

Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Euler Cássio Tavares de Macêdo

**Metodologia Para a Classificação de Descargas Parciais Utilizando Redes Neurais
Artificiais**

Campina Grande - Paraíba - Brasil

Março de 2014

Euler Cássio Tavares de Macêdo

Metodologia Para a Classificação de Descargas Parciais Utilizando Redes Neurais Artificiais

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

Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Orientador: Edson Guedes da Costa, D.Sc.
Coorientador: Raimundo Carlos Silvério Freire, Dr.

Campina Grande - Paraíba - Brasil

Março de 2014

Euler Cássio Tavares de Macêdo

Metodologia Para a Classificação de Descargas Parciais Utilizando Redes Neurais Artificiais

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

Trabalho aprovado. Campina Grande - Paraíba - Brasil, 17 de março de 2014

Edson Guedes da Costa, D.Sc.
Orientador

Raimundo Carlos Silvério Freire, Dr.
Orientador

**Washington Luiz Araújo Neves,
Ph.D., UFCG**
Presidente da Banca

**Aldebaro Barreto da Rocha Klautau
Júnior, Ph.D., UFPA**
Componente da Banca

**Flávio Henrique Vasconcelos, Ph.D.,
UFMG**
Componente da Banca

**Waslon Terlizzie Araújo Lopes, D.Sc.,
UFCG**
Componente da Banca

Dedico este trabalho ao meu querido irmão Lenivaldo Costa de Macêdo, que tanto me inspirou com seu amor pela Engenharia.

Agradecimentos

Inúmeros foram os que contribuíram diretamente ou indiretamente para a realização deste trabalho, dentre os quais gostaria de destacar:

O Grande Arquiteto do Universo, pela vida e graças que Ele tem me concedido.

Minha família, em especial minha mãe Maria Verônica Tavares de Macêdo e meu pai José Costa de Macêdo (em memória) e meus avós maternos por todo amor e carinho recebido durante toda minha vida.

Os Mestres Edson Guedes da Costa e Raimundo Carlos Silvério Freire pela orientação, incentivo e, sobretudo pela amizade em todas as horas.

A minha noiva Ingrid Leal por todo o amor, compreensão, carinho e incentivo durante esses anos de trabalho.

O querido Mestre José Gutembergue de Assis Lira pelos diversos momentos de aprendizado, incentivo e confiança.

Aos grandes amigos Juan Moisés Maurício Villanueva e José Maurício Ramos de Souza, que tanto me ensinaram e ajudaram para a realização do trabalho de pesquisa.

Os colegas de trabalho e alunos da UFPB pela compreensão nos momentos de ausência durante os anos de trabalho como docente no DEE/CEAR/UFPB.

A toda banca avaliadora, pois com suas recomendações houve um enriquecimento muito grande da pesquisa.

Os colegas e ex-alunos do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba, pelos ensinamentos adquiridos durante o tempo de trabalho naquela instituição de ensino.

Os amigos do LAT, LIMC e do DEE por todo o suporte para a realização desse trabalho, em especial Eduardo, Adriano e Francisco e Danilo.

Os amigos Malone Soares, Ronimack Trajano, Max Neri, Tarso Vilela, Gilvan Vieira, Ademar Neto, Thiago Batista, Lucas Hartmann, Stênio Freire, Warner Barros, Glauber Roncally, Galba Falcão, Igor Torres, Rafael Mendonça, Yuri Ramos, Diego Buriti e tantos outros pelo aprendizado durante nossa caminhada.

A todos que involuntariamente esqueci de citar, e de de alguma forma ajudaram a tornar este sonho em realidade.

O CNPq, pelo apoio financeiro durante a vigência do Curso.

*“Oh, quão bom e quão suave é que os irmãos vivam em união.
(Bíblia Sagrada, Salmo 133)*

Resumo

As Descargas Parciais se caracterizam por pulsos de corrente de alta frequência, que ocorrem no interior dos equipamentos elétricos de alta tensão e são originadas pelo processo de ionização do meio gasoso submetido a um campo elétrico elevado. Elas são tidas como fontes potenciais de defeitos nos isolamentos elétricos. Inicialmente o fenômeno ocorre no isolamento elétrico de forma parcial e existe a tendência, devido a fragilização do meio isolante, de se tornar total, o que causa um curto-circuito entre as partes energizadas e o referencial de terra, danificando o equipamento elétrico. Portanto, os níveis de ocorrência de descargas parciais devem ser acompanhados periodicamente em toda vida útil do equipamento. Durante muitos anos, a avaliação dos padrões obtidos a partir de medições de sinais de descargas parciais foi feita de forma visual, por meio da representação gráfica em forma de elipses dos sinais de corrente e tensão utilizando osciloscópios. O emprego de computadores e técnicas de inteligência artificial, em medições de descargas parciais, permitiram o reconhecimento automático de padrões obtidos a partir das medições de descargas parciais, tanto em campo quanto em laboratório. Nesta Tese de doutorado, é proposta uma metodologia baseada em ferramenta computacional, que permite realizar a geração, processamento e identificação de tipos de defeitos em isolamentos elétricos por meio da classificação de sinais de descargas parciais. Para a geração de descargas parciais em laboratório, desenvolveu-se uma estrutura baseada em célula hermética, que possibilitou a geração de sinais de descargas parciais com características bem definidas. Verificou-se durante as medições que os sinais de descargas parciais eram bastante susceptíveis à interferências existentes no ambiente de medição, e para mitigar esse problema, utilizou-se a Transformada Wavelet. Foram avaliadas descargas parciais medidas em laboratório e verificou-se uma redução do nível de ruído significativa após o processo de filtragem. Dentre as wavelet mãe avaliadas, as Daubechies apresentaram desempenho relativamente superior, além de um tempo de processamento inferior em comparação às demais. A partir da medição e filtragem dos sinais de descargas parciais foram obtidos sinais que possuem padrões estatísticos bem definidos, os quais foram utilizados para identificar o tipo de defeito existente no equipamento de alta tensão. Verificou-se também a possibilidade de automatizar a identificação de defeitos a partir da utilização dos operadores estatísticos, por meio de técnicas de inteligência artificial. Foram implementadas três topologias de redes neurais artificiais, uma contendo apenas uma camada oculta, e outras contendo duas e três camadas ocultas. O desempenho das RNA para esse tipo de identificação de padrões foi satisfatório, principalmente utilizando a topologia composta por 2 camadas ocultas. Verificou-se que a taxa de acerto global médio desta topologia foi de aproximadamente 96%, apresentando um aumento significativo na taxa de acerto global e por classe em comparação com as topologias contendo uma e três camadas ocultas. O desempenho das topologias de RNA foi avaliado principalmente pelo emprego do erro quadrático médio e matrizes de confusão.

Palavras-chaves: Descargas Parciais. Medições clássicas. Redes neurais artificiais. Processamento estatístico. Diagnóstico de isolamentos.

Abstract

Insulation failure in power systems plant may be caused by manufacturing defects or by electrical, mechanical, thermal and chemical process which occur during operation. These processes create defects, including voids in solids, which locally reduces the dielectric insulation strength. Electrical discharge, may occur in these regions of reduced dielectric strength without discharge occurring in the regions of non-degraded insulation. A category of this electrical discharges is labeled Partial Discharges. The Partial Discharges measurement has long been used to evaluate insulation system design and as a quality assurance test for High Voltage apparatus prior to installation and during the equipment operational time. Partial Discharge is characterized by high frequency current pulses originating in gas ionization processes when damaged insulation is submitted to high values of electric field. The aim of this thesis is to present a comprehensive methodology for emulation, processing, and automatic classification of several types of partial discharge signals. For the generation of partial discharges in laboratory it was developed a hermetic cell that allowed the generation of well defined partial discharges signals. It was verified during the measurements that the partial discharges signal were susceptible to noise existing in measurement area. To mitigate this problem, it was used the Wavelet Transform. Several partial discharges signals obtained in laboratory were evaluated and was verified a significant noise level reduction after the filtering process. Among the evaluated wavelets families, the Daubechies have presented the best performance, besides a lower computational processing time in relation to the other wavelet families. In the sequence, feature extraction was performed using statistical parameters calculation for each insulation defect configuration. The obtained feature data was used as input in a variety of Artificial Neural Network (ANN) topologies for an automatic identification and interactive determination of the most suitable ANN topology (i.e. number of artificial neurons and hidden layers) for this purpose. Three topologies of ANN were implemented, the first was based in one hidden layers, the second in two hidden layers and the last in three hidden layers. The performance of classification was satisfactory, mainly the topology based on two hidden layers. It was obtained a global recognition rate of approximately 96%, presenting a better result in comparison with the other topologies. The performance of the ANN topologies was evaluated using the mean squared error and confusion plots.

Key-words: Partial discharge generation. Classical measurements. Multiple voids cavities. Feature extraction. Artificial neural networks. Condition assessment. insulation diagnosis.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Exemplo de isolamento com falhas causadoras de descargas parciais . . .	23
Figura 2 – Exemplo de isolamento com falha	23
Figura 3 – Exemplo de configuração que pode gerar descargas tipo corona.	24
Figura 4 – Representação de um isolamento com falha.	25
Figura 5 – Isolamento com cavidade interna	25
Figura 6 – Modelo equivalente do isolamento com cavidade interna.	26
Figura 7 – Processo de ocorrência de descargas parciais.	27
Figura 8 – Fenômenos associados à ocorrência de descargas parciais.	28
Figura 9 – Arranjo experimental empregado na medição de descargas parciais. . . .	29
Figura 10 – Arranjo de medição de descargas parciais com impedância de medição. . .	30
Figura 11 – Arranjo de medição de descargas parciais em ponte balanceada.	30
Figura 12 – Impedância de medição do tipo RC.	31
Figura 13 – Impedância de medição do tipo RLC.	31
Figura 14 – Comparação sistemas de medição de descargas parciais	33
Figura 15 – Comparação sistemas de medição de descargas parciais	33
Figura 16 – Medição de descargas parciais com um sensor de corrente indutivo	34
Figura 17 – Arranjo de calibração do sistema de medição de descargas parciais. . . .	35
Figura 18 – Processo de filtragem usando a Transformada Wavelet.	42
Figura 19 – Estrutura de uma decomposição wavelet em 3 estágios.	43
Figura 20 – Diagrama de blocos do processo de análise de descargas parciais.	45
Figura 21 – Representação gráfica do janelamento da fase da tensão aplicada.	46
Figura 22 – Modelo simplificado de um neurônio artificial e seus componentes.	51
Figura 23 – Arquitetura de uma rede MLP.	53
Figura 24 – Isolamento elétrico com defeito tipo cavidade.	55
Figura 25 – Padrão de descargas parciais visualizados em forma de elipse.	55
Figura 26 – Padrão de descargas parciais em forma de elipse com ruídos.	56
Figura 27 – Configurações de eletrodos usados para simulação de descargas parciais. .	72
Figura 28 – Detalhe do projeto da célula geradora de descargas parciais.	73
Figura 29 – Fotografia da célula geradora de descargas parciais.	73
Figura 30 – Estrutura usada para geração de descargas parciais com óleo	74
Figura 31 – Fotografia do corpo de prova construído com Fenolite (FR4).	77
Figura 32 – Fotografia do corpo de prova construído com FDM/ABS.	77
Figura 33 – Fotografia do corpo de prova construído com SLS/Poliamida PA.	78
Figura 34 – Fotografia do corpo de prova construído com Polyjet/Fulcure 720.	78
Figura 35 – Representação do circuito interno LDIC.	79

Figura 36 – Arranjo de medição de descargas parciais usando um HFCT	80
Figura 37 – Detalhe da medição de descargas parciais usando um HFCT.	80
Figura 38 – Simulação de sinal característico de descargas parciais.	83
Figura 39 – Ruído aditivo de espectro discreto simulado.	83
Figura 40 – Fluxograma do processo de validação do banco de dados	89
Figura 41 – Representação esquemática da RNA múltiplas camadas implementada.	92
Figura 42 – Fluxograma RNA com 1 camada oculta.	93
Figura 43 – Fluxograma RNA com 2 camadas ocultas.	94
Figura 44 – Fluxograma RNA com 3 camadas ocultas.	95
Figura 45 – Matriz de confusão genérica.	96
Figura 46 – Modelo COMSOL da célula geradora de descargas parciais.	99
Figura 47 – Detalhe da célula geradora de descargas parciais.	100
Figura 48 – Campos elétricos entre os elétrodos simulados para o defeito 1.	101
Figura 49 – Representação das descargas parciais com defeito Nº 1.	102
Figura 50 – Representação das descargas parciais com defeito Nº 2.	103
Figura 51 – Representação das descargas parciais com defeito Nº 3.	103
Figura 52 – Representação das descargas parciais com defeito Nº 4.	104
Figura 53 – Representação das descargas parciais com defeito Nº 5.	104
Figura 54 – Representação das descargas parciais com defeito Nº 6.	105
Figura 55 – Representação das descargas parciais com defeito Nº 7.	105
Figura 56 – Representação das descargas parciais com defeito Nº 8.	106
Figura 57 – Representação das descargas parciais com defeito Nº 9.	106
Figura 58 – Representação das descargas parciais com defeito Nº 10.	107
Figura 59 – Filtragem de ruído DSI usando a wavelet mãe Daubechies	109
Figura 60 – Filtragem de ruído DSI usando a wavelet mãe Daubechies	109
Figura 61 – Filtragem de ruído DSI usando a wavelet mãe Coiflets	110
Figura 62 – Filtragem de ruído DSI usando a wavelet mãe Coiflets	110
Figura 63 – Filtragem de ruído DSI usando a wavelet mãe Biortogonal	111
Figura 64 – Filtragem de ruído DSI usando a wavelet mãe Biortogonal	111
Figura 65 – Filtragem de ruído DSI usando a wavelet mãe Biortogonal Reversa	112
Figura 66 – Filtragem de ruído DSI usando a wavelet mãe Biortogonal Reversa	112
Figura 67 – Filtragem de ruído branco usando a wavelet mãe Daubechies	113
Figura 68 – Filtragem de ruído branco usando a wavelet mãe Daubechies	114
Figura 69 – Filtragem de ruído branco usando a wavelet mãe Coiflets	114
Figura 70 – Filtragem de ruído branco usando a wavelet mãe Coiflets	115
Figura 71 – Filtragem de ruído branco usando a wavelet mãe Biortogonal	115
Figura 72 – Filtragem de ruído DSI usando a wavelet mãe Biortogonal	116
Figura 73 – Filtragem de ruído branco usando a wavelet mãe Biortogonal Reversa	116
Figura 74 – Filtragem de ruído DSI usando a wavelet mãe Biortogonal Reversa	117

Figura 75 –Arranjo de medição de descargas parciais em laboratório.	118
Figura 76 –Filtragem do sinal obtido usando o sistema LDS-6.	119
Figura 77 –Filtragem do sinal obtido usando o HFCT.	119
Figura 78 –Valores de pico das descargas parciais	121
Figura 79 –Histograma do número de pulsos de descargas parciais	121
Figura 80 –Histograma da magnitude média dos pulsos de descargas parciais	122
Figura 81 –Gráfico em barras dos valores de pico das descargas parciais.	125
Figura 82 –Gráfico em barras dos valores de pico das descargas parciais.	125
Figura 83 –Gráfico em barras dos valores médios das descargas parciais.	125
Figura 84 –Gráfico em barras dos valores médios das descargas parciais.	125
Figura 85 –Gráfico em barras dos desvios padrão das descargas parciais.	126
Figura 86 –Gráfico em barras dos desvios padrão das descargas parciais.	126
Figura 87 –Gráfico em barras das assimetrias das descargas parciais.	126
Figura 88 –Gráfico em barras das assimetrias das descargas parciais.	126
Figura 89 –Gráfico em barras das curtoses das descargas parciais	127
Figura 90 –Gráfico em barras das curtoses das descargas parciais.	127
Figura 91 –Matriz de confusão da RNA implementada com 1 camada oculta.	132
Figura 92 –Matriz de confusão da RNA implementada com 2 camadas ocultas.	134
Figura 93 –Matriz de confusão da RNA implementada com 3 camadas ocultas.	135
Figura 94 –Erro quadrático médio obtido a partir de RNA com 1 camada oculta.	136
Figura 95 –Erro quadrático médio obtido a partir de RNA com 2 camadas ocultas.	137
Figura 96 –Erro quadrático médio obtido a partir de RNA com 3 camadas ocultas.	137

Lista de tabelas

Tabela 1 – Comparativo das contribuições de diversos autores.	69
Tabela 2 – Rigidez dielétrica dos materiais usados nos corpos de prova.	75
Tabela 3 – Configurações de defeitos criados com fenolite.	76
Tabela 4 – Configurações de defeitos criados com impressão 3D	77
Tabela 5 – Famílias wavelets usadas na filtragem de sinais de descargas parciais. . .	84
Tabela 6 – Permissividade dielétrica dos materiais usados nos corpos de prova. . .	99
Tabela 7 – Resultados da filtragem dos sinais corrompidos por ruído DSI.	108
Tabela 8 – Filtragem do ruído branco com a Transformada Wavelet.	113
Tabela 9 – Resultado dos operadores estatísticos calculados.	122
Tabela 10 – Padrões de descargas parciais válidos.	128
Tabela 11 – Resultado da RNA com 1 camada oculta.	129
Tabela 12 – Resultado da RNA com 2 camadas ocultas.	130
Tabela 13 – Resultado da RNA com 3 camadas ocultas.	130
Tabela 14 – Estudo de diferentes funções de ativação - 1 camada oculta.	138
Tabela 15 – Estudo de diferentes funções de ativação - 2 camadas ocultas.	138

Sumário

1	Introdução	15
1.1	Delimitação do Tema	15
1.2	Motivação	16
1.3	Objetivos e Contribuições da Tese	18
1.3.1	Objetivo Geral	18
1.3.2	Objetivos Específicos	18
1.3.3	Contribuições	19
1.4	Principais Publicações	19
2	Fundamentação Teórica	22
2.1	Conceitos Fundamentais	22
2.2	Classificação das Descargas Parciais	22
2.2.1	Modelo Básico e o Processo de Formação de Descargas Parciais	24
2.3	Métodos de Medição de Descargas Parciais	27
2.3.1	Métodos Elétricos	29
2.3.1.1	Método baseado na norma IEC 60270	29
2.3.1.2	Método de medição usando transformadores de corrente	34
2.3.1.3	Ajuste do Sistema de Medição	34
2.4	Filtragem de Sinais de Descargas Parciais	36
2.4.1	Técnicas de Rejeição de Ruídos Aplicadas as Descargas Parciais	37
2.4.2	Fundamentação Teórica da Transformada Wavelet	40
2.5	Extração de Atributos de Sinais de Descargas Parciais	43
2.5.1	Parâmetros Relacionadas às Descargas Parciais	44
2.5.2	Parâmetros Básicos	45
2.5.3	Parâmetros Deduzidos	46
2.5.4	Operadores Estatísticos	47
2.6	Classificação de Sinais de Descargas Parciais	49
2.6.1	Redes Neurais Artificiais	49
2.6.1.1	O Neurônio Artificial	50
2.6.1.2	Funcionamento das Redes Neurais Artificiais	52
3	Identificação de Padrões de Descargas Parciais - Revisão Bibliográfica	54
3.1	Classificação de Sinais de Descargas Parciais por Inspeção Visual	54
3.2	Classificação Matemática de Sinais de Descargas Parciais	56
3.3	Classificação de Descargas Parciais com Sistemas de Apoio à Decisão	59
3.4	Resumo das Contribuições dos Trabalhos Pesquisados	68

4	Metodologia	71
4.1	Arranjo Experimental para Geração de Descargas Parciais	71
4.2	Medição de Descargas Parciais	78
4.2.1	Método Clássico	78
4.2.2	Medição de Descargas Parciais com Sensor de Corrente	79
4.3	Filtragem dos Sinais de Descargas Parciais	81
4.3.1	Geração de Ruídos	81
4.3.1.1	Ruído de Espectro Discreto - DSI	81
4.3.1.2	Ruído Branco	82
4.3.2	Rotina de Filtragem Baseada em Transformada Wavelet	82
4.3.3	Crítérios de Avaliação da Filtragem	86
4.3.3.1	Relação Sinal-Ruído (<i>SNR</i>)	86
4.3.3.2	Correlação Cruzada	86
4.4	Extração de Atributos dos Sinais de Descargas Parciais	87
4.5	Validação do Banco de Dados dos Sinais de Descargas Parciais	87
4.6	Classificação de Padrões de Sinais de Descargas Parciais	90
5	Análise dos Resultados	98
5.1	Geração de Descargas Parciais	98
5.2	Medição de Descargas Parciais	101
5.3	Filtragem dos Sinais de Descargas Parciais	107
5.3.1	Filtragem de Sinais de Descargas Parciais Sintéticos	107
5.3.2	Filtragem de Sinais de Descargas Parciais Medidos em Laboratório	117
5.4	Classificação Estatística dos Sinais de Descargas Parciais	120
5.5	Validação do Banco de Dados das Descargas Parciais	127
5.6	Classificação Automática dos Sinais de Descargas Parciais	128
6	Conclusão	140
6.1	Trabalhos Futuros	142
	Referências	143

1 Introdução

1.1 Delimitação do Tema

A energia elétrica se tornou a principal fonte de energia utilizada no mundo moderno. Grande parte dos avanços tecnológicos alcançados nos dias atuais se deve à energia elétrica. As unidades consumidoras industriais, comerciais e residenciais a utilizam como principal fonte geradora de trabalho e iluminação.

De acordo com dados divulgados pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) ([AGÊNCIA... , 2013](#)), o total de unidades consumidoras no Brasil passou de 49,35 milhões em 2001 para 72,7 milhões em fevereiro de 2012. Na regulamentação atual, o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) é o órgão responsável pela coordenação e controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica no Sistema Interligado Nacional (SIN), sob a fiscalização e regulação da ANEEL.

Para muitos consumidores a energia elétrica é fundamental devido as suas atividades, a sua importância, a sua abrangência e as consequências associadas aos desligamentos, assim a confiabilidade do sistema elétrico deve ser mantida em alto nível. Falhas nos isolamentos elétricos são consideradas como uma das causas principais de desligamentos. Uma das maneiras de se aumentar a confiabilidade do SIN é realizar o monitoramento do nível de degradação dos isolamentos existentes em equipamentos de alta tensão ([KURTZ; LYLES; STONE, 1984](#)).

Nos sistemas elétricos são encontrados isolamentos nos mais variados formatos e constituídos de diversos materiais. De maneira geral, eles podem ser divididos em orgânicos e cerâmicos. Os primeiros apresentam carbono em sua composição (plásticos, borrachas, etc.), enquanto que os segundos são constituídos de materiais cerâmicos (vidro, porcelana, seus compostos e derivados). Existem ainda os isolamentos híbridos, que possuem tanto partes cerâmicas quanto orgânicas, a fim de explorar as vantagens de ambas as tecnologias. Os isolamentos orgânicos são mais suscetíveis à degradação e requerem serem monitorados, desde o seu processo de fabricação, como também durante a sua operação.

Dentre diversas formas de se realizar o diagnóstico de sistemas de isolamentos elétricos, a medição de descargas parciais é considerada uma solução consolidada para o diagnóstico e detecção prévia de possíveis defeitos nos isolamentos que são partes constituintes de equipamentos de alta tensão ([MONTANARI; CAVALLINI, 2013](#)).

As descargas parciais são caracterizadas por impulsos de corrente que ocorrem no interior dos equipamentos elétricos de alta tensão, e são originadas pelo processo

de ionização do meio gasoso submetido a um campo elétrico elevado (NATTRASS, 1988). Elas são fontes potenciais de degradação dos isolamentos elétricos. Inicialmente, o fenômeno ocorre no isolamento elétrico de forma parcial e existe a tendência, devido à fragilização do meio isolante, de se tornar total, o que causaria um curto-circuito entre as partes energizadas e o terra, ou entre os isolamentos fase-fase, danificando assim, o equipamento elétrico. Portanto, os parâmetros associados à ocorrência das descargas parciais devem ser acompanhados periodicamente durante a vida útil do equipamento (CARVALHO, 2009).

Graças ao desenvolvimento de outras áreas da Engenharia Elétrica, tais como: processamento de sinais, eletrônica e telecomunicações; os sistemas de monitoramento de isolamentos baseados na medição de descargas parciais vêm se tornando cada vez mais robustos e economicamente viáveis.

As normas internacionais específicas sobre descargas parciais, tais como a IEC 60270 (IEC 60270, 2000), que está em sua 3ª versão, permitem o estabelecimento de procedimentos experimentais bem definidos, com explicações do procedimento de medição dos parâmetros das descargas parciais em equipamentos de alta tensão. Durante muitos anos, a avaliação dos sinais de descargas parciais foi feita de forma visual, por meio da representação gráfica dos sinais de corrente e tensão utilizando osciloscópios. A interpretação dos sinais (geralmente representados em formas de elipses) era fortemente dependente da experiência de especialistas, o que limitava razoavelmente o diagnóstico de equipamentos de alta tensão em operação.

O emprego de sistema de aquisição de dados de alto desempenho, filtragem digital de sinais, extração de atributos e classificação de padrões por técnicas de inteligência artificial tem permitido o monitoramento do nível de degradação de isolamentos elétricos, a partir das medições de descargas parciais realizadas em laboratório e em campo (MONTANARI; CAVALLINI, 2013).

A seguir, são apresentados os objetivos desta Tese, além de algumas justificativas que a motivaram.

1.2 Motivação

O aumento do tempo de operação de equipamentos de alta tensão e a falta de manutenção preventiva aumenta consideravelmente o índice de falhas dos equipamentos. O monitoramento contínuo de descargas parciais fornece informações valiosas sobre o nível de degradação de isolamentos dos equipamentos elétricos em operação, e permite o planejamento de reparos, manutenção preventiva, além de possibilitar a alocação prévia de recursos destinados à manutenção. A medição de descargas parciais, também, vem sendo usada no controle de qualidade de novos equipamentos num momento prévio a instalação.

