86%, respectivamente, quando testados com os dados do 2º experimento.

A Figura 67 apresenta os resultados com uma LB de 150 MHz.

c) LB de 150 MHz

Figura 67: Resultados por métodos – LB 150 MHz.



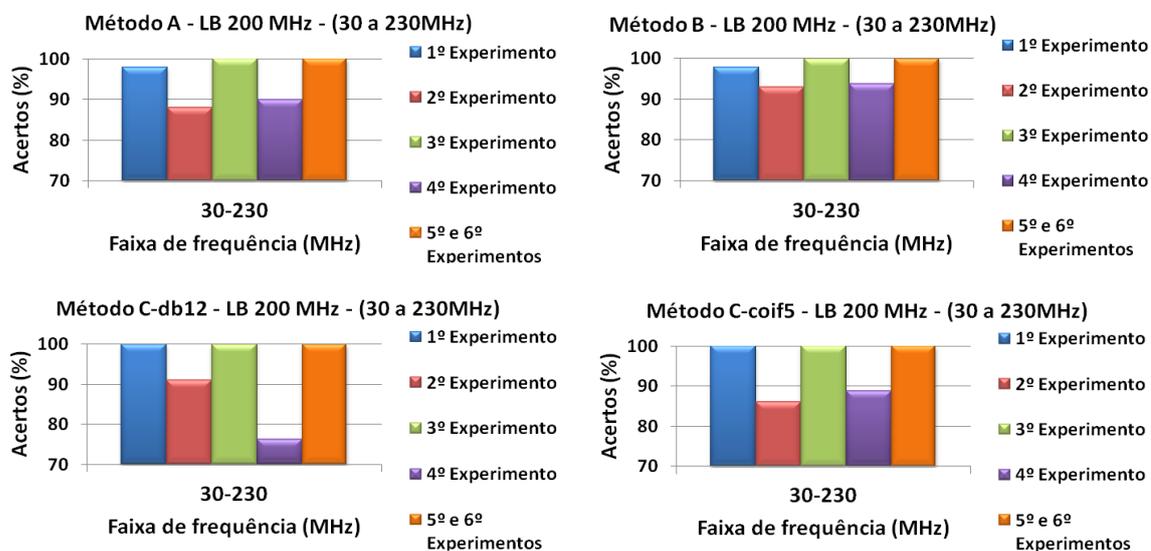


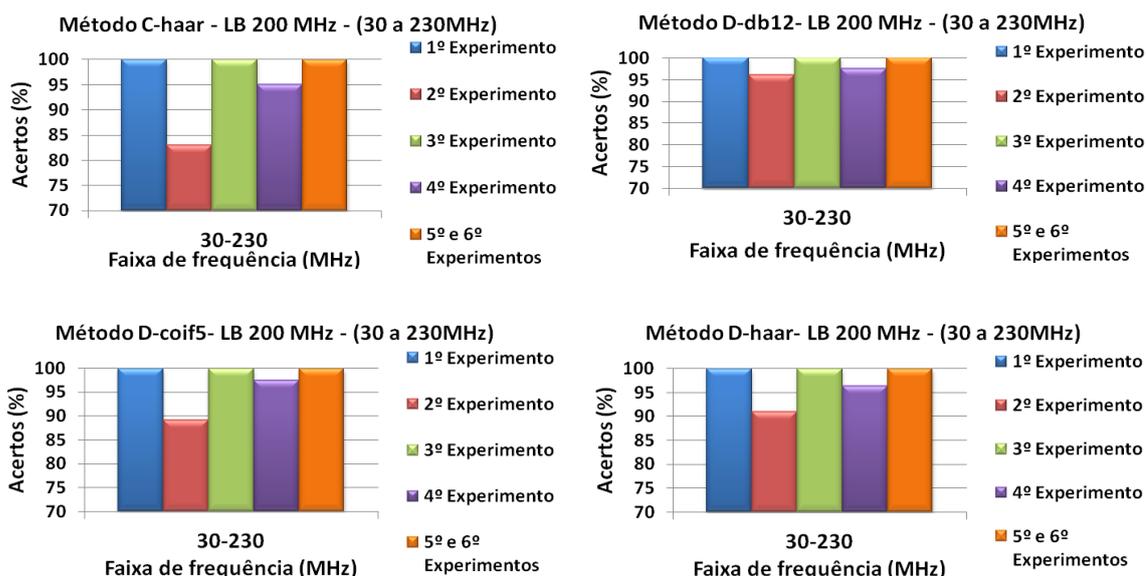
A partir da Figura 67, verifica-se o mesmo padrão dos resultados obtidos para a LB de 50 MHz e 100 MHz, na faixa de 30 MHz a 180 MHz. Apenas os métodos, quando aplicados aos 2º e 4º experimentos, não obtiveram o acerto máximo de 100%. O melhor registro nesses dois experimentos foi obtido pelo método D-db12, com 98% de acerto em ambos. Nota-se também que esse método obteve os melhores resultados, o qual registrou 100% nos demais experimentos e faixas espectrais. Os menores acertos foram obtidos pelos métodos C-db12 e D-haar para os dados do 2º experimento, com 90% em ambos.