A degradação dos isolamentos elétricos é caracterizada por mudanças irreversíveis nas propriedades internas de um isolamento devido a um ou mais fatores (MUHR *et al.*, 2004). A degradação tanto pode ser causada por fatores intrínsecos quanto por extrínsecos. Os fatores intrínsecos podem ser definidos como falhas de fabricação. Por outro lado, os extrínsecos são caracterizados, por exemplo, pela contaminação provocada por poluição, ou falhas geradas pelo transporte inadequado dos equipamentos.

As causas de degradação em isolamentos elétricos podem ser agrupadas em quatro grandes classes, sendo elas: elétricas, térmicas, mecânicas e ambientais.

As fontes de degradação podem ser exemplificadas como sendo (JAMES *et al.*, 2008):

- Elétricas: Descargas parciais, sobretensões, ramificações elétricas;
- Térmicas: Oxidação, hidrólise;
- Mecânicas: Vibrações, fraturas, tensões;
- Ambientais: Poluição, radiação, gases (ozônio).

As descargas parciais são a principal fonte de degradação elétrica. Segundo Stone (STONE, 2005), existem diversas razões que justificam a realização de medições de descargas parciais, sendo as principais:

1. Teste de projeto: Para avaliar e verificar a ausência de descargas parciais (ou em caso de ocorrência, se o nível das descargas está abaixo de um valor aceitável) em determinado equipamento;
2. Controle de qualidade: Para confirmar que não existe nenhuma falha ou trincas resultantes do processo de fabricação;
3. Ensaio de recebimento de equipamentos com isolamentos: Após o recebimento de equipamentos elétricos de potência, é realizado o ensaio de avaliação do nível de descargas parciais, para atestação da qualidade do isolamento do novo equipamento em um momento anterior a instalação;
4. Diagnóstico: Determinar se o isolamento de determinado equipamento de alta tensão possui algum tipo de fragilidade, causada possivelmente por estresse elétrico, mecânico ou ambiental durante a operação do equipamento;
5. Abrangência: A medição de descargas parciais pode ser realizada na grande maioria dos equipamentos de alta tensão, tais como, transformadores, cabos e máquinas rotativas, adotando um procedimento experimental muito similar para cada equipamento, o que facilita o monitoramento;

6. Diagnóstico em tempo real: Com processamento de sinais adequado, é possível realizar o monitoramento em tempo real de descargas parciais, sem a necessidade de retirada do equipamento de operação, o que reduz os custos de manutenção;
7. Facilidade de acesso: Os sensores e equipamentos necessários para o monitoramento de descargas parciais são de fácil aquisição em todo o mundo;
8. Estimação do tempo remanescente de operação: O monitoramento contínuo das descargas parciais possibilita a criação de modelos de estimação da vida útil restante para um determinado equipamento.

A seguir, são apresentados os objetivos desta Tese.

1.3 Objetivos e Contribuições da Tese

1.3.1 Objetivo Geral

O objetivo geral da Tese de doutorado é apresentar uma metodologia eficiente destinada à emulação, medição, processamento e classificação de sinais de descargas parciais, que permita classificar padrões de descargas parciais de isolamentos de equipamentos de alta tensão. A classificação de padrões permite identificar a configuração do defeito existente no isolamento, servindo de forma complementar a outras técnicas de diagnóstico, como ferramenta de apoio a decisão de retirada do equipamento de operação ou não.

1.3.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos da avaliação de sinais de descargas parciais são:

- Apresentar uma estrutura constituída de eletrodos capaz de gerar uma base de dados abrangente o suficiente para a realização de experimentos de geração de descargas parciais com características bem definidas;
- Apresentar as características e procedimentos adotados para a realização de medições de descargas parciais utilizando métodos elétricos;
- Validar a utilização da transformada wavelet como uma ferramenta de filtragem digital de sinais de descargas parciais;
- Apresentar a metodologia para criação de padrões característicos para cada tipo de defeito existente em isolamentos elétricos a partir da utilização de operadores estatísticos;

- Discutir e utilizar topologias de redes neurais artificiais de forma otimizada, que permitam a determinação de forma iterativa da topologia mais apropriada da rede neural para uma dada taxa de acerto, permitindo assim um maior aproveitamento computacional do sistema.

1.3.3 Contribuições

A principal contribuição da tese é o desenvolvimento de uma nova metodologia experimental que contempla a emulação, medição, processamento e classificação de sinais de descargas parciais de forma global, visto que, grande parte dos trabalhos relacionados às descargas parciais abordam de forma isolada cada um desses aspectos.

Com relação a emulação de sinais de descargas parciais, foi desenvolvida uma célula de baixo custo baseada em eletrodos capaz de gerar sinais de descargas parciais com características bem definidas, a qual pode ser facilmente replicada e adotada em estudos de descargas parciais em outras instituições de pesquisa. Após a aquisição dos sinais de descargas parciais utilizando métodos de medição consolidados na bibliografia e partiu-se para a avaliação da transformada wavelet como ferramenta de filtragem digital de sinais corrompidos. Todo o procedimento realizado foi apresentado em forma de tutorial.

Após a filtragem dos sinais de descargas parciais, foi desenvolvida uma ferramenta computacional capaz de extrair atributos estatísticos, os quais permitiu a criação de um padrão característico para cada tipo de defeito existente em isolamentos. Por fim, foi feita a análise de diversas topologias de redes neurais artificiais aplicadas a classificação automática dos sinais de descargas parciais, o que permitiu a determinação automática da melhor topologia a ser usada neste tipo de aplicação. Também como contribuição, pode-se citar a convergência da área de processamento digital de sinais com a engenharia de alta tensão.

1.4 Principais Publicações

No que concerne à divulgação dos resultados obtidos nesta tese, enumeram-se as principais publicações:

1. **Implementação de uma Rede Neural MLP Otimizada Aplicada à Identificação de Sinais de Descargas Parciais**, publicado no XI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente – SBAI, realizado em outubro de 2013, na cidade de Fortaleza - Ceará;
2. **Influence of Void Configuration in Statistical Parameters of Partial Discharge Signals**, publicado no IEEE International Instrumentation and

Measurement Technology Conference - I2MTC, realizado em maio de 2013, na cidade de Minneapolis - USA;

3. **Wavelet Transform Processing Applied to Partial Discharge Evaluation**, publicado no Journal of Physics, no ano de 2012;
4. **Development of a Partial Discharge Emulator for Calibration of a Radiometric PD Detection System**, publicado no IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference - I2MTC, realizado em maio de 2012, na cidade de Graz - Áustria;
5. **Early Progress in the Development of a Radiometric PD Location System**, publicado no IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference - I2MTC, realizado em maio de 2012, na cidade de Graz - Áustria;
6. **Partial Discharge Measurement and Uncertainty Analysis Based on Fuzzy Data Fusion**, publicado no IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference - I2MTC, realizado em maio de 2012, na cidade de Graz - Áustria;
7. **Partial Discharge Estimation Based on Radiometric and Classical Measurements**, publicado no IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference - I2MTC, realizado em maio de 2012, na cidade de Graz - Áustria;
8. **Classificação Estatística de Sinais de Descargas Parciais**, publicado no Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, realizado em maio de 2012, na cidade de Goiânia - Goiás;
9. **Assessment of Dielectric Degradation by Measurement, Processing and Classification of Partial Discharges**, publicado no IEEE International Power Modulator and High Voltage Conference -IPMHVC, realizado em junho de 2012, na cidade de San Diego - USA.

Este trabalho está organizado da seguinte maneira:

- No Capítulo 2 apresenta-se de forma resumida a fundamentação teórica básica necessária para o entendimento deste trabalho. Dentre os assuntos abordados, são discutidos os conceitos básicos sobre as descargas parciais, os métodos de medição utilizados tanto em laboratório quanto em campo, dentre os quais, destaca-se o método de medição elétrica, que pode ser utilizado em tempo real em laboratório e em campo. Também apresenta-se uma estrutura constituída de eletrodos, a qual permite a geração de sinais de descargas parciais com características bem definidas;

- O Capítulo 3 contempla uma revisão bibliográfica consistente acerca dos métodos de identificação de padrões de descargas parciais;
- No Capítulo 4 descreve-se os procedimentos e materiais utilizados na geração de sinais de descargas parciais. Adicionalmente apresenta-se a metodologia utilizada na filtragem e na extração de atributos estatísticos dos sinais de descargas parciais e por fim, são apresentados os procedimentos realizados na implementação de classificadores de dados baseados em Redes Neurais Artificiais (RNA);
- No Capítulo 5, são apresentados e discutidos os principais resultados obtidos com a pesquisa;
- Por fim, as conclusões da Tese e propostas para trabalhos futuros são apresentados no Capítulo 6.

2 Fundamentação Teórica

Para uma melhor compreensão do fenômeno de ocorrência das descargas parciais, das técnicas de medição e processamento dos sinais de descargas parciais são apresentados neste capítulo os conceitos fundamentais.

2.1 Conceitos Fundamentais

Segundo a norma IEC 60270 (IEC 60270, 2000) pode-se definir uma descarga parcial como uma descarga elétrica localizada, que curto-circuita parcialmente a isolação entre condutores e que, pode ou não ocorrer nas adjacências de um condutor. De acordo com a norma IEC, também pode-se definir um pulso de descarga parcial como sendo um pulso de tensão ou corrente resultante de uma descarga parcial que ocorreu em um determinado isolamento sob teste.

Considerando a intensidade e as características das descargas, tais como, taxa de repetição, a vida útil do material isolante pode ser reduzida. As descargas podem gerar por exemplo, calor e agentes oxidantes como o ozônio, causando assim, a deteriorização do material isolante (NATTRASS, 1988).

Por todas estas razões, pode-se entender que as descargas parciais são indesejáveis e a sua medição permite uma avaliação da qualidade e do desempenho do dielétrico dos equipamentos e instalações de alta tensão.

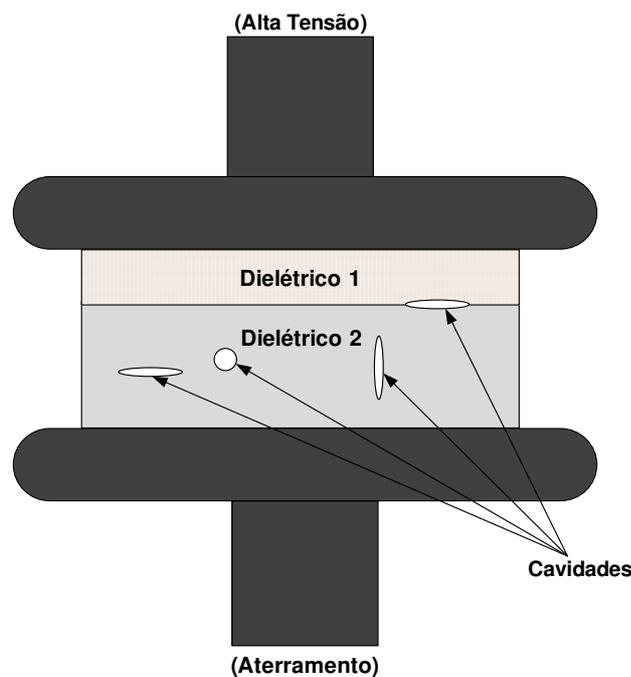
2.2 Classificação das Descargas Parciais

De acordo com a norma IEC 60270 (IEC 60270, 2000), as descargas parciais podem ser classificadas em três classes dependendo da sua localização: descargas internas, corona e de superfície.

- Descargas internas: ocorrem em uma ou mais cavidades no interior de um material dielétrico isolante. Dentre as principais razões para o aparecimento de descargas internas no interior de cavidades, pode-se citar as menores rigidez dielétrica e permissividade dielétrica dos gases quando comparadas às dos isolamentos líquidos ou sólidos e a conseqüente intensificação do campo elétrico no interior da cavidade com menor tensão de ruptura. As descargas parciais internas podem ocorrer em qualquer parte do dielétrico, como por exemplo, na junção de dois materiais dielétricos diferentes e nas regiões adjacentes ao eletrodo. Contudo, torna-se necessário a presença de uma cavidade no dielétrico, conforme é exemplificado na

Figura 1. Além disso, as descargas parciais são de curta duração em relação ao período da tensão senoidal aplicada, são repetitivas e têm o tempo de subida muito curto, podendo ser modeladas idealmente como uma função impulso ou delta de Dirac $\delta(t)$ (ZINGALES, 2000).

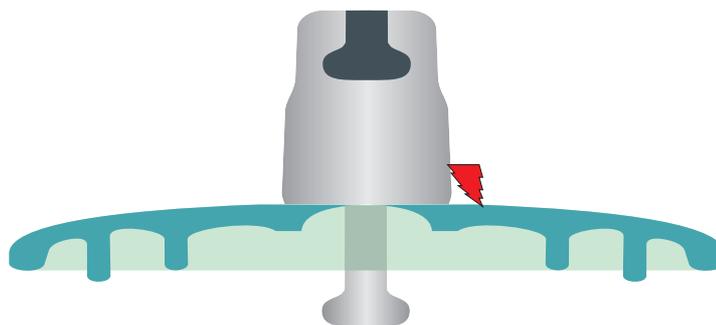
Figura 1 – Exemplo de isolamento com falhas que podem causar descargas parciais.



Fonte: Produzida pelo autor.

- Descargas de superfície: ocorrem na superfície do dielétrico, principalmente em buchas, terminações de cabos ou em enrolamentos de geradores. Uma representação gráfica de um possível local de ocorrência de descargas de superfície em um isolador elétrico é apresentada na Figura 2.

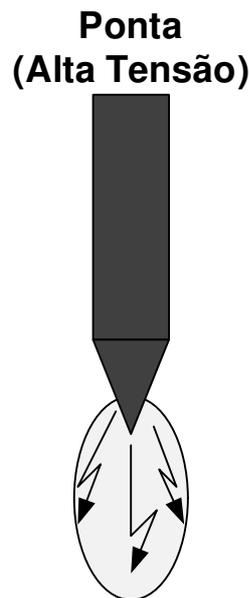
Figura 2 – Exemplo de isolamento com falha que pode causar descargas superficiais.



Fonte: Produzida pelo autor.

- Descargas corona: ocorrem em meios gasosos quando há uma intensificação do campo elétrico nas proximidades de um eletrodo, quando o gradiente elétrico excede um determinado limiar, mas as condições ainda são insuficientes para causar um arco elétrico (TANAKA; GREENWOOD, 1983). A tensão de iniciação das descargas depende do raio de curvatura da ponta do eletrodo e da tensão aplicada. Uma possível configuração de eletrodos capaz de gerar descargas tipo corona é apresentada na Figura 3.

Figura 3 – Exemplo de configuração que pode gerar descargas tipo corona.



Fonte: Produzida pelo autor.

Nesta Tese, o termo descargas parciais refere-se as descargas que ocorrem no interior de um dielétrico, ou seja, as descargas internas.

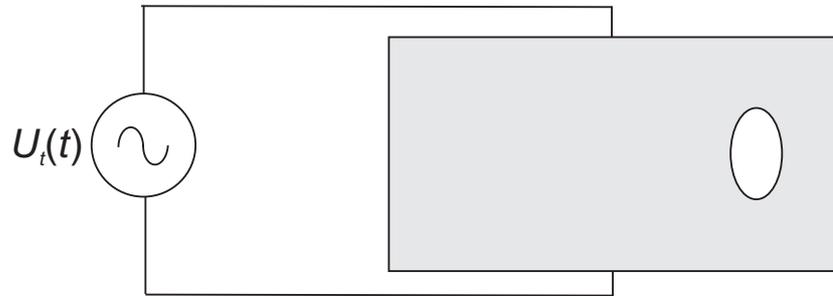
2.2.1 Modelo Básico e o Processo de Formação de Descargas Parciais

Na bibliografia existem alguns modelos (GEMANT; PHILIPPOFF, 1932), (PEDERSEN et al., 1984) que são capazes de representar o comportamento das descargas parciais no interior de um material dielétrico. Dentre eles, o modelo das capacitâncias permite determinar de forma aproximada o valor da carga aparente gerada por uma descarga parcial em uma cavidade. A simplicidade do modelo se dá pela representação do isolamento defeituoso por um circuito elétrico equivalente (GEMANT; PHILIPPOFF, 1932).

Para entender o modelamento simplificado de uma descarga parcial, considera-se inicialmente a aplicação de uma tensão alternada $U_t(t)$ em um material isolante. No

interior do material isolante, considera-se também a existência de uma pequena cavidade em sua constituição física, conforme representado na Figura 4.

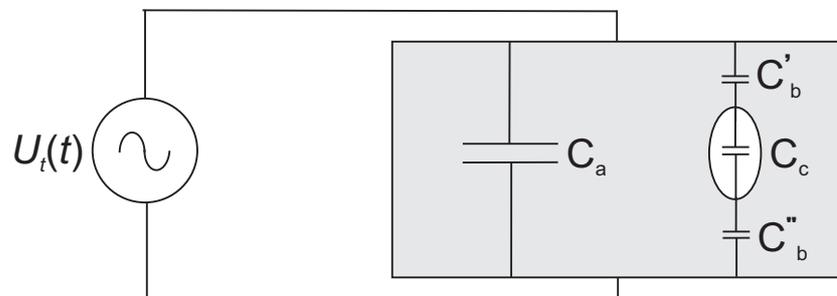
Figura 4 – Representação de um isolamento com falha submetido a uma diferença de potencial.



Fonte: Produzida pelo autor.

O isolante com falha (cavidade) pode ser representado por um circuito elétrico equivalente baseado em capacitores conforme a Figura 5.

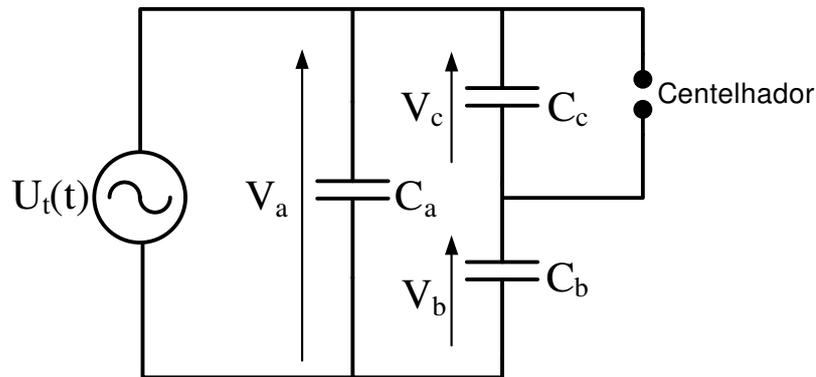
Figura 5 – Circuito elétrico equivalente de um isolamento com cavidade interna.



Fonte: Produzida pelo autor.

No modelo desenvolvido por (GEMANT; PHILIPPOFF, 1932), a cavidade interna é representada por uma capacitância C_c . As regiões do isolamento nas adjacências da cavidade, são representadas por duas capacitâncias C'_b e C''_b , o que resulta numa capacitância série equivalente C_b e o isolamento complementar sem falhas é representado por C_a . O circuito elétrico resultante é apresentado na Figura 6.

Figura 6 – Modelo equivalente do isolamento com cavidade interna.



Fonte: Produzida pelo autor.

Na Figura 6, o gerador de descargas é representado pelo centelhador em paralelo com C_c . As descargas acontecem sempre que o valor de $U_t(t)$ ultrapassa determinado limiar, havendo a ruptura do dielétrico (neste caso, o ar) no interior da cavidade. A tensão de inepção é o valor de tensão no qual ocorre o primeiro pulso de descarga parcial. A tensão resultante na cavidade no instante imediatamente anterior a ruptura do dielétrico é dada por:

$$V_c(t) = U(t) \frac{C_b}{C_a + C_b} \quad (2.1)$$

Quando uma descarga parcial ocorre, uma carga é transferida para os terminais do isolamento sob teste. A carga da cavidade é dada por:

$$q = C_b V_c \quad (2.2)$$

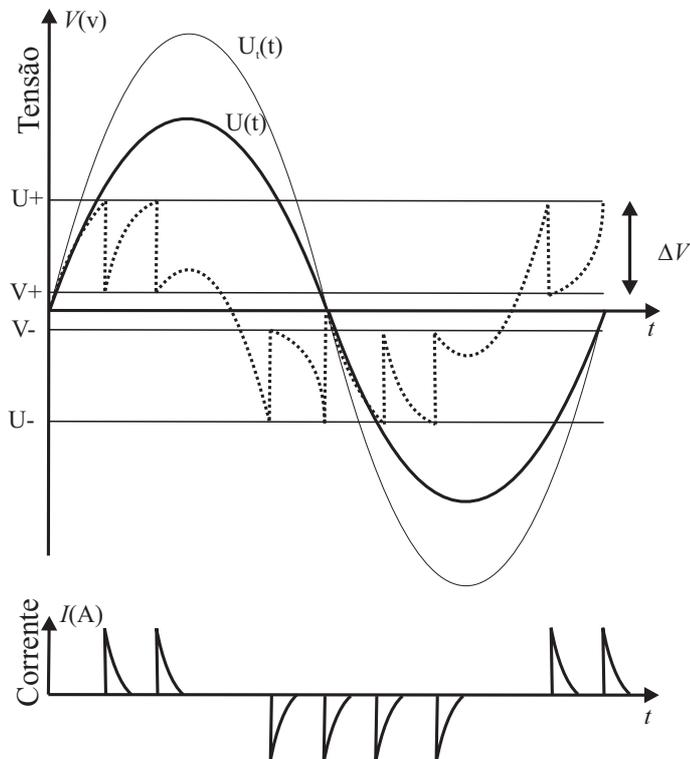
O modelo das capacitâncias é apenas uma aproximação, pois não leva em consideração a influência de todos os parâmetros da cavidade, porém fornece uma estimativa da carga da cavidade. Um modelo que leva em consideração a geometria do defeito e o campo elétrico no interior da falha é apresentado por (PEDERSEN et al., 1984).

Após a apresentação do modelo simplificado de um isolamento com defeitos, apresenta-se a título de exemplificação o processo de formação de uma descarga parcial. Para isto, considera-se novamente a Figura 4, na qual é feita a representação da aplicação de uma tensão alternada $U_t(t)$ ao eletrodo superior conectado ao isolamento.

De acordo com a Figura 7, quando a tensão $U_t(t)$ atinge o valor da tensão de inepção, U^+ , ocorre uma descarga na cavidade reduzindo a tensão para V^+ . O fenômeno

pode se repetir várias vezes durante cada ciclo. A duração da descarga é da ordem de 10^{-7} s (NATTRASS, 1988), portanto é um tempo curto quando comparado com o período da tensão de 60 Hz.

Figura 7 – Processo de ocorrência de descargas parciais.



Fonte: Produzida pelo autor.

A curva $U(t)$ representa a forma de onda da tensão resultante na cavidade, U^+ e U^- as tensões disruptivas da cavidade, ou seja, são os níveis de tensão nos quais ocorrem as descargas parciais e V^+ e V^- são denominadas de tensões residuais na cavidade após a descarga, que possuem valores diferentes de zero.

Outro conceito importante relacionado às descargas parciais é a tensão de extinção das descargas, ou seja, é o valor da tensão aplicada na qual as descargas parciais deixam de ocorrer no equipamento sob teste, quando a tensão aplicada é reduzida gradualmente.

2.3 Métodos de Medição de Descargas Parciais

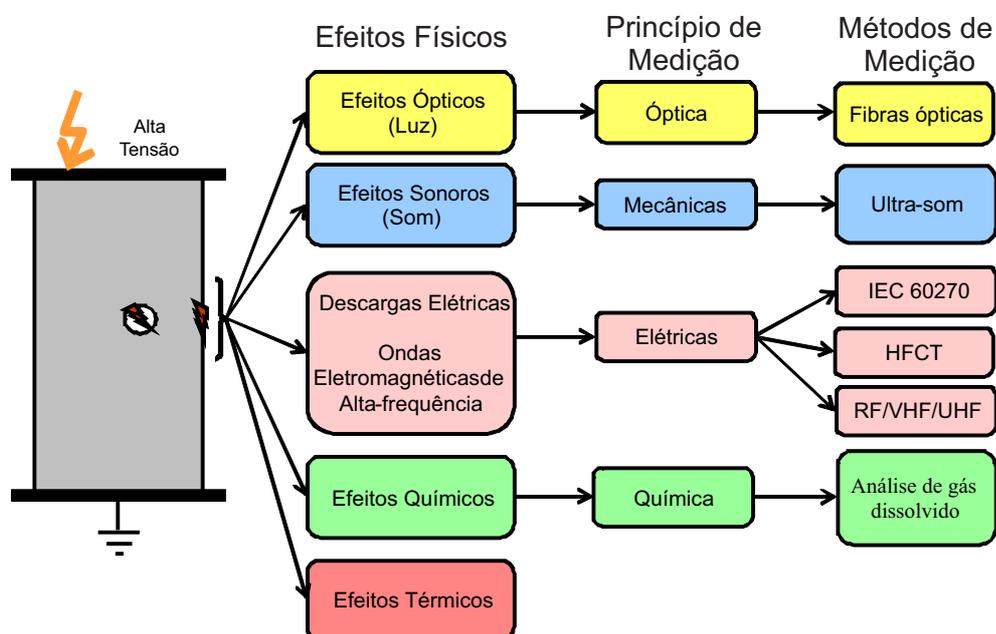
Existem diversos métodos de medição de descargas parciais que diferem entre si, em função dos diversos fenômenos físicos e químicos originados a partir da ocorrência das descargas. Dessa forma, é possível se analisar diversas características que auxiliam

na detecção. Podendo-se citar, por exemplo (KEMP, 1995), (JAMES et al., 2008), (AGARWAL et al., 1995):

- Fenômenos elétricos;
- Radiação eletromagnética;
- Emissão de luz;
- Variações térmicas (calor);
- Variações mecânicas;
- Transformações químicas;
- Ruído acústico.

A representação gráfica dos fenômenos físicos e os métodos de detecção associados à ocorrência das descargas parciais é apresentada na Figura 8.

Figura 8 – Fenômenos associados à ocorrência de descargas parciais.



Fonte: Produzida pelo autor.

Os métodos de medição de descargas parciais podem ser classificados em dois tipos: os métodos elétricos e os métodos não-elétricos. Os principais métodos não-elétricos são os métodos acústicos (SERRANO et al., 2012), óptico (MUHR et al., 2004), químico (HAO; LEWIN; SWINGLER, 2008) e de radiofrequência (TRUONG et al., 2011). Por

outro lado, o método elétrico, consiste no acoplamento de um circuito de medição bastante sensível ao equipamento no qual as descargas parciais estão ocorrendo (IEC 60270, 2000; HAO; LEWIN; SWINGLER, 2008).

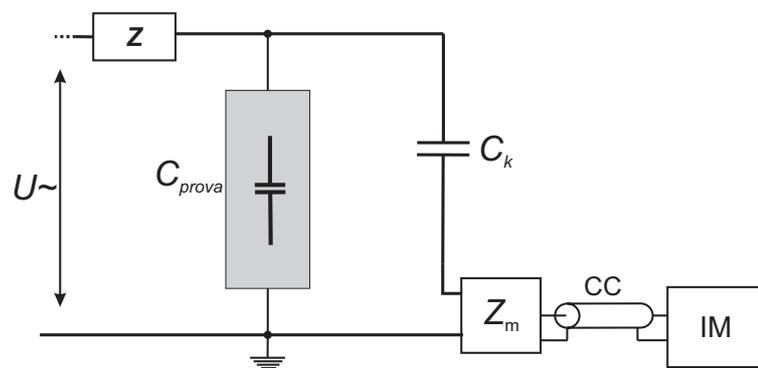
Nesta Tese serão abordados apenas os métodos elétricos, em especial um que é baseado na norma IEC 60270 e outro que utiliza transformadores de corrente de alta frequência, do inglês *HFCT - High frequency Current Transformer*.

2.3.1 Métodos Elétricos

2.3.1.1 Método baseado na norma IEC 60270

A detecção dos pulsos elétricos causados pelas descargas parciais é um dos métodos mais empregados no diagnóstico do nível de degradação de isolamentos de alta tensão. Algumas das principais configurações de medição são apresentadas na norma IEC 60270 (IEC 60270, 2000). Dentre as configurações apresentadas na norma IEC, uma das mais utilizadas é a representada na Figura 9.

Figura 9 – Representação do arranjo experimental empregado na medição de descargas parciais.



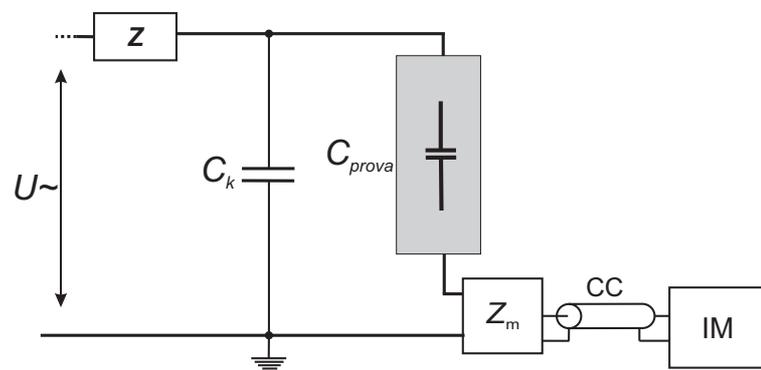
Fonte: Reproduzida da norma IEC 60270 (IEC 60270, 2000).

Os elementos representados no arranjo da Figura 9 são: fonte de alta tensão alternada $U \sim$; impedância Z , cuja função é filtrar eventuais fontes de ruídos oriundas do terminal de alta tensão do transformador usado no ensaio; capacitor de acoplamento C_k , isento de descargas parciais na tensão de ensaio, além de facilitar a circulação dos impulsos de corrente de alta frequência, aumentando dessa maneira a sensibilidade da medição; o objeto em teste, C_{prova} , que apresenta descargas parciais; uma impedância de medição Z_m , na qual os impulsos de corrente provocam um queda de tensão proporcional ao pulso de descarga parcial e que poderá ser amplificada; e que são conectadas a um instrumento

de medição IM , por meio de um cabo coaxial CC . O instrumento de medição pode ser por exemplo, um osciloscópio com alta taxa de aquisição (IEC 60270, 2000).

Outra configuração baseada no circuito da Figura 9 é a que apresenta a conexão do equipamento sob teste em série com a impedância de medição, conforme apresentado na Figura 10. A desvantagem desta configuração é que o instrumento de medição pode ser danificado caso haja o rompimento do isolamento do corpo de prova sob teste, conduzindo assim a alta tensão aos terminais do instrumento de medição.

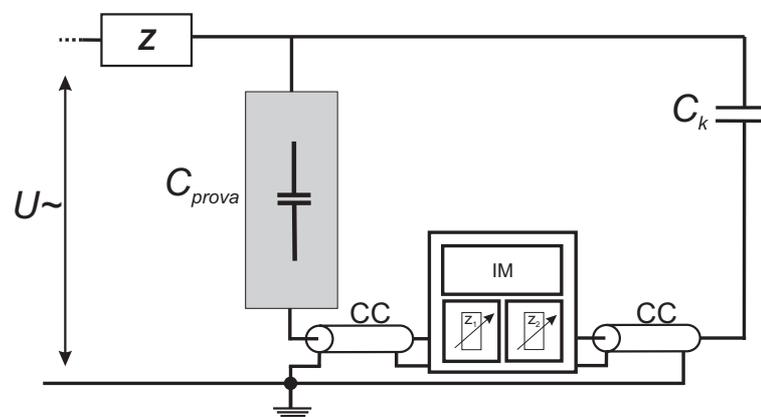
Figura 10 – Arranjo de medição de descargas parciais com corpo de prova em série com impedância de medição.



Fonte: Reproduzida da norma IEC 60270 (IEC 60270, 2000).

Além das duas configurações apresentadas nas Figuras 9 e 10, também se apresenta na norma IEC 60270 uma configuração em ponte que permite atenuar o ruído existente no ambiente de medição. A configuração em ponte é apresentada na Figura 11.

Figura 11 – Arranjo de medição de descargas parciais em ponte balanceada.



Fonte: Reproduzida da norma IEC 60270 (IEC 60270, 2000).

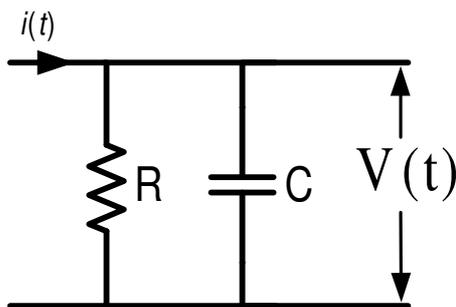
A atenuação do ruído do ambiente de medição é feita por meio do ajuste das impedâncias Z_1 e Z_2 do instrumento de medição, permitindo assim, a eliminação do ruído em modo comum.

Mesmo que a configuração de ponte balanceada permita uma redução considerável do ruído do ambiente de medição, a configuração apresentada na Figura 9 é a mais utilizada em medições de descargas parciais empregando o método elétrico, e por isso, foi adotada nesta Tese. A escolha por esta configuração, também se dá pelo consequente aumento da segurança operacional das medições, pois tanto os instrumentos de medição quanto o operador permanecem eletricamente isolados do terminal de alta tensão, graças ao uso do capacitor de acoplamento C_k .

O procedimento de medição elétrica é o método mais utilizado em geradores, transformadores, cabos de alta tensão, capacitores, entre outros (MA; ZHOU; KEMP, 2002). A impedância de medição Z_m pode ser implementada tanto por um circuito do tipo RLC (resistor, indutor e capacitor) quanto por um circuito do tipo RC (resistor e capacitor). O circuito RLC é usado no modo de detecção em banda estreita e o circuito RC para um modo de detecção em banda larga.

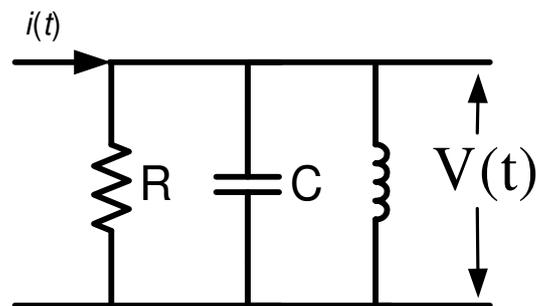
As representações gráficas dos tipos de impedância de medição podem ser observadas nas Figuras 12 e 13.

Figura 12 – Impedância de medição do tipo RC.



Fonte: Reproduzida de (MA; ZHOU; KEMP, 2002).

Figura 13 – Impedância de medição do tipo RLC.



Fonte: Reproduzida de (MA; ZHOU; KEMP, 2002)

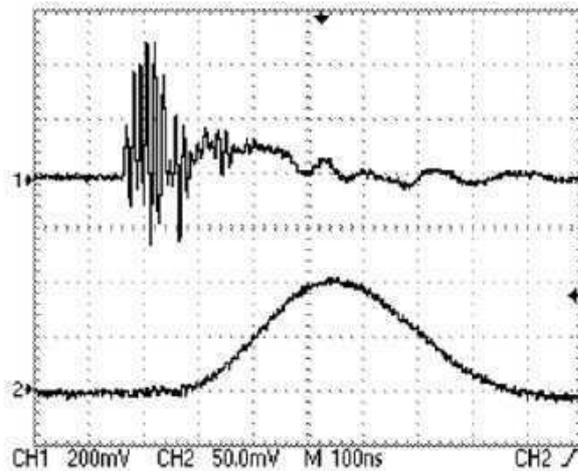
O circuito de medição em banda estreita (RLC) possui uma maior imunidade aos ruídos externos, pois ele pode ser sintonizado em uma faixa de frequência que minimiza os efeitos das interferências de banda estreita, como por exemplo, as estações de rádio. No entanto, impedâncias de medição de banda estreita podem causar erros devido a efeitos de integração (sobreposição) dos pulsos de descarga parcial, quando vários pulsos ocorrerem simultaneamente (MA; ZHOU; KEMP, 2002).

Devido às componentes de alta frequência contidas nos pulsos de descargas parciais, em alguns casos, o tempo de subida dos pulsos podem chegar a ordem de 1 a 2 ns (BARTNIKAS, 2002) e, dessa maneira, é necessária uma taxa de amostragem suficientemente alta para que se possa realizar medições de descargas parciais utilizando sistemas digitais. Assim, a banda passante dos detectores de descargas parciais é um parâmetro fundamental para a classificação das descargas parciais pelos sistemas de diagnóstico automático de isolamentos elétricos. Segundo (HAPPE; KRANZ; KRAUSE, 2005), os sistemas de medição de descargas parciais modernos vêm utilizando técnicas digitais para adquirir e armazenar os dados das descargas. Eles são capazes de operar em uma faixa de frequência de até alguns GigaHertz.

A norma IEC 60270 (IEC 60270, 2000) recomenda que sistemas analógicos de medição de descargas parciais de banda estreita possuam frequências de largura de banda entre 9 kHz e 30 kHz com frequência central idealmente na faixa entre 50 kHz e 1 MHz. Para os sistemas de banda larga, a norma estabelece como limite inferior as frequências entre 30 kHz e 100 kHz, frequência superior menor ou igual a 500 kHz e também devem apresentar largura de banda entre 100 kHz e 400 kHz. A norma é omissa quanto aos limites de frequência superior, inferior e largura de banda dos sistemas de banda ultralarga.

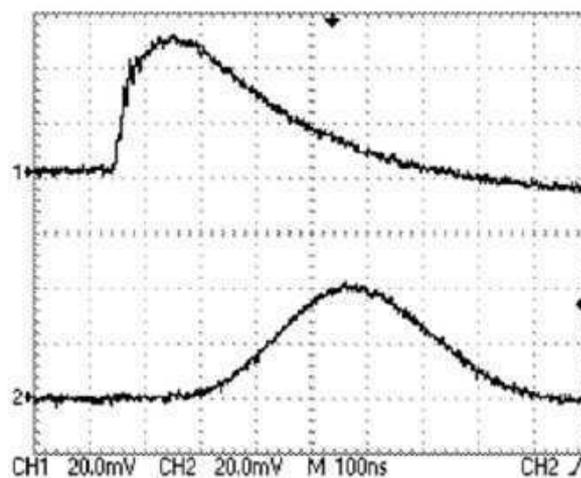
Com uma largura de banda de 400 kHz, conforme recomenda a IEC 60270, não existem diferenças significativas entre a forma de uma descarga parcial e de distúrbios como as descargas de corona (HAPPE; KRANZ; KRAUSE, 2001). Essa afirmação pode ser observada nas Figuras 14 e 15, nas quais é possível observar as formas de onda das descargas de corona e parcial, detectadas com diferentes sistemas. Em cada figura, no canal 1 é exibida a forma das descargas detectadas com um sistema de banda ultra larga (banda passante de 50 MHz), enquanto no canal 2, as descargas foram detectadas por meio de um filtro passa-baixas com frequência de corte de 2 MHz. Quando detectadas por meio de um sistema de banda ultra larga as descargas apresentam formas de onda completamente diferentes (canal 1 da Figura 14 e canal 1 da Figura 15), entretanto quando detectadas por meio de um sistema com um filtro passa-baixas de 2 MHz as formas de onda são praticamente idênticas (canal 2 da Figura 14 e canal 2 da Figura 15). Ou seja, com os sistemas de medição recomendados pela norma IEC 60270 não é possível distinguir as descargas de corona das descargas parciais pelas suas formas de onda (KRAUSE; KRANZ, 2003). Para efeitos comparativos, pretende-se realizar de forma simultânea as medições das descargas utilizando o método elétrico e um transformador de corrente de alta frequência, conforme será apresentado a seguir.

Figura 14 – Descarga tipo corona detectada por meio de um sistema de Banda Ultra Larga (canal 1) e medida utilizando um filtro passa-baixas com frequência de corte de 2 MHz (canal 2).



Fonte: (KRAUSE; KRANZ, 2003).

Figura 15 – Descarga tipo corona detectada por meio de um sistema de Banda Ultra Larga (canal 1) e medida utilizando um filtro passa-baixas com frequência de corte de 2 MHz (canal 2).



Fonte: (KRAUSE; KRANZ, 2003).

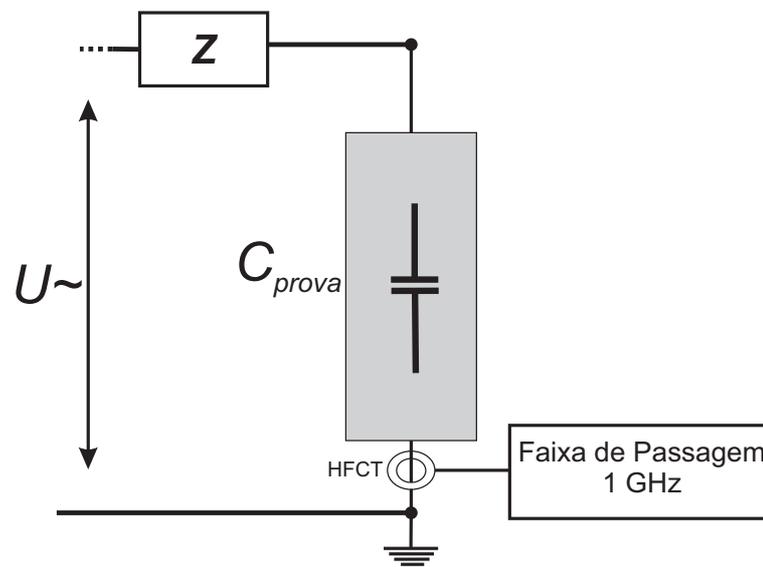
Os autores (KRAUSE; KRANZ, 2003) preferem realizar as medições de descargas parciais na faixa de VHF (30 MHz - 300 MHz). Nessa faixa de frequência é claramente possível distinguir entre os sinais de descargas parciais e outros distúrbios, como descargas de corona, pela investigação de suas formas de onda. Porém, a distinção dos sinais de

descargas parciais e distúrbios pode ser realizada com um detector de descargas parciais com banda-passante acima de 20 MHz (HAPPE; KRANZ; KRAUSE, 2005).

2.3.1.2 Método elétrico de medição não-invasiva usando transformadores de correntes indutivos

Outra possibilidade de realizar a medição elétrica de descargas parciais é baseada na conexão não-invasiva de um sensor indutivo de alta frequência, HFCT (*High Frequency Current transformer*) e alta permeabilidade magnética ao cabo que liga o equipamento sob teste à malha de terra (HAO; LEWIN; SWINGLER, 2008). O esquema de medição utilizando um HFCT está representado na Figura 16.

Figura 16 – Arranjo de medição de descargas parciais utilizando um sensor de corrente indutivo.



Fonte: Produzida pelo autor.

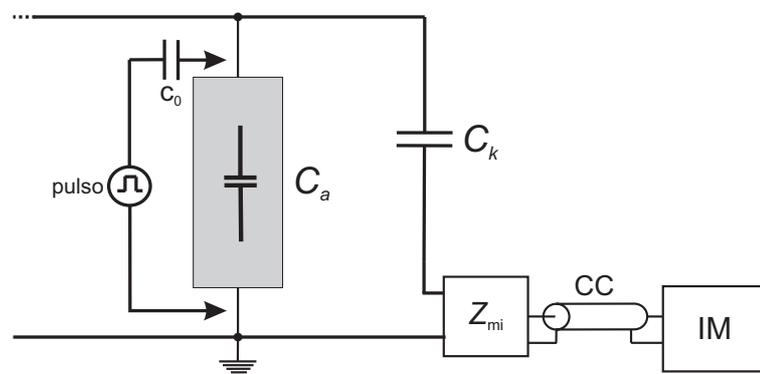
Neste arranjo de medição, o HFCT é conectado de forma não invasiva ao cabo de conexão ao terra do equipamento sob teste, C_{prova} . Neste caso, o nível de segurança da equipe responsável pela medição é maximizado, pois, caso haja a falha do equipamento sob teste, o sensor de corrente irá saturar e o mesmo não conduzirá alta tensão aos equipamentos de medição.

2.3.1.3 Ajuste do Sistema de Medição baseado na Norma IEC 60270/2000

A norma IEC 60270 estabelece a necessidade de ajustar (calibração) o sistema de medição de descargas parciais em um momento anterior a medição. A ideia básica consiste em injetar no arranjo de medição um pulso de curta duração com carga conhecida e que

possa ser detectado pela impedância de medição. O objetivo da calibração é verificar se o sistema de medição é capaz de medir corretamente uma determinada amplitude dos pulsos de descargas parciais. O processo consiste em determinar a relação entre o valor de pico da tensão adquirida pelo sistema de medição e a carga transferida pelas descargas parciais. A calibração do sistema deve ser feita todas as vezes que se altere o equipamento sob teste, pois cada equipamento elétrico possui uma capacitância característica, ou seja, a cada ensaio, a capacitância total do arranjo de medição é alterada, o que resulta em modificações na sensibilidade do sistema de medição (IEC 60270, 2000). A injeção dos pulsos de calibração deve ser realizada de acordo com a Figura 17.

Figura 17 – Arranjo de calibração do sistema de medição de descargas parciais.



Fonte: Reproduzida da norma IEC 60270/2000 (IEC 60270, 2000).

Em um trabalho recente, os autores (CAVALLINI; MONTANARI; TOZZI, 2010), apresentaram algumas das principais limitações dos métodos convencionais de medição de descargas parciais; são elas: erros de integração, limitação de calibração, além da atenuação dos pulsos durante a medição.

Mesmo com essas limitações, as técnicas baseadas na norma IEC 60270 têm sido vastamente utilizadas por concessionárias de energia elétrica e fabricantes em testes em campo e laboratório. Porém, as medições em campo são prejudicadas pela dificuldade em realizar a calibração da medição e pela susceptibilidade dos sinais de descargas parciais a interferências no ambiente de medição.

A seguir são apresentadas algumas das técnicas utilizadas para a atenuação das interferências que podem afetar a medição de descargas parciais em equipamentos de alta tensão.

2.4 Filtragem de Sinais de Descargas Parciais

Geralmente, a maior dificuldade em realizar medições de descargas parciais é a presença de ruídos existentes no ambiente da medição. Dependendo do ambiente de medição ou dos níveis de descargas parciais a serem medidas, o nível de ruído do ambiente pode ser superior ao valor da descarga parcial que se deseja avaliar. Portanto, faz-se necessário utilizar sistemas de filtragem, sofisticados ou não, para detectar e medir os sinais de descargas parciais corretamente. A filtragem do ruído inerente ao ambiente de medição pode ser feita tanto de forma analógica quanto digital, por meio de sistemas com alta taxa de aquisição e rotinas computacionais. O ruído pode ser definido como qualquer sinal indesejado, que interfere na comunicação, medição ou processamento de um sinal contendo uma informação (HAYKIN, 2004). O processamento do ruído é uma etapa importante em sistemas de comunicações e em sistemas de processamento de sinais. O sucesso do processamento do ruído depende da habilidade de caracterizar e modelar o ruído e usar suas características para diferenciá-lo do sinal de interesse. De acordo com (VASEGHI, 2000), dependendo da fonte, o ruído pode ser classificado em algumas categorias, indicando a natureza física do mesmo, assim como apresentado de forma resumida a seguir:

- Ruído acústico: gerado a partir do movimento, vibração ou colisão de fontes de som, é um dos tipos mais comuns de ruído e está presente no meio ambiente em vários níveis. O ruído acústico pode ser gerado por diversas fontes, como por exemplo, carros em movimentos, aparelhos de ar condicionados, etc;
- Ruído eletromagnético ou de espectro discreto (DSI - *Discrete Spectral Interference*): presente em todas as frequências e em particular nas frequências de rádio. Todos os dispositivos eletrônicos, como por exemplo, transmissores e receptores de rádio e televisão geram ruído eletromagnético do tipo DSI;
- Ruído eletrostático: gerado pela presença de tensão, com a circulação ou não de corrente elétrica. A lâmpada fluorescente é uma das fontes mais comuns de geração de ruído eletrostático;
- Ruído proveniente de canal de comunicação: devido às características não ideais dos canais de comunicação;
- Ruído de processamento: devido principalmente ao ruído de quantização, que consiste no ruído resultante da conversão de sinais do domínio analógico para o digital.

Outra forma de classificação dos ruídos é com relação as suas características de tempo e frequência. Assim o ruído pode ser classificado em:

- Ruído banda estreita: compostos por sinais com faixa de frequência limitada, como por exemplo, os de 50 e 60 Hz provenientes da tensão da rede elétrica;
- Ruído branco: possui um espectro de potência teoricamente plano. O ruído branco idealmente possui componentes de igual intensidade em todo o espectro de frequência;
- Ruído branco limitado em banda: é o ruído que possui espectro de frequências plano e uma largura de banda limitada, que geralmente cobre o espectro de frequências de um circuito ou de um sinal de interesse;
- Ruído colorido: ruído não-branco ou qualquer tipo de interferência banda larga cujo espectro possui uma forma não-plana. Os exemplos mais comuns são: o ruído rosa, o marrom e o ruído auto-regressivo (ETTEN, 2005);
- Ruído impulsivo: consiste em pulsos de curta duração, com duração e amplitude aleatórias (VASEGHI, 2000);
- Ruído de pulso transitórios: consiste em pulsos de ruído de duração relativamente longa.

Diversos autores estudaram a influência do ruído nas medições de descargas parciais, dentre eles, (MA; ZHOU; KEMP, 2002), (SATISH; NAZNEEN, 2003) e (HAO; LEWIN; SWINGLER, 2008). Eles afirmam que, dos principais tipos de ruído apresentados, os que mais comprometem a medição dos sinais de descargas parciais, são:

1. Ruído de espectro discreto (DSI);
2. Ruído impulsivo periódico;
3. Ruído branco.

O ruído do tipo DSI é do tipo banda estreita, enquanto que os outros dois tipos são classificados como banda larga. De acordo com a bibliografia pesquisada, a interferência do tipo impulsiva apresenta uma maior dificuldade de ser removida porque os pulsos do ruído apresentam características de frequência e amplitude bastante similares ao sinal de interesse, dessa forma é constante a busca por técnicas que permitam separar a interferência do tipo pulsada dos sinais de descargas parciais.

2.4.1 Técnicas de Rejeição de Ruídos Aplicadas a Medição de Descargas Parciais

Existem diversas técnicas que podem ser utilizadas para a supressão digital de ruídos, dentre as principais, podem-se citar o uso da transformada de Fourier, filtros

digitais, filtros adaptativos e as Transformadas Wavelet (SRIRAM et al., 2005). A seguir são descritos vários trabalhos que versam sobre a supressão de ruídos, principalmente em medições de descargas parciais.

Em 1988, (FESER et al., 1988) sugeriram uma metodologia baseada em transformada rápida de Fourier para eliminar o ruído DSI. No entanto esse método apresentou um alto tempo de processamento computacional. Além de que ele também possui certa dificuldade em estabelecer os limites de filtragem.

(BORSI; HARTJE, 1989) usaram um filtro adaptativo para a supressão de ruído DSI. No entanto, tais filtros eram sensíveis ao nível de ruído existente e não eram capazes de filtrar sinais de pequena amplitude.

Em 1993, (ZAMAN et al., 1993), sugeriram a aplicação de filtros adaptativos baseados no princípio de decorrelação do sinal de descarga parcial do ruído, realizando a amostragem em uma alta frequência e inserindo um tempo de atraso no sistema. A vantagem deste método era a não necessidade do conhecimento inicial acerca da frequência do ruído que se desejava suprimir. No entanto, a utilização deste tipo de processamento necessitava de um grande tempo de processamento e de elevados recursos computacionais, que eram bastante limitados na época do desenvolvimento da pesquisa.

Ainda em 1993, (BORSI; GACKENBACH; SCHICHLER, 1993), investigaram filtros de rejeição adaptativos, filtros preditivos e filtros de Kalman para a supressão de ruído contínuo, que também apresentaram algumas desvantagens na obtenção de descargas parciais filtrados.