A Figura 68 ilustra os resultados com a LB de 200 MHz.

d) LB de 200 MHz

Figura 68: Resultados por métodos – LB 200 MHz.





Com o aumento da LB, os acertos tendem a diminuir, é o que indica os resultados quando a LB é de 200 MHz, ilustrados na Figura 68. Os três experimentos (1º, 3º e 4º) obtiveram o máximo acerto de 100%, exceto os métodos A e B, quando aplicados aos dados do 1º experimento.

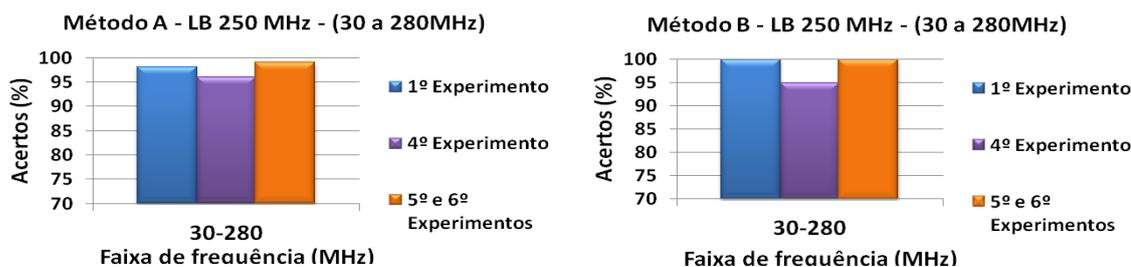
Os menores acertos foram registrados pelos métodos C-db12 e C-haar, com 76% e 83,7% nos experimentos 4 e 2, respectivamente. Os demais resultados se localizaram em torno de 93%.

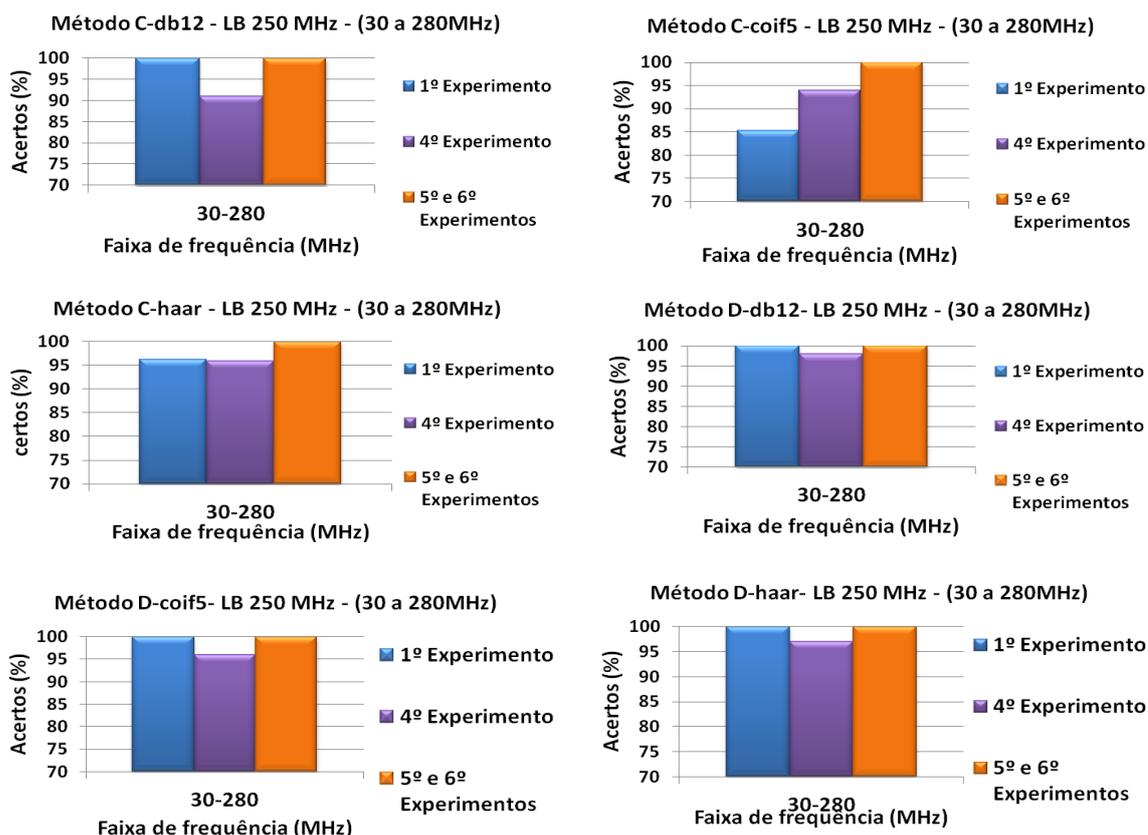
O método D-db12 obteve a maior quantidade de acerto nos experimentos 2 e 4, com 96,5% e 97,8% de acertos, respectivamente. Além dos 100% registrados nos demais casos.