Os autores (NAGESH; GURURAJ, 1993) compararam o desempenho de vários tipos de filtros digitais, adaptativos ou não, aplicados à remoção de DSI. Eles apresentaram o desenvolvimento de um filtro de resposta infinita (IIR) de segunda ordem mais apropriado a esse objetivo.

Su (1994) propôs um método de filtragem adaptativa, que utilizou um gerador de pulsos de descargas parciais como sinal de referência. As principais limitações dessa técnica eram a necessidade do conhecimento prévio da frequência do ruído, e das características do sinal de referência, além de alguns parâmetros adicionais, para que ocorresse a convergência mais rápida do filtro.

(MASANORI et al., 1995) apresentaram a aplicação da Transformada Wavelet na análise de sinais de corrente e ondas sonoras emitidas por descargas parciais. Eles mostraram que a análise utilizando wavelet pode ser utilizada para diagnosticar a degradação de isolamentos.

(FUJIMORI et al., 1995) analisaram o desenvolvimento de fissuras tipo arborescência em isolantes sólidos usando transformadas wavelets.

Em 1997, os autores (ARII; SHIBAHARA; FUJII, 1997) fizeram uma análise utilizando Transformada Wavelet para eliminar sinais sonoros produzidos devido a descargas tipo corona em um eletrodo.

Os autores (SHIM; SORAGHAN; SIEW, 2000) apresentaram técnicas de processamento digital de sinais, em especial a Transformada Wavelet para a remoção de ruído de sinais de descargas parciais. Porém apenas um tipo de Transformada Wavelet foi avaliada, a Daubechies.

Um sistema que permite as escolhas automáticas do tipo de Wavelet e da limiarização aplicadas à detecção de descargas parciais foi proposto por (MA; ZHOU; KEMP, 2002).

(SATISH; NAZNEEN, 2003) estudaram a aplicação da Transformada Wavelet para a redução de ruídos de sinais de descargas parciais bastante corrompidos. Os resultados obtidos por sua metodologia foram comparados com outras técnicas disponíveis na bibliografia, e apresentaram resultados bastantes promissores da Transformada Wavelet em comparação com as demais técnicas.

(ZHANG et al., 2004) realizaram a medição de sinais de descargas parciais em cabos. Eles utilizaram técnicas de processamento digital de sinais, como filtragem digital, análise de espectro de frequência, cálculo da correlação cruzada da forma de onda do pulso de descargas parciais e a Transformada Wavelet. Foi apresentado o estudo comparativo das técnicas de rejeição de ruído, em especial os obtidos com a Transformada Wavelet.

(ZHOU; ZHOU; KEMP, 2005a) apresentaram uma metodologia aperfeiçoada para a aplicação da Transformada Wavelet discreta com um melhor efeito na redução de ruídos nas medições de descargas parciais.

No mesmo ano, os autores (SRIRAM et al., 2005) fizeram um comparativo entre diversas técnicas de redução de ruído aplicáveis a medição de descargas parciais em campo, e concluíram que a combinação do uso de filtros seletivos rejeita-faixa juntamente com a Transformada Wavelet permitia a atenuação do ruído de forma satisfatória.

Outros trabalhos, tais como (HAO; LEWIN; SWINGLER, 2008), (ZHANG; XIAO, 2008) e (ZHAOHENG; SHANGHE; LEI, 2010) apresentam metodologias que empregavam a Transformada Wavelet para a atenuação de ruídos existentes no ambiente de medição de descargas parciais.

(S.MATSUMOTO; Y.SHIBUYA; R.OGURA, 2011) publicaram um trabalho que apresentava a análise de sinais de descargas parciais utilizando uma Wavelet mãe baseada em uma função ímpar. Os resultados experimentais foram comparados com resultados obtidos em simulações, e sua técnica apresentou resultados satisfatórios na filtragem de ruído dos pulsos de descargas parciais.

Ainda em 2011, os autores (MOTA et al., 2011) apresentaram um método baseado em Transformada Wavelet e máquinas de vetor suporte (SVM). O diferencial do trabalho se dá pelo uso da alta correlação espacial apresentada pela decomposição dos sinais de descargas parciais, usando a Transformada Wavelet como maneira de identificar e selecionar os coeficientes relevantes de cada decomposição.

A maioria dos métodos apresentados, tratam da remoção de interferências do tipo DSI, o que atualmente encontra-se de certa forma consolidado. Contudo, constata-se que o principal problema inerente à medição de descargas parciais, está relacionado com a supressão ou remoção de interferências do tipo impulsiva.

Após a revisão bibliográfica, ficou evidente que a análise de sinais de descargas parciais utilizando Transformadas Wavelets tem se tornado uma ferramenta robusta quando comparada com as demais técnicas existentes na supressão de ruídos de sinais de descargas parciais.

A principal vantagem da Transformada Wavelet se dá pela possibilidade de obtenção de informação tanto no domínio do tempo, quanto no domínio da frequência de sinais localizados e não-estacionários, o que se denomina de multiresolução. Essa é a principal característica da Transformada Wavelet e faz com que ela em algumas aplicações digitais seja mais apropriada que a Transformada de Fourier. A análise de sinais que possuam informações contidas em transitórios, como é o caso das descargas parciais é geralmente feita por meio da Transformada Wavelet.

A seguir apresenta-se uma revisão bibliográfica sucinta acerca da Transformada Wavelet.

2.4.2 Fundamentação Teórica da Transformada Wavelet

A Transformada Wavelet é uma ferramenta de processamento de sinais que pode ser útil para a elaboração de uma representação alternativa de sinais localizados e não-estacionários (MOTA et al., 2011; BURRUS, 1998; WICKERHAUSER, 1994).

Paralelamente aos trabalhos em aplicações específicas, diversas contribuições endereçando novos algoritmos e estratégias de implementação foram introduzidas para a Transformada Wavelet contínua e discreta. Foram propostas soluções para a transformada rápida discreta (utilizando bancos de filtros) e esquemas para obter um maior particionamento do espectro, de forma a aumentar a resolução nas faixas de frequências mais altas, utilizando-se técnicas como os pacotes de wavelets (*wavelet-packets*) e multiwavelets.

A Transformada Wavelet permite a análise de multiresolução do sinal que pode

ser expressa matematicamente pela Expressão 2.3.

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c(k) \cdot \varphi_k(t) + \sum_{j=0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d(j, k) \cdot \psi_{j,k}(t), \quad (2.3)$$

em que, $\varphi_k(t)$ e $\psi_{j,k}(t)$ são obtidos, respectivamente, a partir da função escala $\varphi(t)$ e da wavelet mãe $\psi(t)$, de acordo com

$$\varphi_k(t) = \varphi(t - k) \quad (2.4)$$

e

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \cdot \psi(2^j \cdot t - k). \quad (2.5)$$

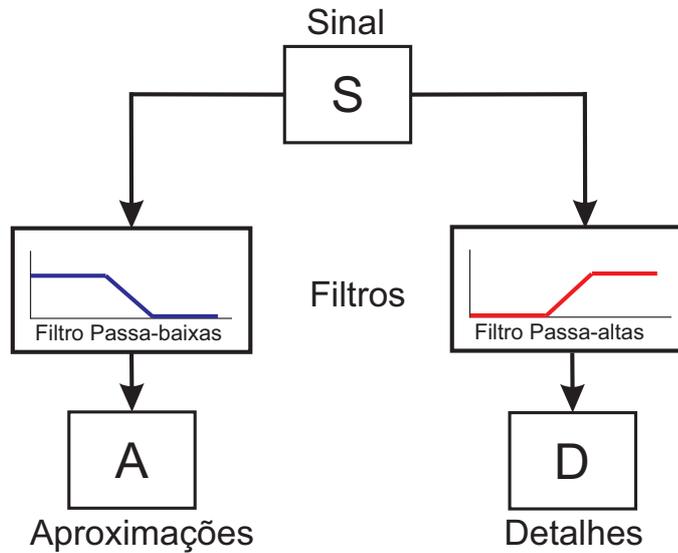
A análise multiresolução é uma técnica originada na área de processamentos de sinais, que no contexto das wavelets, constitui-se na forma padrão de construção das bases de wavelets e da implementação das Transformada Wavelets Ortonormais (POLLOCK, 2007).

A decomposição multiresolução tradicional é baseada em escalas diádicas, e permite a caracterização de um sinal $f(t)$ sem redundância. A prova deste fato pode ser desenvolvida utilizando-se como ferramenta a análise em multiresolução, mostrando que qualquer função $f(t)$ pode ser aproximada numa precisão arbitrária por combinações lineares de wavelets ortonormais (DAUBECHIES, 1992).

A decomposição diática propicia uma ferramenta apropriada para o processamento de sinais com alto grau de compressão, no entanto, mostra-se menos adequada para a análise estatística dos dados. Uma possível solução para esse tipo de problema, mas que não será abordada neste trabalho, é o emprego da análise não-diática. Mais informações sobre a análise não-diádicas de sinais podem ser obtidas em (POLLOCK, 2007).

A decomposição do sinal em diferentes bandas de frequências consiste no processamento do sinal original por meio de um banco de filtros passa-alta e passa-baixa, de tal forma que o espectro de frequências do sinal original é dividido ao meio. O sinal obtido inicialmente na saída dos filtros passa-baixas são denominados de aproximações, e os sinais resultantes dos filtros passa-altas são denominados de detalhes. O processo de filtragem é representado de forma simplificada na Figura 18.

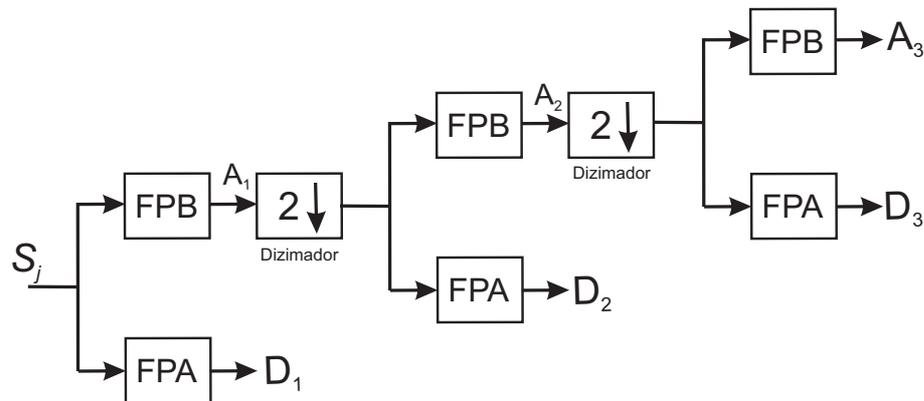
Figura 18 – Processo de filtragem usando a Transformada Wavelet.



Fonte: Produzida pelo autor.

Depois da filtragem do sinal, o número de amostras resultante é reduzido pela metade a partir de um sub-amostrador de fator 2 ($2 \downarrow$). Pode-se, construir uma representação hierárquica de um sinal, filtrando recursivamente os sinais resultantes dos filtros passa-baixas, ou seja, as aproximações. O resultado obtido após o primeiro conjunto de filtros é um sinal passa-baixas (A_1) e um sinal passa-altas (D_1), cada um deles contendo a metade do número de amostras do sinal original. O processo é ilustrado graficamente na Figura 19 para três níveis de resolução. Uma das maiores vantagens da análise de multiresolução é a baixo requisito computacional para a obtenção dos coeficientes de detalhes e aproximações, além de ser vastamente aplicados em sinais de características não-estacionárias.

Figura 19 – Estrutura de uma decomposição wavelet em 3 estágios.



Fonte: Produzida pelo autor.

Cada estágio do filtro tem como entrada os coeficientes da função escala e como saída os coeficientes da função *wavelet* e escala, em uma resolução menor.

A dizimação por dois possibilita que a saída formada pela soma dos vetores de detalhes e aproximações tenha o mesmo tamanho do sinal amostrado, pois consiste na seleção e transformação de uma sequência de números. A nova seleção será composta dos números da sequência anterior excetuando-se os números das posições pares. A estrutura de banco de filtros facilita o cálculo dos coeficientes wavelet e permite que se analisem os detalhes do sinal em diferentes níveis de resolução (VIDYA; KRISHNAN; MALLIKARJUNAPPA, 2008).

Após a análise em multiresolução, a atenuação de ruídos consiste em eliminar os coeficientes que potencialmente representem os sinais de ruído, e finalmente reconstruir o sinal ao realizar a Transformada Wavelet inversa (TWDI). O processo de recuperação envolve a operação *sobre-amostragem*, que é o processo inverso da *sub-amostragem*.

A atenuação de ruídos é feita submetendo cada coeficiente a um limiar (*threshold*). O limiar pode ser classificado em limiar brusco (*hard-threshold*) e limiar suave (*soft-threshold*) (MA; ZHOU; KEMP, 2002):

- O limiar brusco consiste em zerar todos os coeficientes que estejam abaixo do limiar especificado;
- O limiar suave consiste em multiplicar todos os coeficientes por um fator de redução.

2.5 Extração de Atributos de Sinais de Descargas Parciais

Uma vez feita a atenuação e/ou supressão das interferências do ambiente de

medição, existe a possibilidade de vincular o sinal de descarga parcial ao tipo de falha do isolamento de equipamentos de potência que causam a descarga, isto é, o local, o tipo ou configuração da falha, o nível de campo elétrico, etc. A associação é feita a partir do conhecimento de atributos extraíveis dos sinais de descarga parcial relacionados com o tipo de falha existente.

Geralmente, a associação é realizada pela criação de um padrão correspondente a cada tipo de falha existente no isolamento. A geração do padrão pode ser feita dentre outras formas utilizando operadores estatísticos. O cálculo e análise dos operadores estatísticos permitem avaliar e descrever as principais características dos sinais de descarga parcial, principalmente quando os operadores são analisados de forma conjunta.

Dentre os principais operadores estatísticos pode-se citar (GULSKI; KREUGER, 1992): o valor médio das descargas, a correlação cruzada, a assimetria da descarga (*Skewness*), o desvio-padrão e a curtose (*Kurtosis*). Além dos operadores estatísticos, é possível obter informações a partir das características inerentes aos pulsos medidos, tais como: intensidade, tempo de subida, taxa de repetição, posição do pulso em relação à tensão aplicada e o tempo entre a ocorrência dos pulsos.

De posse de algumas ou todas as informações é possível identificar os tipos de falhas existentes no isolamento, as quais provocam a ocorrência de descargas parciais em equipamentos de potência. A seguir são apresentadas algumas características dos operadores estatísticos de interesse.

2.5.1 Parâmetros Relacionadas às Descargas Parciais

Para descrever as características de uma descarga parcial, alguns parâmetros relacionados ao tipo de fenômeno foram introduzidos durante os últimos anos principalmente por (GULSKI; KREUGER, 1992), (SAHOO; SALAMA; BARTNIKAS, 2005) e (LI et al., 2006). Com relação ao tempo de observação do fenômeno, os parâmetros podem ser classificadas em três principais grupos (HAUSCHILD; MOSCH, 1992):

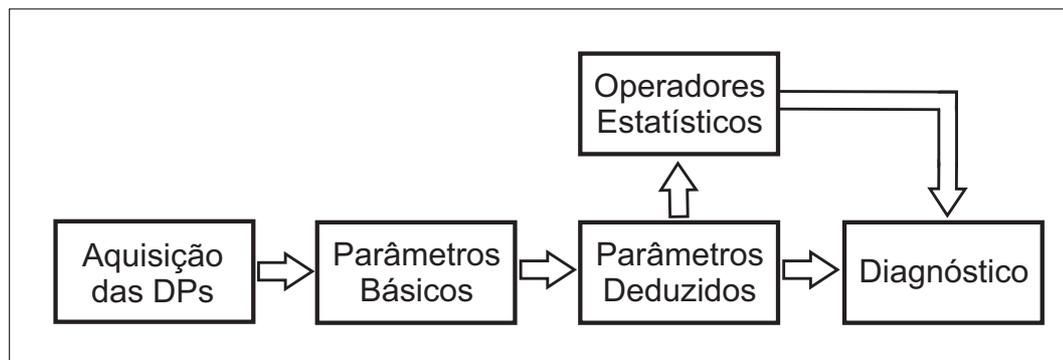
1. Parâmetros básicos, nos quais os sinais de descargas parciais são observados durante apenas um ciclo da tensão aplicada ao corpo de prova;
2. Parâmetros deduzidos, são obtidas a partir da avaliação dos parâmetros básicos durante diversos ciclos da tensão aplicada;
3. Operadores estatísticos, são operadores usados na avaliação estatística dos parâmetros deduzidos.

Verifica-se que cada parâmetro é capaz de fornecer apenas uma informação parcial acerca das descargas parciais em estudo, dessa forma, sugere-se que seja realizada

a avaliação conjunta para uma análise mais precisa (FRUTH; NIEMEYER, 1992), (SAHOO; SALAMA; BARTNIKAS, 2005).

O diagrama de blocos apresentado na Figura 20 representa o processo de avaliação de descargas parciais baseado em classificação estatística. A partir da medição dos sinais de descargas parciais tanto em laboratório, quanto em campo, podem-se obter informações relacionadas aos parâmetros básicos, em seguida são calculados os parâmetros deduzidos, o que permite a aplicação dos operadores estatísticos, possibilitando assim, a identificação do defeito, ou seja, resultando no possível diagnóstico do isolamento.

Figura 20 – Diagrama de blocos do processo de análise de descargas parciais.



Fonte: Reproduzida do artigo (GULSKI; KREUGER, 1992).

A seguir, serão apresentados alguns detalhes de cada tipo de parâmetro em interesse.

2.5.2 Parâmetros Básicos

Em resumo, de acordo com (LI et al., 2006) e (GULSKI; KREUGER, 1992), podem-se definir os parâmetros básicos como sendo:

- A intensidade da descarga (q_i);
- A tensão inicial da descarga (nível de tensão que dá início ao processo das descargas parciais), (U_i), também conhecida com tensão de inepção;
- A fase do pulso da descarga em relação à fase da tensão aplicada, (φ_i);

Outro conceito importante relacionado às descargas parciais é a tensão de extinção das descargas, ou seja, é o valor da tensão aplicada na qual as descargas parciais deixam de ocorrer no equipamento sob teste, quando a tensão aplicada é reduzida gradualmente.

Neste trabalho, os três parâmetros básicos foram avaliadas para cada semiciclo da tensão aplicada (positivo e negativo).

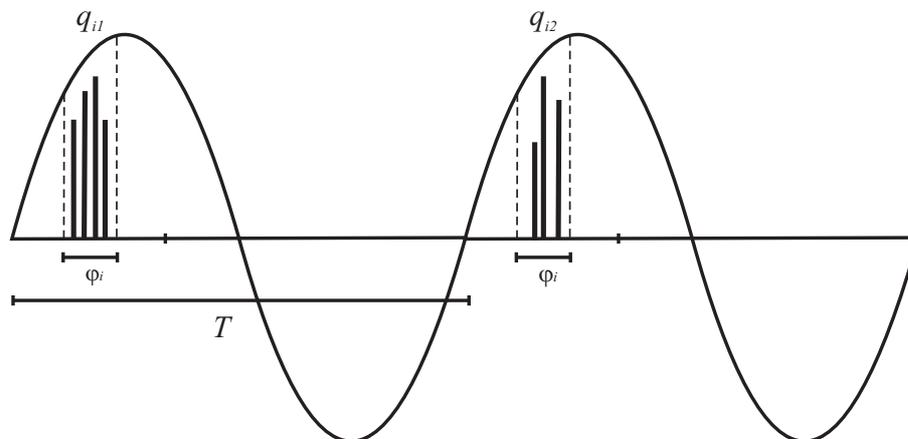
2.5.3 Parâmetros Deduzidos

Os parâmetros deduzidos descrevem a variação dos parâmetros básicos em função do tempo. De acordo com (SAHOO; SALAMA; BARTNIKAS, 2005), existe a variação das descargas parciais, tanto em intensidade, quanto em tempo de ocorrência dos pulsos. Essa variação em tempo é parcialmente causada pela variação estatística do fenômeno de ocorrência dos pulsos, e é parcialmente relacionada com variações no local de ocorrência das descargas.

Com o objetivo de obter informações detalhadas sobre a ocorrência dos pulsos, um ciclo completo de fase da tensão aplicada deve ser subdividido em janelas menores (φ_i), conforme representado na Figura 21. O janelamento permite verificar a existência de padrões para cada intervalo de fase. Levando-se em consideração diversos ciclos da tensão aplicada, quatro parâmetros podem ser determinados (HAUSCHILD; MOSCH, 1992):

- A soma das intensidades das descargas parciais;
- A quantidade de pulsos de descargas parciais;
- O valor médio da intensidade das descargas parciais;
- O valor máximo das descargas parciais.

Figura 21 – Representação gráfica do janelamento da fase da tensão aplicada.



Fonte: Reproduzida do artigo (GULSKI; KREUGER, 1992).

Esses parâmetros, quando avaliados em relação a fase da tensão aplicada, resultam em distribuições de recorrência das descargas em função do ângulo de fase. Neste trabalho, foram calculadas três distribuições em função da fase da tensão aplicada, são elas:

- Distribuição da contagem dos pulsos, simbolizado por $H_n(\varphi)$, que representa o número de descargas observadas em cada janela de fase em função do ângulo de fase;
- Distribuição da magnitude média dos pulsos de descargas parciais, expresso por $H_{qn}(\varphi)$, que representa a amplitude média em cada janela de fase em função do ângulo de fase;
- Distribuição dos valores de pico das descargas parciais, denotado por $H_{qi(pico)}(\varphi)$, também observadas em cada janela de tempo em função do ângulo de fase.

De acordo com os autores (GULSKI; KREUGER, 1992), (FRUTH; NIEMEYER, 1992) e (KRIVDA, 1995), a dependência da distribuição da contagem dos pulsos $H_n(\varphi)$ e da distribuição da magnitude média dos pulsos $H_{qn}(\varphi)$ fornecem uma descrição apropriada das mudanças que ocorrem nas distribuições das descargas parciais, e portanto podem ser utilizadas como forma de classificar os tipos de defeitos que podem ocorrer em isolamentos, pois cada tipo de defeito, fornece uma distribuição característica.

2.5.4 Operadores Estatísticos

A seguir, apresenta-se uma descrição sucinta sobre os operadores estatísticos usados para a classificação de sinais de descargas parciais:

- Valor de pico (Max): corresponde ao valor máximo das descargas obtidas na distribuição para os dois semiciclos;
- Média (Mean): é a média aritmética dos pulsos de descargas parciais para cada semiciclo. Para o cálculo da média, utiliza-se a expressão:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.6)$$

- Desvio-padrão (Std): o desvio padrão é uma medida de dispersão em relação à média dos pulsos de descargas parciais, ou seja, permite a medição da variabilidade dos valores em torno do valor médio das amostras dos sinais adquiridos. O

desvio-padrão para cada semiciclo das distribuições foi calculado utilizando a expressão (HAUSCHILD; MOSCH, 1992):

$$\bar{x} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \quad (2.7)$$

em que:

$$std = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (2.8)$$

sendo \bar{x} , a média dos valores de descargas parciais da medição, e x_i os valores individuais de cada pulso.

- Assimetria (Skewness - Sk): é um indicador para a assimetria de uma distribuição com relação à distribuição normal ($Sk = 0$ representa uma distribuição simétrica, Sk positiva corresponde a uma assimetria para a esquerda e Sk negativa representa uma assimetria para a direita). A assimetria é calculada utilizando a expressão (HAUSCHILD; MOSCH, 1992):

$$S_k = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3 f(x_i)}{\sigma^3 \sum_{i=1}^n f(x_i)} \quad (2.9)$$

- Curtose (*Kurtosis* - Ku): é uma medida de dispersão que caracteriza o pico ou achatamento da curva da função de distribuição de probabilidade, $Ku = 0$, representa uma distribuição normal, Ku positiva corresponde a uma distribuição mais abaulada e Ku negativa representa uma distribuição mais plana. Para se calcular a curtose, utiliza-se a expressão:

$$K_u = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4 f(x_i)}{\sigma^4 \sum_{i=1}^n f(x_i)} \quad (2.10)$$

Em todos os cálculos realizados, tem-se que n é o número de janelas de fase para os semi-ciclos (positivo e negativo). Considerando que a ocorrência das descargas parciais se dá em ambos os semi-ciclos da tensão aplicada, o cálculo dos operadores estatísticos apresentados devem ser calculados separadamente para cada semi-ciclo. A assimetria e a curtose são ambas avaliadas em relação à distribuição normal.

A distribuição normal, também conhecida por distribuição Gaussiana, é a distribuição de probabilidade mais importante na estatística, pois abrange um grande número de fenômenos e oferece base para inferência estatística clássica devido a sua afinidade com o teorema do limite central, e possui representação gráfica simétrica em formato de sino. É inteiramente descrita por seus parâmetros de média e desvio padrão, ou seja, conhecendo-os, consegue-se determinar qualquer probabilidade em uma distribuição Normal (SMITH, 1997).

Em teoria de probabilidade, o teorema do limite central expressa o fato de que qualquer soma de muitas variáveis aleatórias independentes e distribuição de probabilidade tende a uma distribuição Gaussiana (HAUSCHILD; MOSCH, 1992).

2.6 Classificação de Sinais de Descargas Parciais

As grandezas apresentadas até o momento podem ser combinadas com o objetivo de identificar as configurações geradoras de descargas parciais por meio de técnicas de inteligência artificial. Como exemplo de técnicas podem-se citar: a lógica nebulosa, redes neurais artificiais (RNA), algoritmos genéticos, dentre outras.

A seguir será feita uma apresentação sucinta acerca de um dos classificadores de dados mais utilizados na atualidade: As Redes Neurais Artificiais.

De acordo com diversos algoritmos de aprendizagem propostos por vários pesquisadores, as redes neurais possuem certas características exclusivas de sistemas biológicos. Sistemas de computação baseados em redes neurais tem a capacidade de receber, ao mesmo tempo, várias entradas e distribuí-las de maneira organizada (MITCHELL, 1998; HAYKIN, 1997).

Algumas características das redes neurais artificiais, tais como aprender por meio de exemplos, generalizações redundantes, e tolerância a falhas, proporcionam fortes incentivos para a escolha de redes neurais como classificadores de padrões.

A principal força na estrutura de redes neurais reside em sua habilidades de adaptação e aprendizagem. A habilidade de adaptação e aprendizagem pelo ambiente significa que modelos de redes neurais podem lidar com dados imprecisos e situações não totalmente definidas. Uma rede treinada de maneira razoável tem a habilidade de generalizar quando é apresentada a entradas que não estão presentes em dados já conhecidos por ela (KASABOV, 1996).

A característica mais significante das redes neurais está em sua habilidade de aproximar qualquer função continua não linear de um grau de correção desejado. Esta habilidade das redes neurais as têm tornado úteis para modelar sistemas não lineares na combinação de controladores não lineares.

Redes Neurais podem ter várias entradas e várias saídas, elas são facilmente aplicáveis a sistemas com muitas variáveis, característica apropriada à aplicação de identificação de sinais de descargas parciais.

2.6.1 Redes Neurais Artificiais

Redes neurais artificiais (RNA) podem ser definidas como sendo uma tecnologia baseada em arquiteturas biológicas de neurônios, que foi especialmente desenvolvida

para realizarem trabalhos computacionais. As RNA possuem propriedades particulares tais como a habilidade de adaptar-se e aprender, generalizar, agrupar ou organizar dados. As operações são baseadas em processamento paralelo. Esse tipo de ferramenta computacional é particularmente apropriado em tarefas de reconhecimento de padrões e classificação, otimização, quantização vetorial e agrupamento de informações (*data clustering*) (HAYKIN, 1997).

Uma das motivações para o desenvolvimento das redes neurais artificiais, também conhecida por abordagem conexionista foi o fato de que as abordagens matemáticas convencionais, mesmo possuindo capacidade de resolver muitos problemas complexos, não conseguiram ter um desempenho adequado para tarefas que são rotineiras, e em certos casos até intuitivas, para o ser humano. Foi então questionado que a forma humana de trabalho nestes casos estava em um nível anterior ao raciocínio lógico, a nível sub-simbólico. O estudo de tais elementos revelou um conjunto de características que em certos pontos opõe a abordagem simbólica (baseada na lógica)(LIN; LEE, 1995).

Minsky e Papert (1969) publicaram um livro no qual apresentaram o modelo formal de um classificador linear, conhecido por *perceptron*. Os autores demonstraram que o classificador possuía uma grande limitação: ele só era capaz de resolver corretamente problemas com dados linearmente separáveis. Esta situação foi alterada com a apresentação de um artigo que demonstrava uma maneira de expandir o algoritmo do perceptron para uma rede com várias camadas (GALLANT, 1990). A rede é denominada de Perceptron Multicamadas (ou MLP, *Multi-Layer Perceptron*) e é capaz de aproximar qualquer função (RUMELHART; HINTON; WILLIAMS, 1988).

A seguir são apresentadas algumas características das RNA, dentre as quais, tem-se o bloco básico das redes neurais artificiais: o Neurônio.

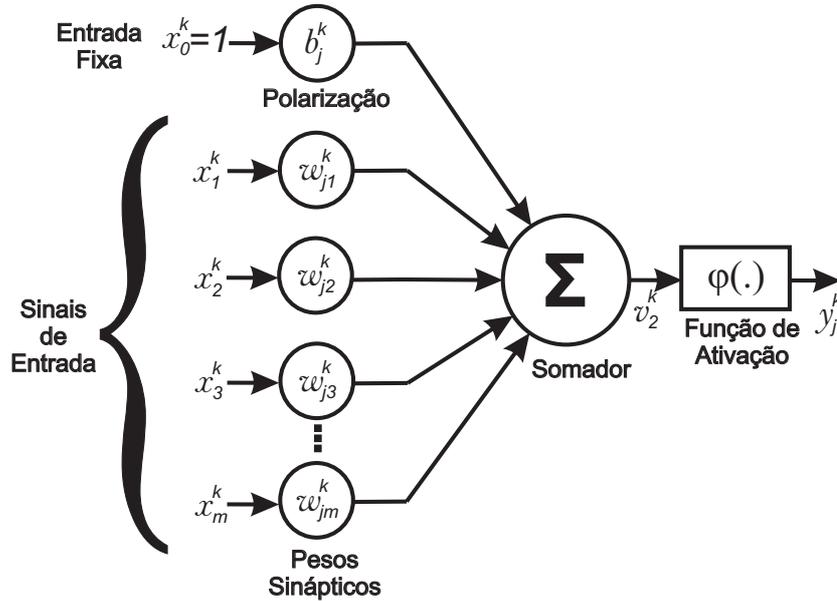
2.6.1.1 O Neurônio Artificial

Fazendo a relação com a uma rede neural biológica, a unidade fundamental básica de uma RNA é o neurônio, cujo modelo é apresentado na Figura 22.

Existem três elementos fundamentais na estrutura do neurônio (HAYKIN, 1997):

- Um conjunto de sinapses ou conexões, caracterizadas individualmente por um peso sináptico w_{ji}^k , que indica a importância do sinal de entrada i na determinação da saída do neurônio j da camada k ;
- Um somador, que tem a função de realizar uma combinação linear dos sinais de entrada ponderada pelos respectivos pesos sinápticos de suas ligações;
- Uma função de ativação $\varphi_j^k(\cdot)$ que limita a amplitude da saída a um intervalo normalizado, geralmente $[0,1]$ ou $[-1,1]$.

Figura 22 – Modelo simplificado de um neurônio artificial e seus componentes.



Fonte: Reproduzida de (HAYKIN, 1997).

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

Em termos matemáticos, um neurônio j localizado na camada k é descrito por:

$$v_j^k = b_j^k + \sum_{i=1}^{I^k} w_{ij}^k x_i^k \quad (2.11)$$

$$y_j^k = \varphi_j^k(v_j^k) \quad (2.12)$$

Nas quais I^k representa o número de entradas da camada; $x_1^k, x_2^k, \dots, x_{I^k}^k$, os sinais de entrada; $w_{j1}^k, w_{j2}^k, \dots, w_{jm}^k$, os pesos sinápticos; b_j^k , a polarização; v_j^k , o potencial de ativação; $\varphi_j^k(\cdot)$, a função de ativação e y_j^k o sinal de saída.

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

$$\varphi_j^k(v_j^k) = \frac{1}{1 + e^{-av_j^k}} \quad (2.13)$$

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

$$\varphi_j^k(v_j^k) = \frac{1 - e^{-av_j^k}}{1 + e^{-av_j^k}} \quad (2.14)$$

Tanto na Equação 2.13, quanto na Equação 2.14, o parâmetro a , cujo valor é sempre maior que zero, representa a suavidade da função. Também existem outras funções de ativação, as quais são bastante empregadas na bibliografia, como exemplo a linear e a linear com saturação (BEALE; HAGAN; DEMUTH, 2013).

2.6.1.2 Funcionamento das Redes Neurais Artificiais

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

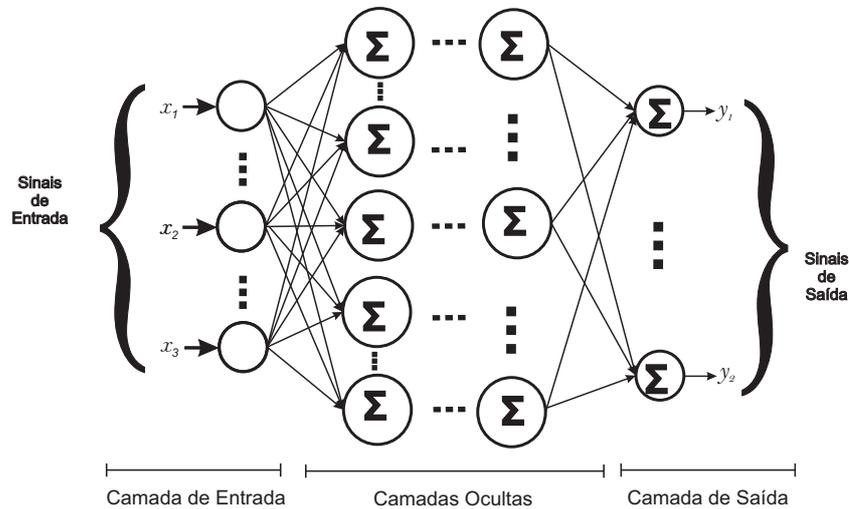
Uma vez definida, a base de dados tem seus padrões aleatoriamente dispostos, e em geral dividida em três subconjuntos: treinamento, validação e teste.

- **Treinamento:** Responsável por passar efetivamente o conhecimento sobre a aplicação em questão. Durante a etapa de treinamento todos os padrões de treinamento são apresentados sucessivas vezes à RNA, em iterações chamadas de Épocas. Existem diversos algoritmos de treinamento, dentre os quais pode-se citar: *Resilient Back-Propagation*, gradiente conjugado, Quasi-Newton e o *Levenberg-Marquardt backpropagation*. Maiores informações podem ser obtidas em (BEALE; HAGAN; DEMUTH, 2013);
- **Validação:** O conjunto de validação é utilizado para supervisionar o desenvolvimento da capacidade de generalização da rede durante a fase de aprendizagem. Ao fim de cada época o conjunto de dados de validação é apresentado à RNA, permitindo verificar se a rede consegue tomar decisões corretas a partir de dados que não compõem o conjunto de treinamento;
- **Teste:** o conjunto de teste só é aplicado ao final da etapa de aprendizagem, para verificar a qualidade do aprendizado da rede.

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

única (HAYKIN, 1997). Tipicamente uma rede MLP consiste de uma camada de entrada constituída de unidades sensoriais, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída, todas conectadas, conforme mostrado na Figura 23.

Figura 23 – Arquitetura de uma rede MLP.



Fonte: Reproduzida de (HAYKIN, 1997).

Com exceção da camada de entrada, que tem a única função de distribuir os sinais de entrada sem alterá-los, as demais são constituídas de neurônios. O sinal de entrada se propaga através da rede, camada a camada, a partir das equações 2.13 e 2.14, até que um sinal de saída seja computado.

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

$$\varepsilon(n) = \sum_{j \in B} [d_j(n) - y_j(n)]^2, \quad (2.15)$$

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

Mais detalhes acerca da teoria de redes neurais artificiais podem ser obtidos em (HAYKIN, 1997).

No próximo capítulo será apresentada uma revisão bibliográfica consistente acerca da classificação de fontes de descargas parciais.

3 Identificação de Padrões de Descargas Parciais - Revisão Bibliográfica

As descargas parciais têm um efeito prejudicial no desempenho do sistema de isolamento de equipamentos de alta tensão, principalmente nos isolamentos constituídos a base de material orgânico. Portanto, o diagnóstico do nível de degradação dos isolamentos é de interesse tanto para fabricantes dos equipamentos quanto para as concessionárias de energia elétrica.

O uso de técnicas de reconhecimento de padrões de descargas parciais na identificação da degradação e no monitoramento de isolamentos de equipamentos de alta tensão é consolidado. Contudo a determinação do parâmetro ou parâmetros que permitam, com alto grau de confiabilidade, o diagnóstico da severidade do estado de degradação da isolação ainda requer estudos. Dessa maneira, o desenvolvimento de técnicas padronizadas de processamento e análise dos sinais, como também técnicas de identificação dos diferentes tipos de descargas parciais de forma sistematizada têm se tornado cada vez mais importante.

Neste sentido, será apresentada a seguir uma revisão bibliográfica sobre classificação e identificação de padrões de descargas parciais.

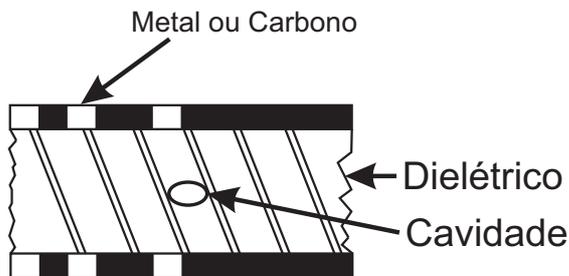
3.1 Classificação de Sinais de Descargas Parciais por Inspeção Visual

No seu artigo clássico, ([NATTRASS, 1988](#)) criou os primeiros mecanismos de classificação de descargas parciais. Ele mostrou vários arranjos ou configurações de isolamentos com defeitos e as correlacionou com as atividades das descargas parciais, tais como: intensidade, duração, localização no tempo, materiais isolantes, dentre outras. A partir da correlação foi possível criar padrões associados a cada tipo de falha do isolamento.

A avaliação dos padrões obtidos a partir da medição de descargas parciais foi feita de forma visual, por meio da representação gráfica dos sinais de corrente e tensão utilizando osciloscópios. A interpretação dos sinais de descargas parciais (geralmente representados em formas de elipses (por meio da representação gráfica dos sinais do canal 1 versus o canal 2 de um osciloscópio) era fortemente dependente da experiência de especialistas, o que limitava razoavelmente o diagnóstico de equipamentos de alta tensão em operação. Um exemplo de defeito em isolamento e o respectivo padrão visual obtido

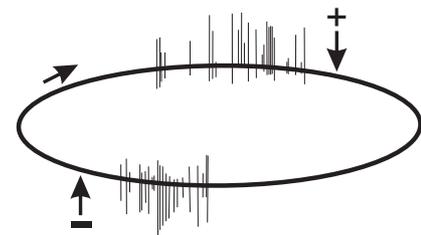
é apresentado nas Figuras 24 e 25. As elipses são obtidas de forma semelhante as figuras de Lissajous.

Figura 24 – Isolamento elétrico com defeito tipo cavidade.



Fonte: Reproduzida de (NATTRASS, 1988).

Figura 25 – Padrão de descargas parciais visualizados em forma de elipse.

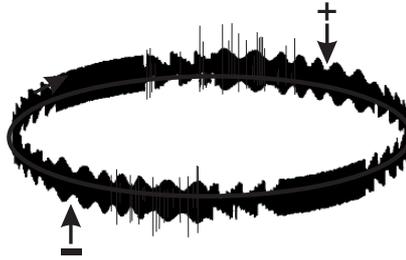


Fonte: Reproduzida de (NATTRASS, 1988).

De acordo com (NATTRASS, 1988), o padrão apresentado na Figura 25 representa uma cavidade existente em uma folha de material isolante, conforme apresentado na Figura 24. As descargas ocorrem antes dos picos da tensão aplicada em ambos os semiciclos. As descargas são aproximadamente da mesma magnitude e também possuem praticamente o mesmo número de descargas em ambos os lados da elipse.

Alguns autores também adotaram a mesma metodologia de classificação visual, tais como (FUHR et al., 1991) e (HUCKER; KRANZ, 1993), porém como mencionando anteriormente esse tipo de metodologia limita significativamente o diagnóstico de equipamentos de alta tensão, pois é totalmente dependente da experiência humana, e dependendo do tipo de defeito existente no isolamento, a classificação pode se tornar extremamente difícil ou até mesmo impossível. Como outros aspectos limitantes da adoção dessa metodologia no diagnóstico dos isolamentos pode-se citar o alto custo operacional e a grande susceptibilidade à interferências existentes no ambiente de medição, o que pode prejudicar a classificação de descargas parciais por inspeção visual, conforme representado na Figura 26.

Figura 26 – Padrão de descargas parciais visualizados em forma de elipse com influência de ruídos no ambiente de medição.



Fonte: Reproduzida de (SATISH; GURURAJ, 1993).

De acordo com a Figura 26, o ruído existente no ambiente de medição dificulta a análise do padrão das descargas parciais, pois houve a sobreposição do ruído ao sinal original. Com o objetivo de diminuir as limitações inerente ao processo de classificação de descargas parciais por inspeção visual, diversos pesquisadores desenvolveram uma metodologia de classificação baseada na análise matemática dos sinais de descargas, conforme será apresentando na seção a seguir.

3.2 Classificação Matemática de Sinais de Descargas Parciais

Após verificar as limitações da classificação visual dos sinais de descargas parciais, (GULSKI; KREUGER, 1992) desenvolveram um sistema computacional de análise de sinais de descargas parciais. A análise foi feita a partir da combinação de parâmetros estatísticos e características extraídas dos sinais adquiridos em laboratório, o que permitiu a identificação de diferentes tipos de falhas de isolamento. Os autores afirmaram que cada falha em isolamentos possuía seu próprio mecanismo de degradação, e que é importante conhecer a correlação entre cada padrão de descarga e o tipo de falha existente no isolamento.

Os autores definem as grandezas básicas como sendo a magnitude da descarga, a tensão de inepção, além da posição do pulso de descarga em relação à fase da tensão aplicada. As grandezas deduzidas são aquelas observadas com uma janela de tempo bem superior ao período da tensão aplicada. Dentre as distribuições obtidas a partir das grandezas deduzidas, pode-se citar a distribuição da contagem de pulsos $H_n(\varphi)$, que representa o número das descargas observadas em cada janela de fase em função do ângulo de fase. A segunda distribuição avaliada é a que considera a magnitude média dos pulsos de descarga em cada janela de fase, representada por $H_{qn}(\varphi)$.

De acordo com as diversas referências citadas no artigo, as duas distribuições estudadas, $H_n(\varphi)$ e $H_{qn}(\varphi)$ fornecem uma boa descrição nas mudanças dos padrões de

descargas parciais. A distribuição $H_n(\varphi)$ contém informações sobre a intensidade das descargas em função da tensão aplicada, permitindo a determinação da tensão de injeção das descargas. Esta característica permite o reconhecimento das fontes de descarga e o seu comportamento em função do tempo.

A distribuição $H_{qn}(\varphi)$ auxilia na redução de ruído que afeta a medição dos sinais de descargas parciais, devido a diferença existente entre as características estatísticas dos pulsos de descargas parciais e do ruído em função do ângulo de fase.

Mesmo com a obtenção de padrões característicos para cada tipo de falha, verificou-se a necessidade de realizar o mesmo tipo de procedimento a cada isolamento sob avaliação, ou seja, a metodologia apresentada não considerou a criação de um banco de dados contendo informações sobre os tipos de falhas comumente encontrados, o que dificultava o estudo de avaliação para novas medições, além de ser totalmente dependente da experiência dos profissionais envolvidos na medição.

Outro artigo, também do ano de 1992, elaborado por (FRUTH; NIEMEYER, 1992) tratava sobre o modelamento matemático necessário para realizar o processamento de sinais de descargas parciais e correlacionar os pulsos detectados com a fase da tensão aplicada. Eles demonstraram que a análise de padrões PRPD (*Phase-Resolved Partial Discharge*) permite a criação de padrões das falhas que dão origem as descargas parciais. A comparação dos padrões fornece informações acerca da degradação do isolamento. De acordo com os autores, a metodologia desenvolvida não necessita de calibração, porém os resultados podem sofrer influência de interferências externas, tais como, transmissões de rádio.

Cacciari et al. (1996) utilizaram a função de Weibull para identificar descargas do tipo corona e de superfície. A identificação desses tipos de descargas se tornou facilitada devido as características particulares de cada tipo de pulso, em especial a amplitude e a sua localização. No entanto não foram avaliadas as descargas internas.

No artigo elaborado por (HOOF; PATSCH, 1996), foi utilizada a diferença de tensão entre dois pulsos de descargas parciais consecutivos como parâmetro na geração de padrões característicos para cada tipo de falha existente nos isolamentos sob estudo, e conseqüentemente realizar a classificação dos padrões gerados. Os autores demonstraram que a identificação baseada principalmente na variação de tensão permite a classificação em situações nas quais ocorra o sombreamento da informação. De forma similar ao trabalho de (CACCIARI et al., 1996), não foram abordadas as descargas internas causadas por cavidades múltiplas.

No artigo dos autores (CHANG; SU, 2000b) foi tratado o uso de operadores estatísticos para a obtenção de padrões correspondentes a diferentes tipos de defeitos em isolamentos elétricos. Os autores utilizaram alguns operadores estatísticos para realizar

a classificação, dentre eles, a curtose, a assimetria, e o fator de correlação cruzada. Os estudos foram realizados com base em dois tipos de padrões: o das descargas parciais em função da fase e o das descargas parciais em função da carga. Com o estudo, foi possível se verificar a influência da tensão aplicada nos valores dos operadores estatísticos calculados a partir de várias distribuições de descargas parciais, o que pode ajudar a determinar o tipo de fonte de descarga e na determinação do aumento gradativo da ocorrência das descargas. Os autores afirmaram que o uso dos operadores pode ser bastante útil no reconhecimento de padrões para cada tipo de defeito, porém não foram avaliadas falhas do isolamento contendo cavidades múltiplas.

Mota (2001) desenvolveu um sistema de medição para a avaliação da degradação do isolamento de equipamentos de alta tensão por meio das descargas parciais. A medição dos pulsos de descargas parciais foi realizada utilizando-se um osciloscópio digital programável e que possuía alta taxa de aquisição. Esta característica, associada a técnicas de processamento de sinais, permitiu a análise de parâmetros temporais dos pulsos, bem como a conhecida análise relativa à fase da tensão de alimentação do sistema. A avaliação da distribuição relativa à fase foi feita com base em operadores estatísticos, que permitem quantizar o seu formato e, assim, comparar os resultados de diferentes ensaios. O sistema foi utilizado na caracterização de descargas parciais em isolamentos sólidos e gasosos, por meio do uso de diferentes configurações de campo elétrico, com o objetivo de determinar parâmetros significativos para o reconhecimento de diferentes configurações de campo elétrico, com o objetivo de determinar parâmetros significativos para o reconhecimento de diferentes fontes do fenômeno e a avaliação do nível de degradação presente.

Li et al. (2006) realizaram um estudo acerca dos principais operadores estatísticos usados para a identificação de descargas parciais em papel impregnado de óleo em transformadores de potência. O trabalho apresenta a utilização dos operadores estatísticos: curtose, assimetria, fator de correlação cruzada, número de picos das descargas, além dos parâmetros de Weibull. Também foram analisadas as grandezas básicas, tais como: a magnitude dos pulsos, o número de pulsos e a fase de ocorrência dos pulsos em função da tensão aplicada. Para avaliar a correlação entre o envelhecimento do isolamento e o aumento das descargas parciais, paralelamente ao experimento, foi realizada a medição do grau de polimerização do papel impregnado. Ao fim, eles descreveram uma equação (denominada de equação de Ficher) que permite discriminar o grau de envelhecimento do isolamento.

A grande maioria das metodologias apresentadas na Seção 3.2 é capaz de criar uma consistente base de dados, o que permite a identificação das fontes causadoras de descargas parciais de forma aprimorada quando comparada aos métodos de inspeção visual, porém a classificação dos tipos de defeitos ainda era bastante dependente da expertise humana, o que demandava um grande tempo e recursos financeiros. Com o objetivo de

permitir a classificação automática dos padrões de descargas parciais, um grande número de pesquisadores vem desenvolvendo técnicas baseadas em inteligência artificial capazes de apoiar a decisão no processo de classificação de sinais de descargas parciais.

3.3 Classificação de Descargas Parciais com Sistemas de Apoio à Decisão

[Krivda \(1995\)](#) fez uma análise acerca das técnicas de reconhecimento automático de padrões, gerados a partir de medições de descargas parciais. Foram apresentadas informações sobre a seleção de padrões, extração de atributos relevantes ao reconhecimento de padrões importantes na classificação de descargas parciais. Adicionalmente foram discutidos métodos matemáticos úteis na criação dos bancos de dados das medições. Diversos métodos de classificação foram interpretados visualmente. Foi possível distinguir diversas fontes de descargas parciais, também foram analisadas diversas maneiras para se classificar as fontes de descargas parciais utilizando operadores estatísticos e atributos de fractais. Foram apresentados resultados do reconhecimento de fontes únicas de descargas parciais, porém de acordo com os autores, o sistema deve ser capaz de reconhecer fontes múltiplas de descargas parciais. De acordo com o autor, diversos métodos podem ser usados para a classificação de fontes de descargas parciais, em especial as RNA, porém observou-se que as redes neurais artificiais podem apresentar um tempo de treinamento relativamente longo (até meses), e por isso deve ser monitorado.

[Gorablenkow, Huecker e Schichler \(1998\)](#), por exemplo, utilizavam técnicas de classificação baseadas em RNA, lógica Fuzzy e distância Euclidiana e como resultado obteve uma taxa de acerto de aproximadamente 75% dos casos sob estudo, que em comparação com um grupo de especialistas consultados, obtiveram uma taxa de acerto de aproximadamente 30%.

Dentre alguns possíveis parâmetros disponíveis para se diagnosticar transformadores de potência, os autores ([ROIZMAN; DAVYDOV, 1999](#)) correlacionaram o nível de impurezas do óleo e o nível de descargas parciais para avaliar a degradação existente entre o óleo e o papel isolante. Foi utilizado um sistema composto pela combinação de RNA e lógica Fuzzy, (Neuro-Fuzzy). Eles realizaram testes com os transformadores submetidos a diversas temperaturas e usaram um indicador Fuzzy denominado de medida de similaridade que permitia associar os padrões de descargas parciais com um determinado tipo de defeito existente no transformador sob análise. No artigo não foi considerado o estudo de classificação de isolamento com falhas múltiplas.

[Contin et al. \(2000\)](#) desenvolveram uma metodologia baseada no processamento estocástico de sinais de descargas parciais capaz de realizar o diagnóstico de defeitos

existentes em máquinas rotativas. O sistema desenvolvido permitiu a análise completa dos padrões de descargas parciais e não somente dos valores de pico dos pulsos das descargas, o que era comum até então nos sistemas de monitoramento de descargas parciais. Eles utilizaram operadores estatísticos juntamente com a função de Weibull para identificar padrões de defeitos nas máquinas rotativas. Foram estudados cinco possíveis tipos de defeitos em máquinas rotativas, sendo eles: cavidades internas, corona, delaminação, descargas superficiais e múltiplas cavidades.