A Figura 69 ilustra os resultados obtidos com a LB de 250 MHz.

e) LB de 250 MHz

Figura 69: Resultados por métodos – LB 250 MHz.





Nos resultados ilustrados pela Figura 69, com LB de 250 MHz, é possível apenas a análise dos dados dos 1º, 4º e 5º experimentos, pois a faixa é compreendida entre 30 MHz e 280 MHz, e os demais experimentos se limitarem à faixa coletada de até 230 MHz.

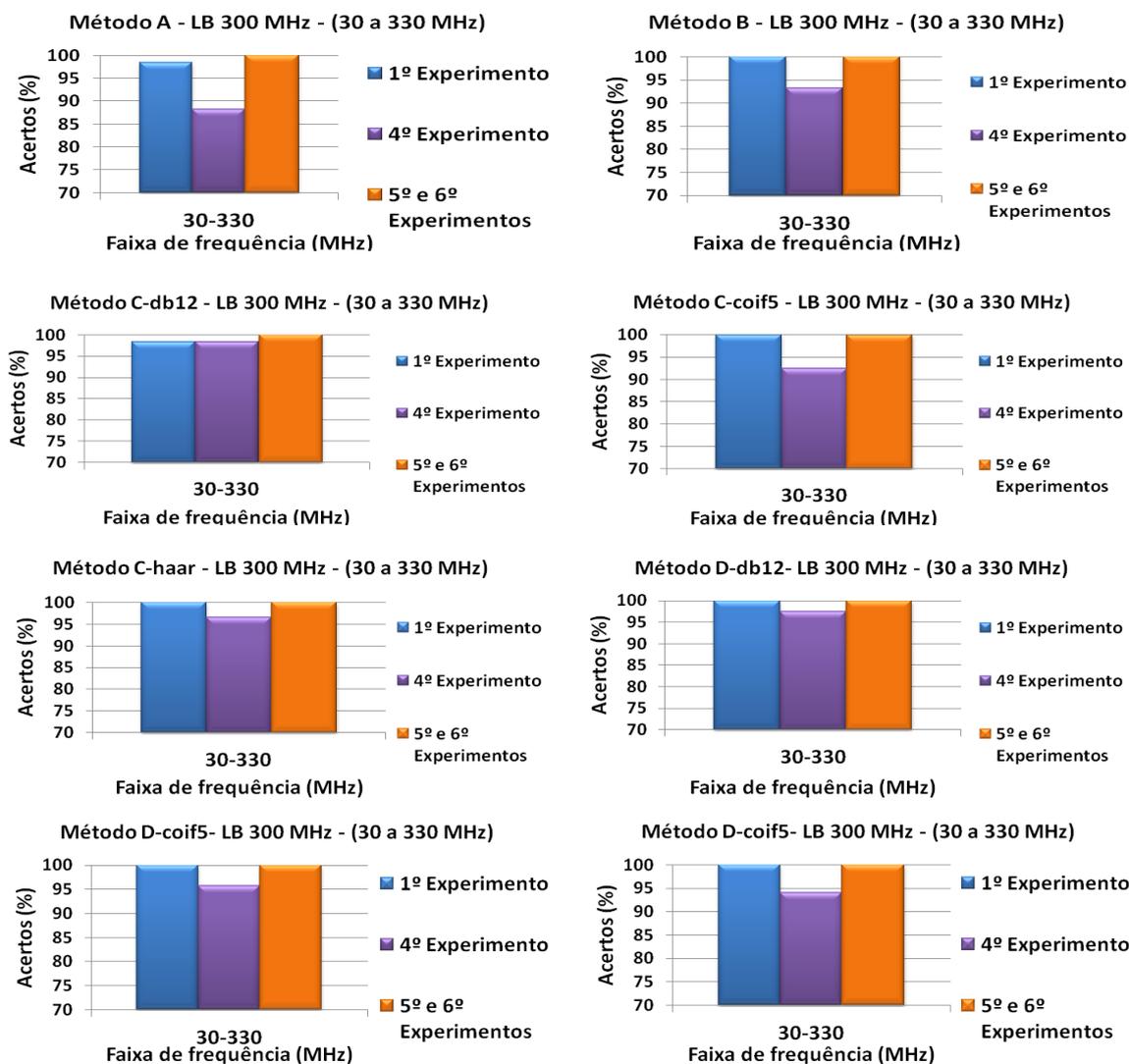
Os menores acertos foram registrados com a utilização dos métodos C-db12 e C-coif5, apresentando 90% para o 4º experimento e 85% para o primeiro experimento, respectivamente.