Os autores (LALITHA; SATISH, 2000) apresentaram o uso da Transformada Wavelet no processamento de imagens de padrões de descargas parciais. As imagens dos padrões eram geradas a partir da medição de descargas parciais e os autores utilizaram a Transformada Wavelet para realizar filtragens em duas dimensões (2D) das imagens resultantes a partir da decomposição em multi-resolução da imagem. Foi possível classificar as fontes de descarga dos tipos: corona, superficial e internas. Foram avaliados defeitos de isolamentos com cavidade única. De forma simplificada, o processo tinha início com a aquisição de padrões de descargas parciais geradas a partir de fontes múltiplas (por exemplo, corona e superficial), em seguida era realizada a decomposição wavelet em 3 níveis, o que permitia a criação de novos padrões a partir das componentes wavelets. Na sequência, utilizando os coeficientes wavelet calculados, eram geradas novas imagens, uma correspondente à componente vertical (V) e a outra à horizontal (H) de cada imagem. Essas novas imagens eram processadas separadamente e a partir daí, era possível se determinar os tipos de descarga parcial.

Contin et al. (2000) estudaram a aplicação de três diferentes funções de probabilidade destinadas à identificação e separação de diferentes fontes de descargas parciais. Foram usadas três tipos de funções de Weibull. Os autores afirmaram que na presença de defeitos assimétricos, os valores das grandezas de descargas parciais referenciadas a uma determinada polaridade prevalece em relação a polaridade oposta, enquanto que defeitos simétricos apresentam valores das grandezas muito similares.

Os autores verificaram que a função de Weibull de dois parâmetros representa ser uma grandeza característica do fenômeno da descarga parcial. Quando duas fontes de descargas parciais são combinadas entre si, ainda é possível a identificação dos tipos de descargas, principalmente se as distribuições não estiverem completamente sobrepostas. Os autores concluíram que dentre as três funções estocásticas estudadas, a função Weibull similar forneceu resultados melhores em termos da qualidade do ajuste de curvas, separação, identificação de fontes de descargas parciais simples ou combinadas. Como ponto falho do trabalho, pode-se citar a não avaliação da ocorrência de descargas parciais internas oriundas de cavidades múltiplas.

Os autores (CHANG; SU, 2000a) utilizaram alguns operadores estatísticos associados com a teoria de Hebbian, para produzir os dados de entrada de uma rede

neural artificial perceptron de múltiplas camadas, baseada na técnica de treinamento do tipo retroalimentação (*backpropagation*). O intuito da rede neural artificial era identificar três tipos de fontes de descargas parciais, sendo elas: corona, papel impregnado com óleo e descargas superficiais em um estator isolado a epóxi. Eles utilizaram um sistema de medição com faixa de frequência entre 10 kHz e 2 MHz. Os operadores estatísticos foram processados em função das distribuições de probabilidade, as quais foram calculadas em função da fase da tensão aplicada (*Phase Resolved Distribution* - PRD) e em função da magnitude do pulso (*Pulse Height Resolved Partial Discharge* - PHRPD). Após a criação das distribuições das descargas parciais, os autores utilizaram um novo referencial baseado na rede de aprendizagem de Hebbian (BISHOP, 1995), que além de permitir a compressão de dados, permitiu a identificação automática das falhas no isolamento causadoras das descargas parciais.

Kranz (2001) apresentou o desenvolvimento de um sofisticado sistema de identificação e filtragem de sinais de descargas parciais baseado em um banco de dados de sinais de descargas disponibilizado pelo CIGRÉ. O sistema empregava um complexo algoritmo de identificação baseado em lógica Neuro-Fuzzy. O banco de dados utilizado na pesquisa não encontra-se disponível e portanto não foi considerado nesta pesquisa.

Com relação a filtragem dos sinais de descargas parciais, foi empregado um sistema redundante com a aplicação simultânea da transformada de Fourier, transformada de Haar e transformada de Walsh-Hadamard, que é um caso particular da transformada de Fourier. Os resultados obtidos a partir da aplicação dos sinais de descargas parciais nessas transformadas, serviram como entrada em algoritmos de inteligência artificial, tais como, redes neurais artificiais, operadores Fuzzy e algoritmos baseados na distância euclidiana.

Apesar de ser bastante complexo, o sistema apresentado foi avaliado apenas com um banco de dados de sinais obtidos por medições VHF, e não foi considerado sinais de descargas parciais medidos utilizando o sistema apresentado na norma IEC 60270 (IEC 60270, 2000), também não foram avaliadas as descargas parciais originadas por cavidades múltiplas.

Em 2001, (CANDELA; SCHIFANI, 2001) publicaram um trabalho que apresentava a metodologia de identificação e separação de falhas múltiplas em isolamentos de alta tensão, o que permitia o diagnóstico de isoladores de alta tensão por meio da medição de descargas parciais. Eles utilizaram um banco de dados com diferentes famílias de equipamentos (buchas) de alta tensão com diferentes tipos de falhas. Eles empregaram a função de Weibull para classificar as amplitudes das descargas parciais, além das fases nas quais as descargas parciais passaram a ocorrer. De acordo com os autores foi possível classificar no máximo dois tipos de defeitos por medição, e estudos adicionais seriam necessários para avaliar qual a metodologia mais apropriada para realizar a identificação de fontes múltiplas de descargas parciais.

Cavallini et al. (2002) desenvolveram uma nova técnica de identificação de padrões, baseada em lógica Fuzzy, a qual permite o reconhecimento de descargas parciais geradas por diferentes fontes, ou seja, descargas internas, superficiais e corona. Demonstrou-se que diferentes tipos de descargas podem ser identificados pela aplicação de padrões Fuzzy em distribuições derivadas a partir do número, fase e amplitude dos pulsos de descargas parciais. A técnica desenvolvida foi testada em sinais de descargas parciais obtidas a partir de medições em dois motores e em cabos com isolamento à base de EPR (*Ethylene-Propylene Rubber*). Porém não foram avaliadas descargas parciais geradas a partir de falhas com cavidades múltiplas no isolamento sob estudo. Após as medições das descargas parciais, foi detectada apenas a existência de descargas parciais internas, mas nada foi afirmado com relação a quantidade de falhas ou a configuração das falhas existentes em cada equipamento sob teste.

Cavallini et al. (2003) apresentaram uma metodologia de medição de descargas parciais aplicada a máquinas rotativas, levando em consideração um efeito denominado de interferência cruzada, que consiste na avaliação da propagação dos pulsos de descargas parciais que ocorrem em uma fase da máquina em direção as demais fases. Eles desenvolveram uma metodologia baseada em lógica Fuzzy que permitia a distinção de em que fase realmente ocorreu o pulso de descarga parcial. A distinção era baseada no atraso de fase dos pulsos e tornava a avaliação do nível de degradação mais confiável. No trabalho, os autores não levaram em consideração os tipos de falhas facilmente encontradas em máquinas rotativas.

Em 2003, (DANIKAS; GAO; ARO, 2003) fizeram uma revisão bibliográfica sobre os trabalhos desenvolvidos no campo de reconhecimento de padrões de descargas parciais utilizando redes neurais artificiais. Vários algoritmos foram listados e discutidos. Além da discussão dos pontos fortes e fracos de cada algoritmo, foi dada uma atenção especial a detecção de fontes múltiplas de descargas parciais, como por exemplo, descargas corona e superficiais ocorrendo ao mesmo tempo, e ao final do artigo eles relacionaram a taxa de acerto para cada tipo de configuração de defeitos estudados, destacando a classificação de descargas parciais usando redes neurais artificiais.

Os autores (CAVALLINI et al., 2003) apresentaram uma metodologia para classificação de diferentes falhas em isolamentos baseada na medição de descargas parciais. A metodologia consistia na transformação de sinais de descargas parciais em função do tempo para um novo sistema normalizado, em função do tempo e frequência, denominado de mapa TF. Esse tipo de representação era comumente utilizado na teoria de comunicações. A transformação completa dos sinais de descarga parciais no mapa TF, converte o sinal de descarga em um par de números, preservando a informação concernente a frequência e ao tempo. Em seguida, um classificador Fuzzy é utilizado para obter a separação de diversas fontes de descarga parcial. Foram apresentados

resultados de testes de medições de descargas parciais em motores de indução AC e em um transformador de corrente de alta tensão. De acordo com os resultados apresentados, a técnica desenvolvida apresentou resultados satisfatórios, tanto na atenuação de ruídos, quanto na classificação de fontes de falhas causadoras de descargas parciais.

Llovera et al. (2004) analisaram defeitos em isolamentos constituídos por cavidades múltiplas criadas em material composto de silicone. Foi avaliada a taxa de reconhecimento das falhas geradoras de descargas parciais utilizando três diferentes padrões, obtidos a partir das medições de descargas parciais, as quais passaram por um processamento utilizando a Transformada Wavelet. Os padrões avaliados foram: a estatística criada a partir dos padrões de medição, a estatística obtida a partir de padrões Wavelet e a normalizada gerada a partir de padrões Wavelet.

Em (CAVALLINI; CIANI; MONTANARI, 2004), os autores apresentaram uma metodologia baseada em lógica Fuzzy que permitiu uma análise mais precisa acerca do risco de falha de isolamentos. No artigo, foi descrito um sistema de inferência Fuzzy que permitiu verificar quando uma cavidade interna está próxima de um determinado eletrodo (terminal de alta ou baixa tensão). Adicionalmente os autores apresentaram uma explanação sobre as regras utilizadas para implementar um classificador Fuzzy, além de alguns exemplos de aplicação em equipamentos elétricos contendo defeitos criados artificialmente.

Hao et al. (2005) desenvolveram um método baseado na teoria de aprendizado de máquina para realizar o monitoramento online de descargas parciais em equipamentos de alta tensão. A tecnologia empregada foi a máquina de vetor suporte (*Support Vector Machine* - SVM) a qual serviu para a identificação de diferentes fontes de descargas parciais, que foram previamente utilizadas como banco de dados para o treinamento do sistema. Para realizar as medições, foram utilizados um transformador de corrente de alta frequência com largura de banda de 200 MHz e um detector de descargas parciais convencional, com banda de passagem entre 40 kHz e 80 kHz. Foram avaliados 5 tipos de descargas, sendo eles: corona no ar e no óleo, descargas superficiais no ar e no óleo e descargas internas (cavidade única). O método apesar de funcional apresentou algumas dificuldades de implementação, principalmente com relação a padrões reais de descargas parciais, que são bastante vulneráveis a interferências externas. Verificou-se que a SVM é vulnerável na detecção de sinais com baixa relação sinal-ruído.

Ainda em 2005, (CAVALLINI et al., 2005) apresentaram uma técnica de inferência de falhas de isolamentos, causadoras de descargas parciais, baseada em lógica Fuzzy e destinada ao diagnóstico de máquinas rotativas. Além da limitada aplicação desse método, não foram detalhados os resultados obtidos com descargas internas com cavidades múltiplas. No trabalho foi analisada apenas a situação de delaminação do estator da máquina.

Eldery et al. (2006) apresentaram uma técnica de identificação de descargas parciais aplicada a transformadores de potência baseada no cálculo da densidade espectral de potência dos sinais adquiridos no terminal secundário do equipamento. Também, com auxílio de um classificador de dados conseguiram determinar a localização de ocorrência dos pulsos. Apesar da pesquisa ter apresentado resultados satisfatórios em duas simulações específicas, verificou-se que com a presença de ruídos no ambiente de medição, a taxa de acerto é reduzida consideravelmente.

Em 2007, (CHOI et al., 2007) desenvolveram um trabalho que permitia o diagnóstico de disjuntores isolados a gás (GIS - *Gas Insulated Switchgear*). No trabalho, foi apresentada uma revisão acerca do monitoramento de disjuntores, além da descrição de um algoritmo que permite a identificação de falhas únicas e múltiplas existentes em um disjuntor. Para a aquisição dos sinais, eles utilizaram um sistema comercial denominado de HiPDS-G, fabricado pela Hyundai *Heavy Industries*®. Após a aquisição dos sinais de descargas parciais, foi realizada a extração de 14 diferentes atributos, os quais foram divididos em duas grandes categorias: características de área e de fase. Após o cálculo dos 14 operadores, os resultados obtidos serviram de entrada em uma rede neural artificial do tipo *backpropagation* de 3 camadas (entrada, oculta e saída). Os resultados na identificação de acordo com os autores foram satisfatórios, porém é necessário um estudo mais aprofundado sobre os tipos de defeitos que podem afetar os disjuntores desse tipo.

No ano de 2008, (CONTIN; TESSAROLO, 2008), apresentaram um algoritmo que permitia identificar falhas geradoras de descargas parciais em máquinas rotativas por meio do emprego de técnicas de inteligência artificial, neste caso a lógica Fuzzy. O algoritmo é composto por um conjunto de parâmetros que são organizados em estrutura de árvore e que permite a descrição de padrões representados em função da tensão aplicada, também conhecida por PRPD (*Phase Resolved Partial Discharge*). A estrutura de organização multinível em forma de árvore ajuda consideravelmente na detecção automática de defeitos. A determinação do tipo de falha existente na máquina é feita a partir da avaliação de algumas características dos padrões PRPD, principalmente na assimetria do número de pulsos em cada semiciclo, assim como, qual a polaridade dominante das descargas parciais em um ciclo completo. A proposta apresentada indica perspectivas interessantes na identificação automática de falhas que causam descargas parciais em estatores de máquinas rotativas. No entanto uma avaliação adicional é necessária principalmente para se determinar a influência do algoritmo Fuzzy na identificação dos padrões, além de avaliar a influência da temperatura e umidade nas medições.

Hao, Lewin e Swingler (2008) desenvolveram um sistema de monitoramento de descargas parciais baseado na aquisição dos pulsos por meio de um transformador de corrente de alta frequência conectado a um osciloscópio com alta taxa de aquisição. Os

sinais após digitalizados, passaram por um pré-processamento que consistiu na atenuação das interferências usando a Transformada Wavelet. Foram estudadas descargas tipo corona, superficiais e internas (vale ressaltar que o diâmetro da cavidade interna projetado foi relativamente grande, 5 mm de diâmetro e 1 mm de profundidade). Na sequência foi realizada a detecção dos valores de pico de cada pulso para cada tipo de falha. Após a geração do banco de dados, foi feita a classificação das fontes de descargas parciais usando um algoritmo de máquina de aprendizagem, o que permitiu uma taxa média de acerto relativamente baixo devido a utilização de apenas um único parâmetro de avaliação, a correlação cruzada.

Em 2009, os autores (MIRZAEI et al., 2009) apresentaram um método de identificação de padrões de descargas parciais baseado na análise da sequência dos pulsos que ocorrem durante um ciclo da tensão aplicada. O método de identificação consistia em criar padrões para cada defeito a partir da diferença de tensão entre dois pulsos consecutivos. A classificação dos defeitos foi feita comparando os padrões obtidos com um banco de dados de falhas bem definidas. Os padrões gerados foram usados como entrada de uma rede neural artificial de duas camadas que permitiu a identificação dos padrões. De acordo com os autores é necessário fazer uma compensação dos resultados obtidos utilizando o conceito de distância Euclidiana. Os resultados apresentados confirmaram um percentual de acerto de identificação de 100% para descargas superficiais e tipo corona com um índice de acerto de 80% para descargas internas. Porém no texto, não são apresentadas as configurações de defeitos utilizadas, nem tampouco é avaliada a existência de corpos de prova compostos por cavidades múltiplas.

No mesmo ano, os autores (CHEN; CAVALLINI; MONTANARI, 2009) avaliaram as descargas parciais em um sistema de isolamento do tipo papel impregnado em óleo. A pesquisa teve como objetivo estabelecer os critérios a serem usados na identificação de padrões de descargas parciais utilizando operadores estatísticos. Foram estudadas configurações básicas de geração de descargas parciais: corona, internas e superficiais e em seguida, com os resultados das medições, foi desenvolvido um sistema automático de reconhecimento de padrões baseado em lógica Fuzzy. Na classificação de padrões, foram usados os seguintes operadores estatísticos: curtose, assimetria e os parâmetros de forma da função de Weibull. Os operadores foram aplicados para os dois semiciclos da tensão aplicada, o que permitiu a geração de um banco de dados com características numéricas para cada tipo de defeito. Foi obtida uma diferença considerável entre as descargas tipo corona e internas, o que facilitou significativamente a classificação.

Verificou-se uma grande simetria dos resultados entre os semiciclos positivo e negativo exceto para as descargas tipo corona. Com relação à avaliação da assimetria (*Skewness* - Sk) verificou-se a viabilidade de separar as descargas internas utilizando esse operador estatístico, porém em algumas ocasiões ocorreu a superposição dos valores

calculados com os resultados das descargas tipo corona. Portanto, foi constatada a necessidade de identificar previamente a descarga corona utilizando a fase de injeção e em seguida, a assimetria (Sk). Como pontos negativos da abordagem utilizada tem-se o não detalhamento acerca das descargas internas estudadas, além da não avaliação do erro inerente as medições em comparação com outras ferramentas utilizados na medição de descargas parciais disponíveis.

Os autores (HUNTER et al., 2010) compararam dois métodos de classificação de padrões de descargas parciais. Uma das técnicas de classificação avaliadas era uma máquina de vetor suporte (SVM - *Support Vector Machine*) e a outra uma rede neural probabilística (PNN - *Probabilistic Neural Network*). Para a extração de atributos foi utilizada a Transformada Wavelet *packet* nos sinais adquiridos durante um ciclo da tensão aplicada. A partir dos sinais adquiridos, foi criado um padrão correspondente a cada tipo de falha (corona, descargas internas) contendo a média, o desvio padrão, a assimetria e a curtose dos pulsos calculados utilizando os coeficientes da Wavelet *packet*. Os resultados iniciais apresentaram uma alta taxa de identificação da SVM em comparação com a PNN, porém não foram avaliadas descargas internas contendo cavidades múltiplas.

Em 2011, os autores (JIANG et al., 2011) desenvolveram uma metodologia de avaliação e classificação de descargas parciais em sistemas elétricos de potência híbridos, envolvendo tensões alternadas (CA) e tensões contínuas (CC). O objetivo principal era avaliar por meio de medição de descargas parciais a condição do isolamento de transformadores (papel impregnado em óleo). Várias características foram utilizadas para avaliar a atividade de descargas parciais nesse tipo de sistema, dentre as principais pode-se citar: os operadores estatísticos, parâmetros de fractais extraídos a partir de histogramas gerados com o número de descargas, além da magnitude e fase. Adicionalmente, os operadores estatísticos foram utilizados para avaliar o envelhecimento do isolamento. Foram avaliadas 4 configurações de falhas, porém não foram avaliadas falhas com cavidades múltiplas. Alguns operadores estatísticos foram utilizados de forma combinada, dentre eles: a assimetria, o fator de correlação cruzada e o número de picos das distribuições de descargas parciais. Para realizar a classificação automática dos padrões foi empregada uma SVM. De acordo com os autores, a taxa de acerto de reconhecimento feita pela SVM apresentou resultados satisfatórios, na ordem de 93,21%.

Ainda em 2011, (MOTA, 2011) apresentou uma nova técnica para o processamento de sinais de descargas parciais, baseada em Transformada Wavelet e em um procedimento de seleção de coeficientes adaptativa espacialmente. A seleção adaptativa espacialmente é uma abordagem que visa explorar a capacidade de processamento localizado da Transformada Wavelet para obter informações adicionais que beneficiem a separação dos coeficientes relacionados ao sinal e ao ruído. A abordagem tende a otimizar o processamento de sinais localizados no tempo, tais como as descargas parciais, quando

comparada as técnicas de filtragem tradicionais, usualmente baseadas em limiares. A técnica foi avaliada numericamente e visualmente considerando sinais simulados, medidos em laboratório. Em todos os casos a abordagem mostrou-se similar ou superior quando comparada as técnicas baseadas em limiares reportadas na bibliografia. A técnica foi aplicada na filtragem de sinais de descargas parciais, e mesmo sendo bastante promissora, não tinha como objetivo a identificação e classificação dos tipos de descargas.

Também em 2011, uma ferramenta baseada em Transformada Wavelet foi desenvolvida por (HAO et al., 2011). Foram calculadas as energias dos coeficientes Wavelets dos pulsos de descargas parciais obtidos a partir do emprego de sensores banda larga não convencionais, tais como: transformadores de corrente de alta frequência (HFCT) ou capacitores de acoplamento. Devido aos diferentes métodos de medição, os padrões correspondentes aos defeitos possuíam diferentes tamanhos. Para resolver esse problema, o vetor resultante da criação do padrão foi processado usando a técnica de análise de componentes principais, o que permitiu o mapeamento dos dados em um espaço tridimensional, preservando as informações mais relevantes para cada sinal de descarga parcial sob estudo. Após a criação do mapa 3D, foi utilizado um algoritmo de agrupamento, que permitiu a separação em grupos dos diferentes tipos de falhas existentes no isolamento. O algoritmo de agrupamento utilizado foi o DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*), o qual apresentou bons resultados de classificação dos sinais. Ao fim do trabalho, os autores realizaram a reconstrução dos padrões de cada tipo de defeito em função do tempo. De acordo com os autores, os testes foram realizados em máquinas rotativas e cabos de potência em diferentes laboratórios de pesquisa. Mesmo apresentando bons resultados de classificação, não foram avaliadas descargas parciais de baixa magnitude, o que é uma das características das descargas parciais internas.

Em 2012, (SERRANO et al., 2012) desenvolveram um estudo de detecção e localização de descargas parciais aplicado a transformadores de potência. Eles associaram a detecção elétrica das descargas com técnicas de detecção acústica, o que permitiu, além de detectar a ocorrência das descargas parciais, identificar o local de ocorrência, e dessa forma direcionar o local para eventuais manutenções. O trabalho se mostrou bastante interessante, principalmente por utilizar as duas técnicas de medição, correlacionando assim, dois tipos de fenômenos associadas à ocorrência das descargas parciais. A aplicabilidade da pesquisa foi limitada ao monitoramento apenas de transformadores de potência.

Os autores (PERPIÑÁN et al., 2013) propuseram um método para identificação de diferentes fontes de descargas parciais por meio da análise de um banco de dados de sinais de descargas parciais obtidos a partir da medição em cabos de alta tensão. De acordo com os autores o método é robusto e sensível o suficiente para atenuar

interferências externas, além de empregar um procedimento de agrupamento de padrões, baseado no algoritmo denominado de CLARA (*clustering large applications*). Os autores utilizaram na caracterização dos sinais de descargas parciais alguns atributos, tais como: variância Wavelet, a frequência estimada a partir da utilização do método de Prony e a energia dos sinais, o que se mostrou como o atributo mais relevante no procedimento de agrupamento. O resultado da classificação não supervisionada é um conjunto de grupos, cada um contendo os grupos que mais se assemelham entre si. De acordo com os autores, a análise dos resultados da classificação permite tanto a identificação de diferentes fontes de descargas parciais quanto a discriminação entre sinais de descargas parciais originais e os corrompidos por conta de interferências externas.

Também em 2013, os autores (MONTANARI; CAVALLINI, 2013) apresentaram uma revisão bibliográfica acerca do tema e a evolução dos sistemas de medição de descargas parciais a serem aplicados em redes inteligentes (*smart grids*). Também foi apresentado a medição de descargas parciais como ferramenta de diagnóstico a partir da extração de atributos de medições realizadas em uma terminação de um cabo de alta tensão. Também foi apresentada uma representação matemática baseada no período e na frequência do sinal de descarga parcial, a qual permite a atenuação das interferências existentes no momento de medição, além de auxiliar o agrupamento de padrões de falhas existentes no isolamento do cabo. De acordo com os autores o sistema é capaz de identificar descargas do tipo interna, corona e de superfície, além de ser capaz de atenuar o ruído das medições e verificar se os dados são válidos ou não. O trabalho é um aprofundamento da pesquisa publicada em (CAVALLINI et al., 2003).

3.4 Resumo das Contribuições dos Trabalhos Pesquisados

O tema das descargas parciais vem sendo pesquisado por mais de 40 anos, dessa forma, verificou-se a existência de um extenso número de trabalhos relacionados ao assunto. Nos últimos anos, graças ao aumento na sensibilidade dos instrumentos de medição e a redução dos custos dos sensores, processadores digitais de sinais, conversores analógico/digital e memórias eletrônicas houve um aumento significativo na utilização dos sistemas automáticos de diagnóstico das condições do isolamento utilizando descargas parciais.

Na revisão bibliográfica realizada, verificou-se que a grande maioria das pesquisas são voltadas para os estudos de geração, filtragem e classificação de fontes de descargas parciais de forma isolada. Ou seja, praticamente todas se destinavam a estudar apenas uma dessas áreas relacionadas ao uso das descargas parciais como método de avaliação do nível de degradação de isolamentos elétricos. Também, verificou-se que grande parte dos estudos se limitam ao estudo de fontes de descargas parciais causadas por falhas em

isolamentos de alta tensão contendo apenas cavidade única, além de descargas corona, que geralmente possuem valores de magnitude relativamente altas, o que facilita a detecção e classificação.

A seguir, como forma de destacar as publicações referentes ao diagnóstico de isolamentos elétricos e a inserção desta pesquisa no estado da arte, apresenta-se resumidamente a revisão bibliográfica em forma de tabela.

Tabela 1 – Comparativo das contribuições de diversos autores.

Referência	Geração	Filtragem	Classificação		
			Visual	Matemática	Automática
Natrass (1988)	✓	-	✓	-	-
Fuhr et al. (1991)	✓	-	✓	-	-
Hucker et al. (1993)	✓	-	✓	-	-
Gulski et al. (1992)	✓	-	-	✓	-
Fruth et al. (1992)	✓	-	-	✓	-
Krivda (1995)	✓	-	-	-	✓
Gorablenkow et al. (1998)	-	-	-	-	✓
Chang et al. (2000)	-	-	-	-	✓
Contin et al. (2000)	-	-	-	-	✓
Mota (2001)	✓	✓	-	✓	-
Kranz (2001)	-	-	-	-	✓
Contin et al. (2001)	-	-	-	-	✓
Cavallini et al. (2002)	-	-	-	-	✓
Llovera et al. (2004)	-	✓	-	-	✓
Jongen et al. (2005)	✓	-	-	✓	-
Hao et al. (2005)	✓	-	-	-	✓
Li et al. (2006)	-	-	-	✓	-
Weihui et al. (2007)	✓	-	-	✓	-
Contin et al. (2008)	-	-	-	-	✓
Mirzaei et al. (2009)	✓	-	-	-	✓
Hunter et al. (2010)	✓	-	-	-	✓
Mota (2011)	-	✓	-	-	-
Rubio-Serrano et al. (2012)	-	-	✓	-	-
Perpiñán et al. (2013)	-	✓	-	-	✓
Montanari et al. (2013)	-	-	-	-	✓
Esta Tese (2014)	✓	✓	-	✓	✓

Na revisão bibliográfica verifica-se que de forma geral, nenhum dos trabalhos avaliados contempla o estudo das descargas parciais de forma global, ou seja, apresentam soluções para a geração, filtragem e classificação de sinais de descargas parciais. Verifica-se também que praticamente todos os trabalhos avaliados contemplam a classificação de padrões de descargas parciais. Na maioria das pesquisas foram utilizados sinais medidos em laboratório.