Todos os métodos obtiveram 100% de acerto quando aplicados ao 5º e 6º experimentos. As variações do método D obtiveram 100% de eficácia nos experimentos 1 e 4. Quanto ao 4º experimento, os métodos D-db12, D-coif5 e D-haar obtiveram 98,5%, 96% e 97,5% de acertos, respectivamente.

Os resultados obtidos com a LB de 300 MHz são ilustrados na Figura 70.

f) LB de 300 MHz

Figura 70: Resultados por métodos – LB 300 MHz.



A análise dos resultados obtidos para a LB de 300 MHz, ilustrados na Figura 70, mostram uma relativa melhora dos métodos C e D, e suas variações, principalmente quanto ao 4º experimento. Os melhores resultados são de 99% e 98% de acertos nos métodos C-db12 e D-db12, respectivamente. Entretanto, o método C-coif5 obteve apenas 92% de acertos nesse mesmo experimento, menor do que o método B, que acertou 94% do total.

Com exceção dos métodos A e C-db12, todos os demais acertaram 100%, quando aplicados aos dados do 1º experimento. Para o 4º experimento, o método que obteve a menor eficácia foi o A, alcançando 87%.

De forma reiterada, observa-se que os dados dos 5º e 6º experimentos alcançaram 100% de acertos. Esse resultado repete os mesmos de todas as análises anteriores.

5.4 Considerações finais

Neste capítulo foram apresentados os resultados obtidos pelos métodos de classificação discutidos no capítulo 4. Devido à grande quantidade de dados, oriundos de seis medições, e de um total de oito métodos, incluindo as suas variações, foi necessário a separação para exibí-los por ordem de cada experimento e por cada método.

Com o objetivo de conhecer o espectro capturado diretamente das medições, em termos dos parâmetros estatísticos média e desvio padrão, estes também foram expostos no início do capítulo. Desta forma, pôde-se ter uma base de referência sobre o comportamento geral dos sinais medidos e compará-los de acordo com a classe a que pertence: limpos ou poluídos.

6 Conclusão

Neste trabalho, foram propostos oito métodos baseados em técnicas de processamento de sinais e inteligência artificial, para classificar o estado de poluição em isoladores de vidro de alta tensão, instalados no alto das torres de transmissão de 69 kV. O procedimento empregado para a realização da tarefa de classificação de isoladores vítreos de alta tensão, a partir dos métodos apresentados, se baseou unicamente no processamento dos sinais eletromagnéticos irradiados desses equipamentos quando estão em operação.

Foi realizada uma revisão teórica sobre as técnicas de processamento de sinais, tais como transformada de Fourier e transformada *wavelet*. Também foi objeto de estudo e revisão a técnica de reconhecimento de padrões utilizando redes neurais artificiais, a qual é definida como uma técnica de IA que se baseia no funcionamento das redes neurais encontrada nos seres biológicos. Por fim, e não menos importante, foi descrito o isolador de alta tensão, suas partes constituintes bem como, de maneira resumida, o seu processo de fabricação.

A importância da manutenção em isoladores de alta tensão foi explanada, assim como as formas em que essas podem ser realizadas. Justificou-se a relevância deste trabalho para a melhoria da eficiência na rotina de manutenção das redes de transmissão, pois foram testados métodos que visam auxiliar o inspetor encarregado da tarefa de decidir por determinado tipo de intervenção no isolador. O método tem como características ser objetivo, não invasivo, empregado em qualquer turno do dia e insensível à influência de variáveis tais como a temperatura e ruídos sonoros.

As medições em laboratório e em campo foram realizadas. Totalizaram-se seis experimentos nos quais foi captado o espectro eletromagnético irradiado pelos isoladores de alta tensão quando submetidos à tensão normal de operação. Foram utilizados, em todos os procedimentos de medição em laboratório, discos individuais e cadeias completas de isoladores limpos e poluídos, os quais possuíam características oriundas do local onde se encontravam operando. Foi realizado um experimento no qual os discos de isoladores foram submetidos a testes após serem poluídos artificialmente. Foi realizado um experimento no campo, e depois de finalizado, duas cadeias foram retiradas e submetidas a um novo experimento em laboratório.

Foram feitas análises das faixas espectrais compreendidas entre 30 MHz e 330 MHz. Uma antena bicônica, acoplada a um analisador de espectro, foi utilizada para captar o espectro eletromagnético irradiado dos isoladores ensaiados.

Ao todo, oito métodos foram idealizados, implementados computacionalmente e testados com os dados colhidos nos seis experimentos realizados. Todos os métodos utilizaram um classificador neural de 3 camadas e 50 neurônios na camada oculta. Quatro parâmetros estatísticos foram calculados para que servissem de entradas para as redes: média, desvio padrão, curtose e área do gráfico. A transformada *Wavelet* foi empregada em seis métodos, variando-se em relação à *wavelet* mãe adotada.

Os resultados mostram uma significativa melhora no percentual de acerto quando utilizado o método D-db12. Este tem como características a utilização da *wavelet* mãe Daubechies de 12ª ordem e 12 entradas na RNA, composta pela média, desvio padrão, curtose e área do gráfico, dos três níveis de coeficientes *wavelets* escolhidos. Houve variações com relação à definição da melhor banda de frequência a ser empregada, pois a depender dos experimentos, os maiores acertos se encontravam em faixas de frequência distintas. Entretanto, observa-se que a banda de frequência de 80 MHz a 130 MHz obteve uma maior quantidade de acertos no geral.

Também foi observado que os dados obtidos do 5º experimento, realizados no campo com a cadeia poluída, e os do 6º experimento, realizado em laboratório com essas mesmas cadeias, além de outra limpa de referência, mostraram ser classificáveis por todos os métodos propostos, obtendo em todos os casos 100% de acerto. Esse fato é de grande importância, pois, para os dados coletados, a distinção do ambiente de medição ser no campo ou no laboratório não impossibilitou a perfeita classificação dos mesmos. Atenta-se para o fato de que muitas variáveis são modificadas nesses dois ambientes, tais como: temperatura, umidade relativa do ar, sinais de rádio distintos próximos às duas medições, localização em cidades distantes, ambiente controlado do laboratório e suas paredes metálicas, ambiente aberto em campo com ausência de superfícies refletoras de onda e a presença de um isolador polimérico na mesma torre durante a 5ª medição.

Diante do que foi obtido, após toda a pesquisa, conclui-se que o método D-db12, proposto neste trabalho, conseguiu de forma satisfatória, apresentando o menor percentual de acerto de 96,5% apenas para o caso da LB ser de 30 MHz e no 4º experimento. Também foi entendido que a partir da utilização de isoladores com níveis de poluição intermediários, a

taxa de acerto decai substancialmente, fato comprovado pelos resultados obtidos pelo experimento 2. Para os dados analisados, devido à mudança do ambiente de medição do campo para o laboratório, com a cadeia completa, não foi observada variação do padrão de espectro que diminua a eficácia do método.

6.1 Publicações

Foram produzidos no decorrer desta pesquisa de mestrado dois trabalhos, os quais foram apresentados em congressos e ambos selecionados para apresentação oral:

- ROCHA, P. H. V.; ALBERT, B. B.; FONTGALLAND G., **Aumento da faixa de classificação e acertos do estado de conservação de isoladores**, 16º Simpósio Brasileiro de Micro-ondas e Optoeletrônica e 11º Congresso Brasileiro de Eletromagnetismo, 2014, Curitiba, Brasil, pp. 1085-1090, Setembro, 2014.
- ROCHA, P. H. V.; FONTGALLAND, G., **Measuring the radiation bands of overhead power lines glass insulators**. Proceeding of the IEEE 2014 International Conference on Antenna Measurements & Applications, 2014. France.