Após avaliação do estado da arte, e com o intuito de permitir a utilização das

descargas parciais de maneira global, serão apresentados no Capítulo 4 os procedimentos experimentais adotados nesta Tese, em especial o arranjo desenvolvido para a geração de sinais de descargas parciais com características bem definidas, seguida pela utilização da Transformada Wavelet como ferramenta de filtragem digital de sinais. Na sequência apresenta-se o procedimento experimental adotado na utilização de redes neurais artificiais como classificador de tipos de defeitos existentes em isolamentos elétricos. A escolha das redes neurais para esse tipo de aplicação se deu principalmente pela adaptatividade, ou seja, a habilidade de se ajustar a informações referentes a outros tipos de defeitos. Também pela tolerância a falhas, isto é, elas possuem a capacidade de oferecer boas respostas, mesmo com confusão ou dados ruidosos, característica essa, que afeta bastante os sinais de descargas parciais, além de apresentar em diversas aplicações de reconhecimento de dados, altas taxas de acerto.

4 Metodologia

De forma simplificada, o procedimento geral desenvolvido para desenvolver um sistema de identificação de falhas de isolamentos elétricos a partir da medição de descargas parciais, pode ser implementado da seguinte maneira:

1. Teste de corpos de prova com falhas previamente conhecidas, com o objetivo de se obter um banco de dados de referência;
2. Filtragem dos sinais medidos em laboratório, de forma a atenuar os sinais espúrios;
3. Validação do banco de dados obtido a partir das medições;
4. Realização do processamento estatístico dos bancos de dados gerados, com o objetivo de determinar os melhores identificadores para cada tipo de defeito;
5. Implementação de classificadores de dados adequados, que podem ser baseados em técnicas de inteligência artificial e/ou por meio da utilização de parâmetros estatísticos.

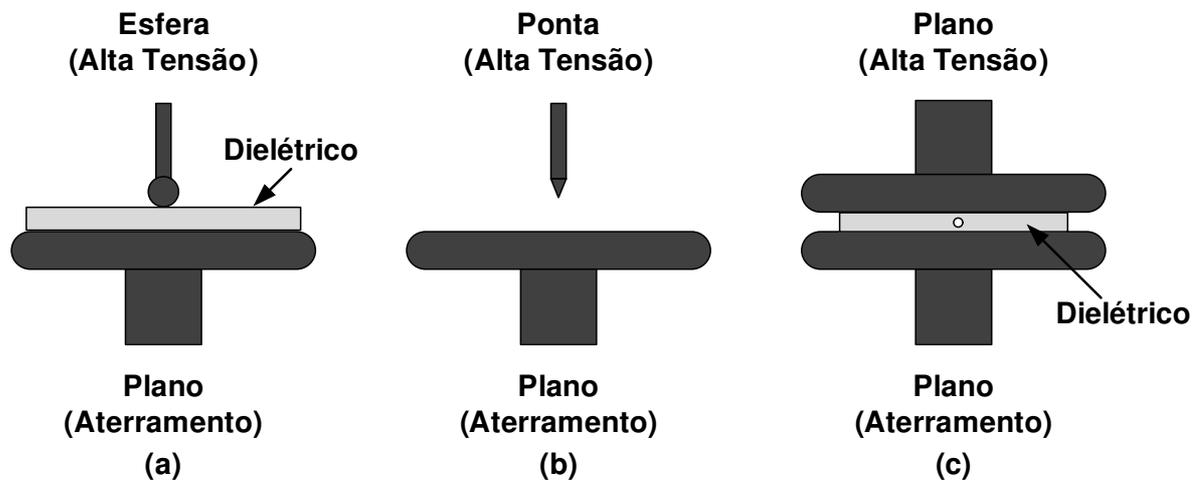
Neste capítulo é descrita a metodologia empregada e os materiais utilizados que permitem o desenvolvimento de cada uma dessas etapas.

4.1 Arranjo Experimental para Geração de Descargas Parciais

Para gerar os tipos de descargas parciais apresentados no Capítulo 2 podem ser utilizados três tipos de configurações de eletrodos, conforme apresentados na Figura 27.

Uma das maneiras de se obter experimentalmente descargas superficiais é a partir da utilização da configuração de eletrodos esfera-plano com dielétrico, assim como, uma das formas de obter descargas tipo corona é com o emprego da configuração de eletrodos ponta-plano. Para a geração de descargas internas, pode-se utilizar o arranjo plano-plano com dielétrico.

Figura 27 – Configurações de eletrodos usados para simulação de descargas parciais.

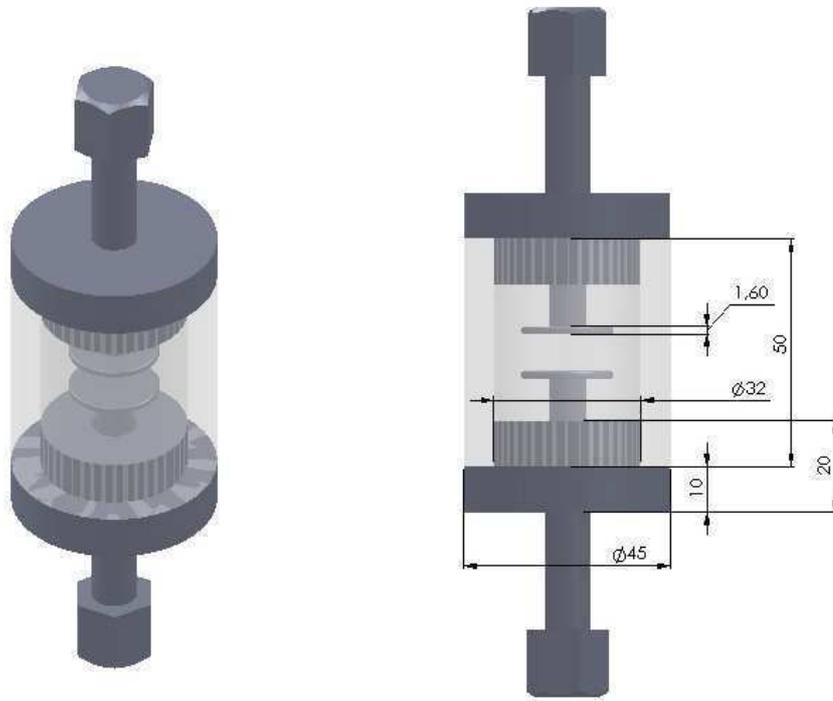


Fonte: Produzida pelo autor.

Com o objetivo de realizar o estudo das características de descargas parciais, foi desenvolvida uma estrutura constituída de um par de eletrodos, conforme apresentado esquematicamente na Figura 28 e em fotografia na Figura 29.

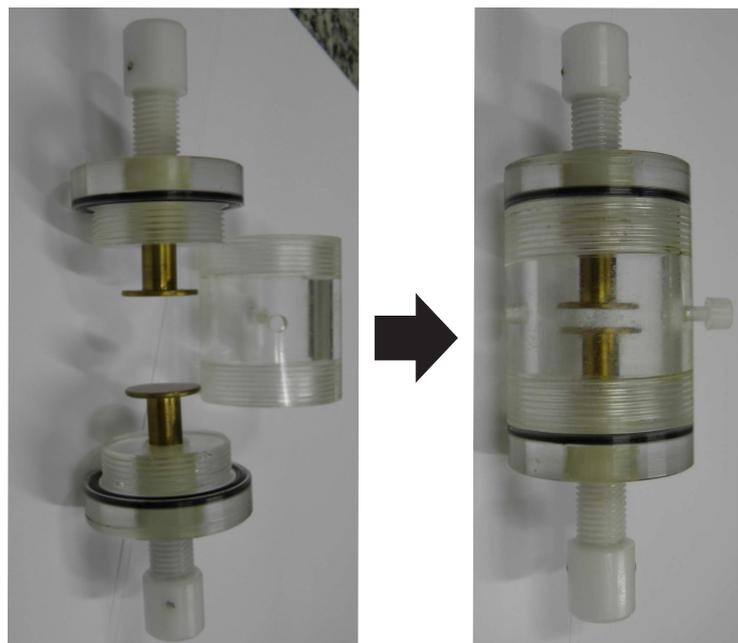
Para a geração das descargas parciais internas, um dos eletrodos deve ser conectado a um potencial de alta tensão e o outro ao terra. O espaçamento entre os eletrodos pode ser manualmente ajustado, além de poder ser preenchido com gás, óleo ou outro material dielétrico.

Figura 28 – Detalhe do projeto da célula geradora de descargas parciais.



Fonte: (NETO et al., 2012).

Figura 29 – Fotografia da célula geradora de descargas parciais.



Fonte: Produzida pelo autor.

Conforme pode-se verificar na Figura 29, foi construído um invólucro externo que tornou a célula hermeticamente fechada. O invólucro é composto por um tubo de acrílico com diâmetro externo de 45 mm e diâmetro interno de 32 mm. No invólucro, o espaço em volta dos corpos de prova foi preenchido com óleo mineral isolante para transformador, do tipo naftênico hidrotratado, com esse procedimento mitiga-se as descargas superficiais e o corona e garante-se somente a geração de descargas parciais internas (entre os eletrodos). Uma fotografia da célula preenchida com óleo isolante para transformador é apresentada na Figura 30.

Figura 30 – Estrutura usada para geração de descargas parciais preenchida com óleo.



Fonte: Produzida pelo autor.

Com o objetivo de proporcionar uma maior diversificação de padrões de descargas parciais inicialmente foram idealizados e construídos corpos de prova com falhas internas, isto é, cavidades. Na concepção dos corpos de prova para a geração de descargas parciais internas foram utilizados quatro diferentes materiais. Na Tabela 2 é apresentada a rigidez

dielétrica característica dos materiais empregados na fabricação dos corpos de prova.

Tabela 2 – Rigidez dielétrica dos materiais usados na fabricação dos corpos de prova.

Nº	Material	Rigidez Dielétrica
1	Fenolite (FR4)	20 kV/mm
2	FDM/ABS	32 kV/mm
3	SLS/Poliamida PA	16 kV/mm
4	Polyjet/Fulcure 720	26 kV/mm

Fonte: Produzida pelo autor.

A escolha do material Nº 1 foi motivada pela ampla disponibilidade do Fenolite (FR4) no mercado, além de apresentar um valor elevado de rigidez dielétrica, característica que assemelha o FR4 aos materiais isolantes usados em equipamentos de alta tensão. Os outros tipos de materiais listados na Tabela 2 (materiais Nº 2 ao Nº 4) foram utilizados nos ensaios graças a parceria institucional firmada entre os laboratórios de Alta Tensão e o Laboratório de Instrumentação e Metrologia Científica da UFCG com o Centro de Tecnologia da Informação Renato Archer situado em Campinas/SP. O critério da escolha dos materiais se deu principalmente pelos altos valores de rigidez dielétrica.

Os corpos de prova construídos utilizando o material Nº 1 são compostos pela sobreposição de placas circulares de fenolite. O objetivo da superposição das placas é simular diferentes configurações/arranjos de falhas existentes em isolamentos de alta tensão. Cada placa circular possui diâmetro de 3 cm com espessura de 1,6 mm. As placas foram coladas entre si, com uma resina epóxi. Em uma das placas circulares internas foram feitos furos com diâmetros de 1 ou 2 mm. A colagem das placas foi feita de maneira criteriosa para não permitir o aparecimento de cavidades, isto é, garantindo somente a presença de ar nas cavidades.

Na Tabela 3 é apresentado um diagrama ilustrativo dos corpos de prova (cavidades) desenvolvidos utilizando o material Nº 1, além de apresentar informações como: diâmetro da cavidade, configuração da falha, ou seja, a quantidade e posição geométrica em relação às placas de fenolite. Observando-se na coluna referente à configuração da falha (coluna 3), as regiões sombreadas correspondem às cavidades criadas, as demais correspondem ao dielétrico de fenolite sem falhas.

Adicionalmente, utilizando a tecnologia de impressão em três dimensões (3D), foram desenvolvidos sete diferentes configurações de defeitos, agora com cavidades esféricas bem definidas, com diâmetros variando entre 0,1 e 1 mm. A representação

Tabela 3 – Configurações de defeitos usados para a geração de descargas parciais - Fenolite.

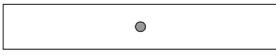
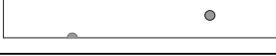
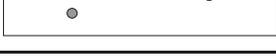
Defeito	Diâmetro da Cavidade (mm)	Configuração da falha
1	2	
2	1	
3	2	
4	1	
5	2	
6	1 0	
7	2	
8	1	
9	2	
10	1	

Fonte: Produzida pelo autor.

gráfica das falhas projetadas são apresentada na Tabela 4. De forma similar, as regiões sombreadas correspondem às cavidades criadas, as demais correspondem aos materiais isolantes sem falhas. A tecnologia adotada não necessita do processo de colagem, isto é, as cavidades são inseridas durante o processo de fabricação das amostras. As amostras utilizadas tanto nos materiais N° 2 ao N° 4 foram projetadas e produzidas com diâmetro e espessura de 3 cm e 3 mm, respectivamente.

As fotografias dos quatro tipos de corpos de prova desenvolvidos (material N° 1 - material N° 4) são apresentadas nas Figuras 31 a 34.

Tabela 4 – Configurações de defeitos usados para a geração de descargas parciais - Impressão 3D.

Defeito	Diâmetro da Cavidade (mm)	Configuração da falha
11	0,1; 0,3; 0,5 e 1,0 mm	
12	0,1; 0,3; 0,5 e 1,0 mm	
13	0,1; 0,3; 0,5 e 1,0 mm	
14	0,1; 0,3; 0,5 e 1,0 mm	
15	0,1; 0,3; 0,5 e 1,0 mm	
16	0,1; 0,3; 0,5 e 1,0 mm	
17	0,1; 0,3; 0,5 e 1,0 mm	

Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 31 – Fotografia do corpo de prova construído com Fenolite (FR4).



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 32 – Fotografia do corpo de prova construído com FDM/ABS.



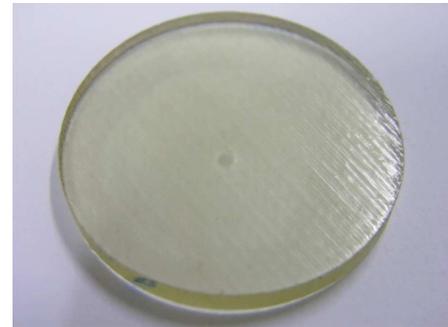
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 33 – Fotografia do corpo de prova construído com SLS/Poliamida PA.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 34 – Fotografia do corpo de prova construído com Polyjet/Fulcure 720.



Fonte: Produzida pelo autor.

A seguir são apresentados os principais métodos utilizados para a realização da pesquisa.

4.2 Medição de Descargas Parciais

Neste trabalho, para realizar a medição das descargas parciais foram utilizados os métodos elétricos convencionais. Na seção a seguir, são apresentados alguns detalhes sobre as técnicas de medição empregadas.

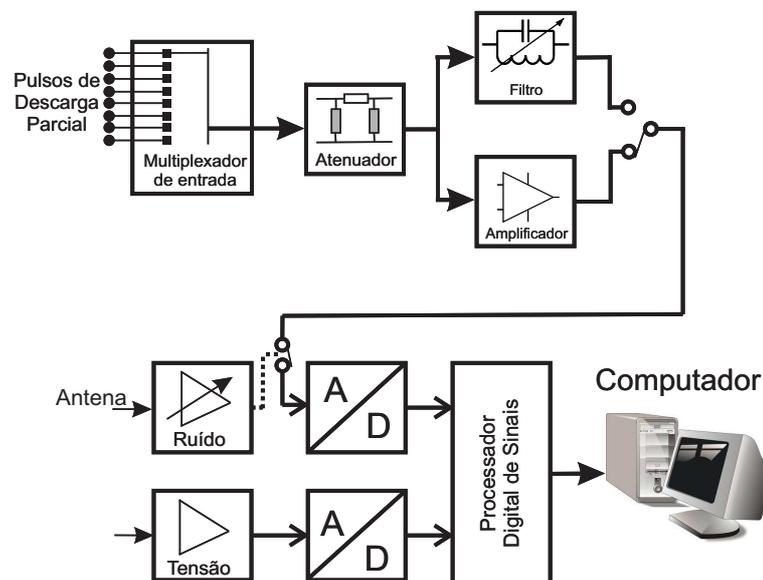
4.2.1 Método Clássico

Conforme visto no Capítulo 2, uma das maneiras mais empregadas para realizar a medição de sinais de descargas parciais é utilizar sistemas baseados na norma IEC 60270 de 2000. Dentre as diversas opções disponíveis comercialmente, tem-se o sistema comercial LDS-6, fabricado pela Doble Lemke®. O sistema possui dois canais independentes para a aquisição de sinais. Os conversores analógico digital (A/D) são do tipo *flash* com taxa de amostragem de 10^6 amostras/s, o que permite medições de até 500 kHz (acima da frequência recomendada pela norma IEC 60270 de 2000). A resolução do conversor A/D é de 12 bits, com a resolução para medição de pulsos de até $10 \mu s$. As informações sobre a configuração interna do equipamento de medição foi obtida após contato com o fabricante, visto que tais informações não se encontram disponibilizadas em sua página da internet.

A supressão de ruídos externos é feita utilizando os sinais oriundos de uma antena específica, que são digitalizados a partir de um canal de aquisição independente e posteriormente servem como referência para a filtragem dos ruídos existentes no ambiente de medição. Na Figura 35 apresenta-se arquitetura interna do sistema LDS-6 (RUSSWURM, 2000).

Alguns dispositivos (ex. inversores de frequência, reatores de lâmpadas, etc.) produzem impulsos eletromagnéticos com espectro muito similar ao espectro de frequências gerado pelos sinais de descargas parciais, o que dificulta significativamente a filtragem do sinal de ruído. A distinção entre os sinais de ruído e os pulsos de descargas parciais é feita por meio de análise estatística dos sinais de ruído obtidos a partir de uma antena que integra o sistema de medição. A impedância de medição usada no laboratório foi a LDM-5, também produzida pela Doble Lemke, que possui largura de banda de 20 MHz e permite a medição de correntes de até 5 A.

Figura 35 – Representação do circuito interno LDIC.



Fonte: Produzida pelo autor.

4.2.2 Medição de Sinais de Descargas Parciais com Sensor de Corrente Indutivo

Para o desenvolvimento da pesquisa foram adquiridos três sensores indutivos de alta frequência (HFCT - *High Frequency Current Transformer*), disponibilizados comercialmente. Além desses tipos de sensores possuírem uma larga faixa de frequência, eles também possuem um custo inferior quando comparados aos sistemas comerciais mais sofisticados.

Um dos sensores indutivos foi fabricado e comercializado pela Bergoz Instrumentation, modelo FCT-055-20:1-WB. O dispositivo apresenta um tempo de subida inferior a 175ps, correspondente a 2 GHz de frequência de corte superior (-3 dB). O sinal de saída é na forma de corrente a ser convertida para tensão por uma carga de 50 Ω . O núcleo é uma composição de liga amorfa CoFe e ligas nanocristalinas (BERGOZ INSTRUMENTATION, 2012).

Os outros dois sensores foram fabricados e comercializados pela HVPD (High Voltage Partial Discharge - www.hvpd.co.uk). Um deles, modelo HFCT 220/150, possui resposta em frequência na faixa de 100 kHz a 10 MHz, com uma sensibilidade de 2,8 mV/mA, com tempo de subida superior a 35 ns quando conectado a uma carga de 50 Ω . O segundo sensor, também fabricado e comercializado HVPD, possui resposta em frequência entre 100 kHz a 12 MHz, com uma sensibilidade de 3,2 mV/mA.

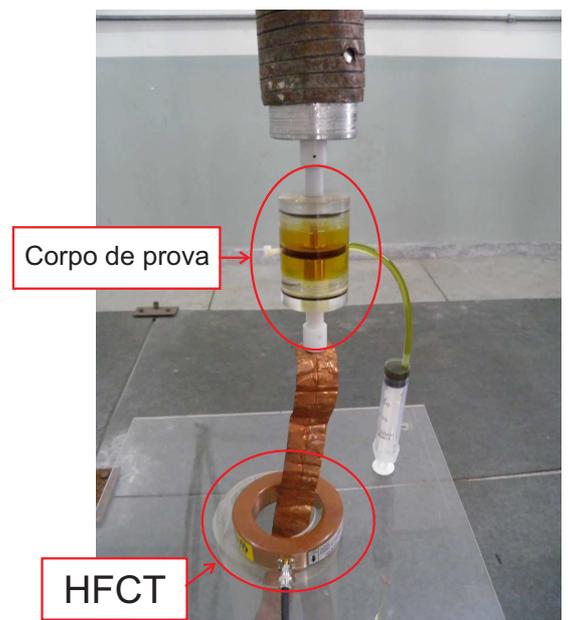
Os resultados obtidos com esses tipos de sensores foram comparados com os sinais medidos utilizando o sistema baseado na norma IEC 60270. O arranjo usado para a medição é apresentado na Figura 37. As medições usando o HFCT foram realizadas simultaneamente às medições usando o equipamento LDIC.

Figura 36 – Fotografia do arranjo de medição de descargas parciais usando um HFCT.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 37 – Detalhe da medição de descargas parciais usando um HFCT.



Fonte: Produzida pelo autor.

Dessa forma, ao realizar a geração e medição de descargas parciais, atende-se o primeiro requisito (testes de corpos de prova) no desenvolvimento de um sistema de identificação de falhas de isolamento a partir de medições de descargas parciais.

Na sequência, é apresentada a metodologia empregada no processamento dos sinais de descargas parciais. Em um primeiro instante foi avaliada a Transformada Wavelet na filtragem dos sinais adquiridos, em seguida foi feita a validação dos sinais obtidos nas medições e na continuação foi realizado o processamento estatístico dos sinais. Por fim, é apresentada a metodologia usada na classificação das fontes de descargas parciais, utilizando redes neurais artificiais.

4.3 Filtragem dos Sinais de Descargas Parciais

Para a classificação dos sinais de descargas parciais torna-se necessário a filtragem dos ruídos que prejudicam a medição e análise dos sinais de descargas parciais tanto em laboratório quanto em campo. Considerando a disponibilidade de sinais de descargas parciais sem nenhum tipo de processamento, obtidos utilizando os transformadores de corrente de alta frequência, faz-se necessário realizar a filtragem dos ruídos.

Neste trabalho, realizou-se a avaliação da Transformada Wavelet Discreta (TWD) como ferramenta computacional para filtragem digital dos possíveis ruídos prejudiciais às medições de descargas parciais. Dentre as ferramentas de filtragem digital apresentadas na bibliografia, a escolha da Transformada Wavelet se deu principalmente pela sua capacidade de otimizar a análise de sinais localizados e não-estacionários, tais como os pulsos de descargas parciais (MOTA et al., 2011).

4.3.1 Geração de Ruídos

Conforme visto no Capítulo 2, um dos principais parâmetros a ser ajustado ao se utilizar a Transformada Wavelet na filtragem de sinais consiste na escolha da wavelet mãe. A Transformada Wavelet é uma medida de similaridade, ou seja, quanto mais similar o sinal original for da wavelet mãe, melhores serão os resultados da filtragem (WEEKS, 2012). Com relação a supressão/atenuação das interferências que afetam as descargas parciais, a melhor wavelet é aquela que é capaz de gerar o maior número de coeficientes de decomposição (N) com os valores máximos possíveis. Visando determinar a wavelet mãe mais apropriada à filtragem de sinais de descargas parciais foram simulados alguns dos principais tipos de interferências aditivas que podem afetar o processamento do sinal em interesse.

4.3.1.1 Ruído de Espectro Discreto - DSI

Considerando que a maioria das transmissões de rádio ocupam um espectro de frequência específico (LATHI, 1998), foi gerado um sinal de ruído aditivo constituído por uma combinação de sinais compreendidos na faixa de 530 - 1700 kHz (Faixa de ondas médias e modulação em amplitude) para simular as interferências de espectro discreto (ZHOU; ZHOU; KEMP, 2005b). A adoção dessa faixa de valores foi baseada no artigo (ZHOU; ZHOU; KEMP, 2005a).

A expressão matemática usada na geração dos sinais DSI é apresentada a seguir (ZHOU; ZHOU; KEMP, 2005a).

$$e(t) = \sum_{i=1}^{12} (c + m * \text{sen}(2\pi f_m t)) * \text{sen}(2\pi f_i t), \quad (4.1)$$

sendo c a amplitude da portadora, m a amplitude do sinal modulado, f_m a frequência do sinal modulado e f_i a frequência da onda portadora. Nas simulações, os parâmetros utilizados foram: $c = 1$, $m = 0,4$, $f_m = 1$ kHz, $f_i = [0, 1, 2, \dots, 11]$ MHz, com intervalos de 1 MHz entre cada frequência (MACEDO et al., 2012).

4.3.1.2 Ruído Branco

O ruído branco é definido como um ruído não-correlacionado, com potência igual em todas as frequências. Como o ruído branco possui a mesma potência em todas as frequências na faixa entre $\pm\infty$, teoricamente a sua potência é infinita (VASEGHI, 2000). Simulou-se o ruído branco aditivo utilizando uma função específica do ambiente computacional Matlab ©.