6.2 Trabalhos futuros

A partir do que foi pesquisado e dos resultados obtidos, é sugerido como possíveis temas de trabalhos futuros:

- Empregar a utilização do método de classificação para os isoladores poliméricos;
- Pesquisar a eficácia do método para LTs com tensões maiores que 69 kV;
- Investigar a possibilidade de empregar o método de classificação utilizando frequências mais elevadas, o que acarretaria na diminuição do tamanho da antena e facilitaria a execução da tarefa de medição em campo;

- Aumentar a quantidade de classes de poluição que o método é capaz de identificar, por exemplo, adicionando níveis intermediários de poluição e tornando o método capaz de reconhecer essas variações;
- Estender a possibilidade de classificação do estado físico/operacional, a partir do espectro eletromagnético irradiado, à outros equipamentos de potência, tais como transformadores de tensão, transformadores de corrente e potencial, disjuntores, etc.

Referências

AKAY, M. **Time Frequency and Wavelets in Biological Signal Processing**. Dartmouth College: IEEE Press, 1998. 774. ISBN 0-7803-1147-7.

ANDERSON, J.A., **Introduction to neural networks**, Cambridge, MA: MIT Press, 1995.

BAEYR, H. C. V. **Catch the Wave (phisica)**, The Sciences, Maio/Junho, 1999. PP. 10-13.

BARBOZA, F. M. **Estudo da transformada rápida Wavelet e sua conexão com banco de filtros**. 2008. 71 f. Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal. 2008. Dissertação de Mestrado. Disponível em:

<<http://repositorio.ufrn.br:8080/jspui/bitstream/123456789/17002/1/FranciscoMB.pdf>>.

BENDAT, J. S.; PIERSOL A. G. **Random Data: Analysis and Measurement Procedures**. 4. ed., John Wiley & Sons, Inc., 2010. 604p. ISBN: 978-0-470-24877-5.

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: Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, 2004. Tese de Doutorado.

BEZERRA, J. M. B. et al. **Application of Pattern Recognition Techniques to non Invasive Insulation Monitoring**. Conference Record of the 2008 IEE International Symposium on Electrical Insulation. Vancouver. 2008. p. 96 – 99.

BIANCHI, M. F. **Extração de características de imagens de faces humanas através de Wavelets, PCA e IMPCA**. São Carlos: Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2006. Tese de Doutorado. Disponível em:

<<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18133/tde-10072006-002119/>>. Acesso em: 18 nov. 2012.

BURRUS, C. S.; GOPINATH, R. A.; GUO, H., **Introduction to wavelets and wavelet transforms: a primer**, New Jersey, Prentice Hall, 1988.

CAPELINI, R. M. *et al.* Localização de cadeias de isoladores danificadas em linhas de transmissão através da análise de descargas parciais de corona. In: XIX Congresso Brasileiro de Automática, CBA 2012. Campina Grande. **Anais**. Campina Grande, p. 4581-4587, 2012.

CHAURASIA , D. C. **Scintillation Modeling for insulator String under Polluted Conditions**. Eleventh International Symposium on High Voltage Engineering, vol. 4. 1999. p. 224-227.

COLLIN, R. E. **Foundations for Microwave Engineering**, 2. ed., IEEE Press, 2001. 924 p.

CROVATO, C. D. P. **Classificação de sinais de voz utilizando a transformada Wavelet Packet e Redes Neurais Artificiais**. 2004. 142 f. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2004. Dissertação de mestrado.

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

D'EMERY, R. A. **Aplicação de Análise Estatística e Neural para Reconhecimento de Sinais de Odores**. Recife: Departamento de Estatística e Informática, Universidade Federal Rural de Pernambuco, 2007. Dissertação de Mestrado.

EPPERLY, R. A.; HEBERLEIN, G. E.; EADS, L. G.; Thermography, a tool for reliability and safety. **IEEE Industry Applications Magazine**, v. 5, p. 28 – 36, Jan. 1999.

FAGGIN, F., **VLSI implementation of neural networks**, International joint conference on Neural networks, Seattle, 1991.

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

FONTGALLAND, G.; NÉRI, M. G. G.; VALLE, R. M.; ARAGÃO, G. G.; PIRES, E. S. **Identification of modulation characteristics in electromagnetic interferences measured from glass insulator**. International Symposium on Electromagnetic Compatibility, 2005, Petrópolis, Rio de Janeiro, Brazil.

FONTGALLAND, G.; SILVA, E. M.; BEZERRA, J. M. B.; NERI, M. G. G.; VALLE, R. R. M.; DE MELO, M. A. B. **On the behavior of Electromagnetic interference measured from glass insulator**. The 10th International Symposium on Antenna Technology and Applied Electromagnetics, 2004, Winnipeg, Manitoba, Canada. p. 301 – 304. ISBN-0-9692563-9-6.

FU, L.M. Rule generation from neural networks. **IEE Trans. on System, Man and Cybernetics**, v. 24, n. 8, p. 1114-1124, Ago. 1994.

GAO, R. X.; YAN, R. **Wavelet: Theory and Applications for Manufacturing**. Springer Science. 2011.

GÓIS, N. C.; ROSSI, J. A. D.; NALLIN, F. E.; PETRACHIM, J. A.; ANGELINE, J. M. G. Aplicação de sensor para monitoramento da degradação de isoladores poliméricos de EPDM na COELBA. **19º Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica**. Rio de Janeiro, 14 Out. 2007.

GROSSMANS, A.; MORLET, J., **Decomposition of hardy functions into squared integrable wavelets of constant shape**. **SIAM J. Math Analysis**, v.15, n.4, p.723-736, 1984.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e práticas**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. 899 p. Tradução de: Paulo Martins Engel.

HAYKIN, S.; VEEN, B.V. **Sinais e Sistemas**. Porto Alegre: Bookman, 2001. 667 p.

HILEMAN, A. R. **Insulator Coordination for Power Systems**. New York: Marcel Dekker, Inc, 1999. 767 p.

KHALIFA, M. *et al.* A new monitor for pollution on power line insulators: Part 2: Simulated field tests. **IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution**, Cairo, v. 135, n. 1, p. 24-30, jan. 1988. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?tp=&arnumber=6333&queryText%3DKhalifa>>. Acesso em: 20 Ago. 2012.

LIRA, M. M. S., **Wavelets na compactação e processamento de sinais de distúrbios em sistemas de potência para classificação via redes neurais artificiais**. Recife: Universidade Federal de Pernambuco, 2004. Tese de Doutorado.

MACKENZIE, D. *et al.* Wavelets, seeing the forest and the trees, the part from research to human benefit project. **National Academy of Sciences**. Washington, USA, Dec. 2001. Disponível em: <www.beyonddiscovery.org>. Acesso em: Jan. 2013.

MALLAT, S. G.. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. **IEE Trans Pat anal match intell**, 11:674-693, Jul. 1989.

MARCELINO, D. A. Setor Elétrico: Um Estudo Sobre a Estratégia do Segmento de Geração de Energia Elétrica do Brasil. In: SEGET – '3., 2006, Rezende. **Anais**. Rezende: Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia, 2006. p. 01 - 14.

MENDES, E.; CARVALHO, A Evolutionary Design of MLP Neural Network Architectures. In: **Brazilian Symposium on Neural Networks**. Dec. 1997. Campos do Jordão, SP Proceedings. São Paulo, 1997. p. 58-65.

MENDONÇA, P. L.; ANGELINI, J. M. G.; NALLIN, F. E.; COSTA, E. G.; FERREIRA, T. V.; GERMANO, A. D. Monitoramento de isoladores poliméricos em linhas de transmissão através de sensor de corrente de fuga. **21º Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica**. Florianópolis, 23 Out. 2011.

MERRY, R. J. E. **Wavelet Theory and Applications: A literature study**. Eindhoven University of Technology. Jun. 2005. 41p.

MESQUITA, M. E. R. V. **Um Estudo Comparativo em Memórias Associativas com Ênfase em Memórias Associativas Morfológicas**. Campinas: Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica, Universidade Estadual de Campinas, 2005. Dissertação de Mestrado. Disponível em: <<http://www.bibliotecadigital.unicamp.br/document/?code=vtls000374541>>. Acesso em: 03 Jan. 2014.

MORA, N. D.; LUCAS, J. F. R.; MARAN, M. A. **Materiais Elétricos**: Compêndio de trabalhos. Foz do Iguaçu: Universidade Estadual do Oeste do Paraná. 2010. Disponível em <<http://www.foz.unioeste.br/~lamat/downcompendio/compendiov1.pdf>> Acesso: Mai. 2014.

MOURA, E.; LEITE, A.; ALBERT, B.; FALCÃO G.; FONTGALLAND G.; **Reading the RF spectrum of insulators for classification of pollution levels**, 16th International Symposium on Applied Electromagnetics and Mechanics, 2013, Quebec City, Canada, pp 319 – 320.

NERI, M. G. G. **Avaliação de Técnicas de Monitoramento de Isoladores Poliméricos**. Campina Grande: Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, 2005. Dissertação de Mestrado.

OLESKOVICS, M. **Qualidade de Energia Elétrica**. Escola de Engenharia de São Carlos – Departamento de Engenharia Elétrica, USP, 2007.

OLIVEIRA, Hélio Magalhães de. **Análise de Sinais para Engenheiros**: Uma abordagem via Wavelets. 1ª Rio de Janeiro: Brasport, 2007a. 243 p.

OLIVEIRA, Hélio Magalhães de. **Análise de Fourier e wavelets**: sinais estacionários e não estacionários. 1ª ed. Recife: Universitária UFPE, 2007 b. 341 p.

OLIVEIRA, M. A.; FAVERO, L. P. L. Uma breve descrição de algumas técnicas para análise de séries temporais: séries de fourier, wavelets, arima, modelos estruturais para séries de tempos e redes neurais. In: **Seminários em administração FEA-USP**. São Paulo: Fea-usp, 2003. p. 1-13. Disponível em: <<http://www.ead.fea.usp.br/semead/6semead/MQI/010MQI%20-Algumas%20Tecnicas%20para%20Anal%20de%20Series%20Temporais.doc>>. Acesso em: 01 nov. 2012.

OLIVEIRA, S. C. **Sistema de Detecção Óptica de Descargas Parciais em Cadeias de Isoladores de Linhas de Transmissão de Alta Tensão**. Recife: Universidade Federal de Pernambuco, 2008. Tese de Doutorado.

PORTELLA, K. F. *et al.* Efeitos da poluição atmosférica (litorânea e industrial) em isoladores da rede elétrica da região metropolitana de Salvador. **Quím. Nova** [online]. 2008, vol.31, n.2, pp. 340-348. ISSN 0100-4042. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-40422008000200029/>. Acesso em: Nov. 2012.

PYLARINOS, D.; *et al.* **Classification of surface condition of polymer Coated Insulators using Wavelet Transform as Neural Networks**. Proceedings of the IEEE 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2007. China. pp. 658 – 663.

RICCIOTTI, Antonio Carlos Duarte. **Utilização de wavelets no processamento de sinais EMG**. 2006. 72 f. Dissertação de mestrado - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2006. Disponível em:

<http://www.bdtd.ufu.br/tde_busca/processaArquivo.php?codArquivo=838>. Acesso em: Nov. 2012.

ROCHA, P. H. V.; FONTGALLAND, G., **Measuring the radiation bands of overhead power lines glass insulators**. Proceeding of the IEEE 2014 International Conference on Antenna Measurements & Applications, 2014. França.

ROSARIO, A. A. **Análise estatística multivariada para reconhecimento de padrões em ensaios não destrutivos magnéticos**. São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2011. Dissertação de Mestrado.

SANTOS, G. S. M., **Aplicação de redes neurais para diagnóstico de poluição em isoladores de alta tensão**, Recife: Universidade Federal de Pernambuco, 2008, Dissertação de Mestrado.

SIMPSON, D. M., An introduction to the discrete orthogonal wavelet transform. **Revista Brasileira de Engenharia**. V. 9 n. 1, p. 57-81, 1993. Caderno de engenharia biomédica.

TANG, K. T., **Mathematical Methods for Engineers and Scientists 3**. New York: Springer, 2007. 438p. ISBN: 103-540-44695-8.

THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. **Pattern Recognition**. 3. ed. San Diego: Academic Press, 2006. 837 p.

CHARTIER V. L., SHERIDAN, R. DIPLACIDO, J. N., LOFTNESS, M. O., “**Electromagnetic Interference Measurements at 900MHz on 230-KV an 500-KV transmission lines**”, in *IEE Trans. on Power Systems*, vol. *PWRD-1*, n° 2, Abr., pp. 140–149 , 1986.

VIEIRA, G. A. B. **Estudo da Viabilidade de Utilização da Técnica de Ultra-som Associada ao Processamento Digital de Sinais (PDS) para Detecção de Pontos Quentes e Equipamentos de Alta Tensão**. Rio de Janeiro: Centro Federal de Educação Tecnológica (CEFET/RJ), 2008. Dissertação de Mestrado.

YANAGUIZAWA, J. A.; SHINOHARA, A H. Isolamento mínimo em cadeias de isoladores de vidro danificados por vandalismo em linhas de transmissão. **Cientec - Revista de Ciência, Tecnologia e Humanidades do IFPE**, Recife, v. 03, n. 01, p.132-142, 01 Jul. 2011. Anual.