4.3.2 Rotina de Filtragem Baseada em Transformada Wavelet

Uma vez conhecidos alguns dos tipos de interferências que podem estar presentes nas medições de descargas parciais torna-se necessário proceder a filtragem. Para tanto foi desenvolvida uma rotina computacional com esta finalidade. Assim, são apresentadas as etapas adotadas para o desenvolvimento da rotina computacional no ambiente Matlab® baseada em TWD capaz de realizar a supressão/atenuação de ruídos.

Inicialmente, gerou-se um sinal digital característico de descarga parcial, conforme apresentado na Figura 38, e em seguida, calculou-se a sua energia (MOTA et al., 2011), (ZHANG et al., 2007).

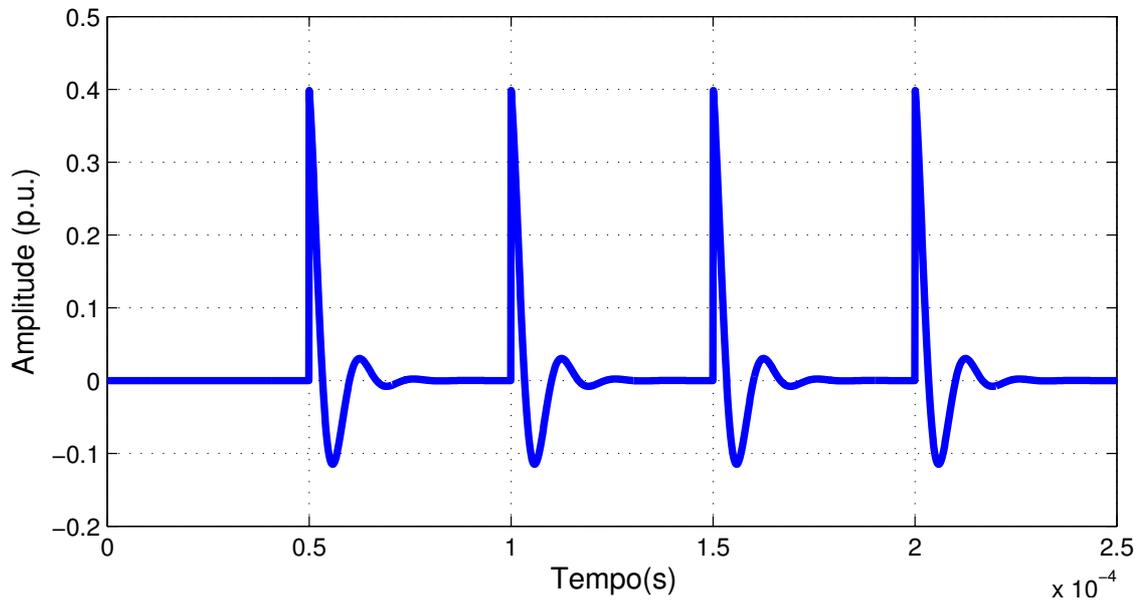
De acordo com (ZHAOHENG; SHANGHE; LEI, 2010) esse tipo de pulso é denominado de oscilatório decrescente, e é obtido quando se realiza a medição de descargas parciais utilizando impedâncias de medição do tipo RLC. Matematicamente o pulso é representado por:

$$V(t) = A \operatorname{sen}(2\pi f_c t) (e^{\frac{-t}{t_1}} - e^{\frac{-t}{t_2}}) \cdot u(t), \quad (4.2)$$

sendo A o valor de pico do pulso, t_1 e t_2 as constantes de tempo que determinam os parâmetros típicos de um pulso de descarga parcial, tais como, tempo de subida, largura do pulso e tempo de decaimento. O parâmetro f_c é a frequência oscilatória do pulso (HAO; LEWIN; SWINGLER, 2008).

Na sequência, foi simulado o primeiro tipo de ruído, o DSI, de acordo com a Expressão 4.1, e a partir desse sinal de ruído, foram gerados 400 sinais diferentes entre si, obtidos pela multiplicação ponto a ponto do sinal de ruído original, por um escalar. O escalar varia entre 0,01 e 4 e possibilita a obtenção de relações sinal-ruído variando entre 5,92 dB e -46,12 dB. O mesmo procedimento foi realizado para o ruído branco.

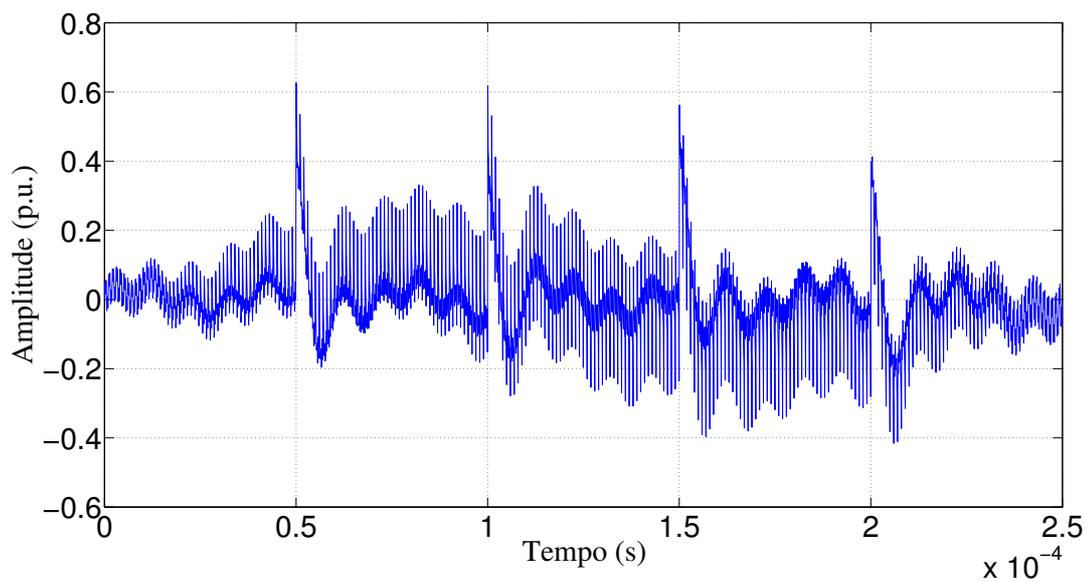
Figura 38 – Simulação de sinal característico de descargas parciais.



Fontes: Reproduzido do artigo (ZHANG et al., 2007).

Um exemplo do sinal de ruído simulado, adicionado ao sinal original, pode ser visualizado na Figura 39.

Figura 39 – Ruído aditivo de espectro discreto simulado.



Fonte: Produzida pelo autor.

Após a geração dos sinais de interesse, partiu-se para a implementação da TWD. Para medições em campo e em tempo real, as interferências excessivas causam uma relação sinal-ruído muito baixa, o que faz com que a maior parte da informação seja perdida em processos de filtragem convencionais (MOTA et al., 2008).

Em geral, a supressão/atenuação de ruídos utilizando wavelet envolvem três etapas, que são descritas a seguir (ZHAOHENG; SHANGHE; LEI, 2010):

Decomposição: Além da escolha da wavelet mãe, é necessário escolher até que nível N será feita a decomposição;

Selecionar o limiar correto dos coeficientes de detalhes: Para cada nível, de 1 a N , é necessário selecionar e aplicar o valor de limiar correto, brusco ou suave, a ser aplicado aos coeficientes de detalhes;

Reconstrução: Realizar a reconstrução do sinal utilizando os coeficientes de aproximação originais até o nível N e os coeficientes de detalhes modificados.

Seguindo esse procedimento, optou-se por fixar o número de níveis N no qual a Transformada Wavelet realizou a decomposição e variou-se a família da wavelet. Após a revisão bibliográfica, verificou-se a existência de quatro famílias principais de wavelet-mãe, são elas: Daubechies, Coiflets, Biortogonal e Biortogonal Reversa (MISITI et al., 1996). As wavelets mãe estudadas estão listadas na Tabela 5. Dessa maneira, realizou-se o cálculo da Transformada Wavelet utilizando todas as variações disponíveis das quatro famílias e verificou-se qual família apresenta melhores resultados na filtragem dos sinais de descargas parciais corrompidos. Os resultados obtidos da comparação são apresentados no Capítulo 5.

Tabela 5 – Famílias wavelets usadas na filtragem de sinais de descargas parciais.

Famílias Wavelets	
Daubechies	'db1' ou 'haar', 'db2', ... , 'db45'.
Coiflets	'coif1', 'coif2', 'coif3', 'coif4', 'coif5'.
Biorthogonal	'bior1.1', 'bior1.3', 'bior1.5', 'bior2.2', 'bior2.4', 'bior2.6', 'bior2.8', 'bior3.1', 'bior3.3', 'bior3.5', 'bior3.7' 'bior3.9', 'bior4.4', 'bior5.5', 'bior6.8'.
Reverse Biorthogonal	'rbio1.1', 'rbio1.3', 'rbio1.5', 'rbio2.2', 'rbio2.4', 'rbio2.6', 'rbio2.8', 'rbio3.1', 'rbio3.3', 'rbio3.5', 'rbio3.7' 'rbio3.9', 'rbio4.4', 'rbio5.5', 'rbio6.8'.

Fonte: Reproduzida de (MISITI et al., 1996).

Para realizar a análise do sinal utilizando a TWD, foi utilizada uma função do ambiente Matlab®, chamada de *wavedec*, que realiza a decomposição wavelet e fornece

os valores dos coeficientes dos detalhes e aproximações da análise wavelet de um sinal qualquer. A função possui a seguinte sintaxe:

$$[C, L] = \text{wavedec}(X, N, 'wname') \quad (4.3)$$

A função `wavedec` realiza a análise wavelet utilizando a família wavelet especificada por `wname` de um sinal qualquer X até um determinado nível N , e retorna os coeficientes de aproximação e detalhes C de cada nível. O Parâmetro L corresponde ao comprimento do vetor de coeficiente calculado (MISITI et al., 1996).

Para atender o segundo requisito, ou seja, a escolha do limiar de corte dos coeficientes de detalhes da decomposição wavelet, utilizou-se uma técnica de determinação automática do limiar proposta por (MA; ZHOU; KEMP, 2002). que é uma abordagem intermediária entre o limiar brusco e o suave, e é descrita por:

$$\lambda_j = \frac{\sigma_j}{0,6745} \cdot \sqrt{2 \cdot \log n_j}, \quad (4.4)$$

sendo λ_j o valor do limiar no nível j e σ_j é o valor do ruído estimado no nível j . O Parâmetro n_j corresponde ao número dos coeficientes da wavelet no nível j .

De acordo com (MISITI et al., 1996) e (DONOHO, 1995), a grande maioria dos modelos de estimação de limiar, incluindo o estimador não tendencioso do risco de Stein (*Sure – Stein Unbiased Risk Estimator*), são apropriados para a supressão de ruído branco. Para a supressão de ruídos de tipo indeterminado, é necessário a utilização do limiar apresentado na Expressão 4.4.

Analisando a Expressão 4.4, verifica-se a existência de dois termos: o da direita, $\sqrt{2 \cdot \log n_j}$, é usado para calcular o limiar básico, usado em ruídos do tipo branco, já o termo da esquerda, $\sigma_j/0,6745$, é um fator de escala (MA; ZHOU; KEMP, 2002). O valor 0,6745 significa o 3º quartil de uma distribuição normal, termo bastante conhecido quando se trata de estudos de regressão linear (GROß, 2003).

Para a reconstrução do sinal X utilizando a transformada wavelet discreta a partir dos valores dos coeficientes de detalhes e aproximações, foi utilizada outra função existente no ambiente Matlab, chamada de "`waverec`". A função possui a seguinte sintaxe:

$$X = \text{waverec}(C, L, 'wname'), \quad (4.5)$$

sendo C , L e `wname` os mesmos parâmetros apresentados na Expressão 4.3. O domínio das técnicas de utilização das funções do ambiente Matlab, assim como, a determinação otimizada do limiar aplicado aos coeficientes de detalhes, permitiram a implementação da rotina de supressão/atenuação de ruído de descargas parciais, conforme será visto no Capítulo 5. Após a utilização da rotina desenvolvida, foram utilizados alguns critérios de avaliação, para poder se afirmar que o resultado da filtragem utilizando a Transformada Wavelet foi satisfatória ou não. A seguir são apresentados os critérios utilizados na avaliação dos resultados obtidos após a filtragem.

4.3.3 Critérios de Avaliação da Filtragem

Com o intuito de avaliar o desempenho da filtragem dos sinais de descargas parciais, foram utilizados dois critérios específicos de processamento digitais de sinais apresentados por (SATISH; NAZNEEN, 2003; HAO; LEWIN; SWINGLER, 2008; ZHOU; ZHOU; KEMP, 2005a), sendo eles:

- Relação Sinal-Ruído (SNR)
- Correlação Cruzada

A utilização de apenas um desses critérios, não fornece informação suficiente para se ter uma noção completa da eficiência da filtragem do sinal. A seguir são apresentados alguns detalhes de cada critério utilizado.

4.3.3.1 Relação Sinal-Ruído (SNR)

A SNR representa quanto do sinal de interesse está degradado. A SNR é calculada pela razão entre a energia do sinal e a energia do ruído, e é dada por:

$$SNR = 10. \log \left\{ \frac{\sum_{k=1}^L s^2(k)}{\sum_{k=1}^L [x(k) - s(k)]^2} \right\}, \quad (4.6)$$

sendo $x(k)$ o sinal degradado, formado pela adição do sinal original $s(k)$ a um ruído aditivo $n(k)$, e L é o número de amostras do sinal.

4.3.3.2 Correlação Cruzada

A Correlação Cruzada (CCR), em sua forma normalizada é descrita por:

$$CCR = \frac{1}{L} \cdot \frac{\sum_{n=1}^L \{[Y(n) - E[Y]] \cdot [S(n) - E[S]]\}}{\sigma_Y \cdot \sigma_S}, \quad (4.7)$$

tem-se que $E[Y]$ denota o operador valor esperado, σ_Y e σ_S denotam os desvios padrões do sinal processado e do sinal ideal, L corresponde ao comprimento dos vetores sob análise. O valor da correlação cruzada varia no intervalo $-1 \leq CCR \leq 1$.

Dando continuidade ao trabalho, verificou-se que ao se implementar uma técnica capaz de realizar a filtragem dos sinais de descargas parciais, atendeu-se o segundo requisito no desenvolvimento de um sistema de identificação de falhas de isolamento a partir da geração e medições de sinais de descargas parciais.

A seguir, é apresentada uma descrição sucinta do procedimento empregado na extração de atributos dos sinais de descargas parciais obtidos durante as medições de descargas parciais em laboratório.

4.4 Extração de Atributos dos Sinais de Descargas Parciais

Após a aquisição, filtragem e validação dos sinais de descargas parciais, realizou-se a determinação das grandezas básicas e deduzidas, assim como, dos operadores estatísticos apresentados na Seção 2.5.4. Além disso, foram avaliadas e calculadas funções de distribuição de probabilidade levando em consideração a ocorrência dos pulsos de descargas parciais em relação à fase da tensão aplicada.

As distribuições de probabilidade obtidas foram:

- Distribuição da contagem dos pulsos, $H_n(\varphi)$; que representa o número de descargas observadas em cada janela de fase em função do ângulo de fase;
- Distribuição da magnitude média dos pulsos de descargas parciais, expressa por $H_{qn}(\varphi)$, que representa a amplitude média em cada janela de fase em função do ângulo de fase;
- Distribuição dos valores de pico das descargas parciais, denotado por $H_{qi(pico)}(\varphi)$, também observadas em cada janela de fase em função do ângulo de fase.

No Capítulo 5, são apresentados alguns dos principais resultados obtidos a partir da avaliação estatística dos sinais de descargas parciais.

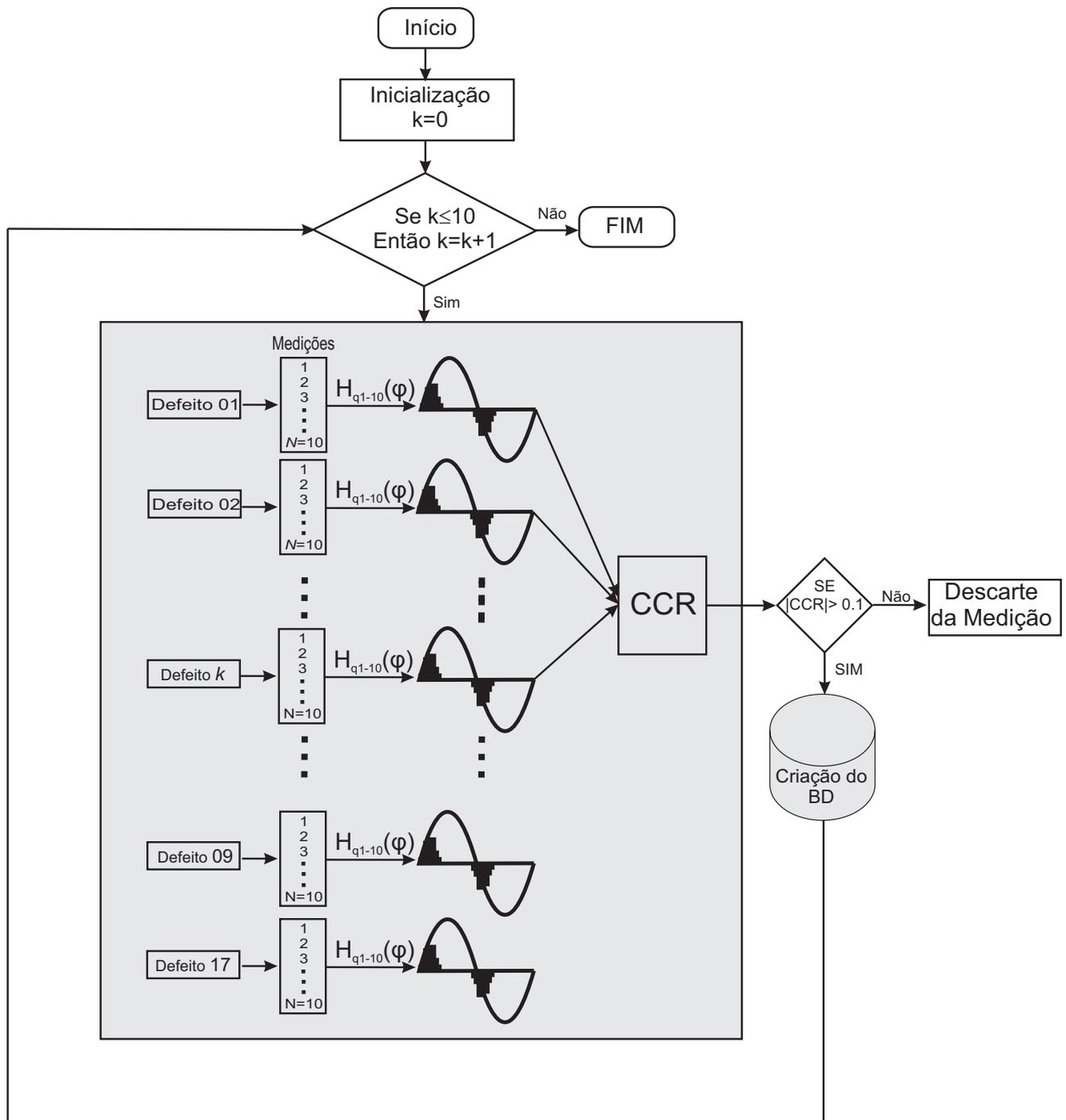
Após a extração de atributos que caracterizam os sinais de descargas parciais, foi desenvolvido um procedimento experimental que permite a validação do banco de dados obtido durante o processo de medição dos sinais de descargas parciais realizado em laboratório. Dessa maneira, na seção a seguir, será apresentada a metodologia adotada para a validação automática do banco de dados.

4.5 Validação do Banco de Dados após Medição dos Sinais de Descargas Parciais

Para verificar a validade dos dados com relação ao tempo, foram realizadas 10 medições consecutivas dos sinais de descargas parciais para cada corpo de prova (Nº 1 - Nº 17). Os corpos de prova foram submetidos a quatro diferentes valores de tensão (15, 20, 25 e 30 kV). Os sinais de descargas parciais de cada medição foram armazenados durante 20 segundos utilizando o sistema comercial LDIC. A adoção desse sistema de medição para validação do banco de dados, deu-se principalmente pela possibilidade de atenuação automática de interferências. Mesmo a filtragem realizada pelo equipamento LDIC sendo bastante relevante neste trabalho, a técnica de filtragem não é detalhada no manual do equipamento e por isso não foi avaliada.

O procedimento utilizado na criação do banco de dados é representado graficamente na Figura 40. O procedimento pode ser usado em experimentos realizados para um determinado valor de tensão e um número constante de ciclos da tensão aplicada. Para avaliar o comportamento dos sinais de descargas parciais em regime permanente, para cada nível de tensão aplicada, foram criados três bancos de dados distintos, um correspondente a 100 ciclos da tensão aplicada, outro com 500 e o último correspondente a 1000 ciclos da tensão aplicada. Dessa forma, para cada medição foram criados bancos de dados secundários, totalizando inicialmente 120 sinais para cada tipo de defeito. O interesse em avaliar as descargas parciais em diferentes períodos de tempo, foi de avaliar se existe diferença significativa na ocorrência dos pulsos com o passar do tempo, devido à característica aleatória do fenômeno.

Figura 40 – Fluxograma do processo de validação do banco de dados após medições de descargas parciais para um nível de tensão pré-estabelecido.



Fonte: Produzida pelo autor.

Para cada sinal obtido, foram calculados histogramas dos valores de pico $H_{q_i(pico)}(\varphi)$ correspondente a cada banco de dados (100, 500 e 1000 períodos) e tipo de defeito. Para assegurar a confiabilidade dos dados, os pontos correspondentes aos

100 primeiros ciclos da tensão aplicada foram desprezados, com o objetivo de eliminar eventuais sinais transitórios.

Para verificar se o banco de dados corresponde a uma medição válida, foi calculada a correlação cruzada (CCR) entre cada histograma $H_{q_i(\text{pico})}(\varphi)$ gerado. Se o valor absoluto da correlação for superior a 0,1, então a medição é considerada válida, caso contrário, o sinal é descartado. Esse valor de 0,1 foi considerado aleatoriamente como sendo o valor mínimo aceitável de similaridade entre os dois histogramas. O processo é repetido até que todos os sinais medidos tenham sido avaliados (17 defeitos x 10 medições para cada defeito x 4 valores de tensão aplicada x 3 intervalos de tempo diferentes (100, 500 e 1000 ciclos)) entre si. Após a avaliação dos sinais, a medição é considerada válida, e a extração de atributos é consolidada. Os resultados obtidos serão apresentados no Capítulo 5. Após cada processo de avaliação, o pior caso encontrado foi quando ocorreu o descarte máximo de aproximadamente 70% das amostras obtidas.

Conforme apresentado no início deste capítulo, o último requisito necessário para implementar um sistema de identificação de falhas de isolamento a partir da medição de descargas parciais, consiste em implementar classificadores de dados adequados, que podem ser baseados em técnicas de inteligência artificial. Dessa maneira, na seção a seguir, será apresentada a metodologia adotada para realizar a classificação dos defeitos de descargas parciais utilizando as redes neurais artificiais.

4.6 Classificação de Padrões de Sinais de Descargas Parciais

Após o cálculo dos operadores estatísticos apresentados na Seção 2.5.4, os resultados obtidos foram utilizados como entrada de uma rede neural artificial multi-camada do tipo *perceptron*.

Foram usados na entrada da RNA onze diferentes parâmetros, os quais foram adquiridos em relação a fase da tensão aplicada, ou seja, foram obtidos padrões PRPD (*Phase-Resolved Partial Discharge*). Os seguintes parâmetros foram usados na camada de entrada da RNA:

- $Pico_{(+)}$ - Representa o operador referente aos valores de pico dos pulsos correspondentes ao semi-ciclo positivo da tensão aplicada;
- $Média_{(+)}$ - Valores médio da distribuição dos semi-ciclos positivos;
- $Std_{(+)}$ - Desvio padrão dos pulsos da distribuição para o semi-ciclo positivo;
- $Sk_{(+)}$ - Assimetria da distribuição calculada para o semi-ciclo positivo da tensão aplicada;

- $Ku_{(+)}$ - Curtose da distribuição calculada para o semi-ciclo positivo;
- $Pico_{(-)}$ - Representa o operador referente aos valores de pico do semi-ciclo negativo da tensão aplicada;
- $Média_{(-)}$ - Valores médios da distribuição dos semi-ciclos negativo;
- $Std_{(-)}$ - Desvio padrão dos pulsos da distribuição para o semi-ciclo negativo;
- $Sk_{(-)}$ - Assimetria da distribuição calculada para o semi-ciclo negativo da tensão aplicada;
- $Ku_{(-)}$ - Curtose da distribuição calculada para o semi-ciclo negativo;
- Tensão - Tensão aplicada ao corpo de prova.

Na sequência, foram implementadas topologias de RNA do tipo *Feed-forward*. O algoritmo de treinamento foi o *Levenberg-Marquardt backpropagation* e foram usadas inicialmente funções de ativação do tipo sigmóide tangente hiperbólica ('tansig') em cada camada, porém também foram avaliadas as funções de ativação: linear ('purelin'), sigmóides ('logsig') e linear com saturação ('satlin').

O treinamento de uma RNA consiste em conseguir efetuar adaptação de seus pesos sinápticos, de modo que a rede neural fique bem treinada e aprenda o suficiente. Desta forma, o processo de aprendizagem se transforma em uma escolha de parâmetros da rede para um conjunto de dados. Neste caso, a escolha dos padrões a serem apresentados à rede durante a etapa de treinamento é de extrema importância. Eles devem ser representativos, de forma que seu conteúdo de informação seja o maior possível para a tarefa considerada.

No processo de treinamento é comum tornar aleatória a ordem em que os exemplos são apresentados à RNA de uma época para a seguinte. A aleatoriedade garante que os exemplos sucessivos apresentados à rede raramente pertençam à mesma classe e sim que eles sejam radicalmente diferentes.

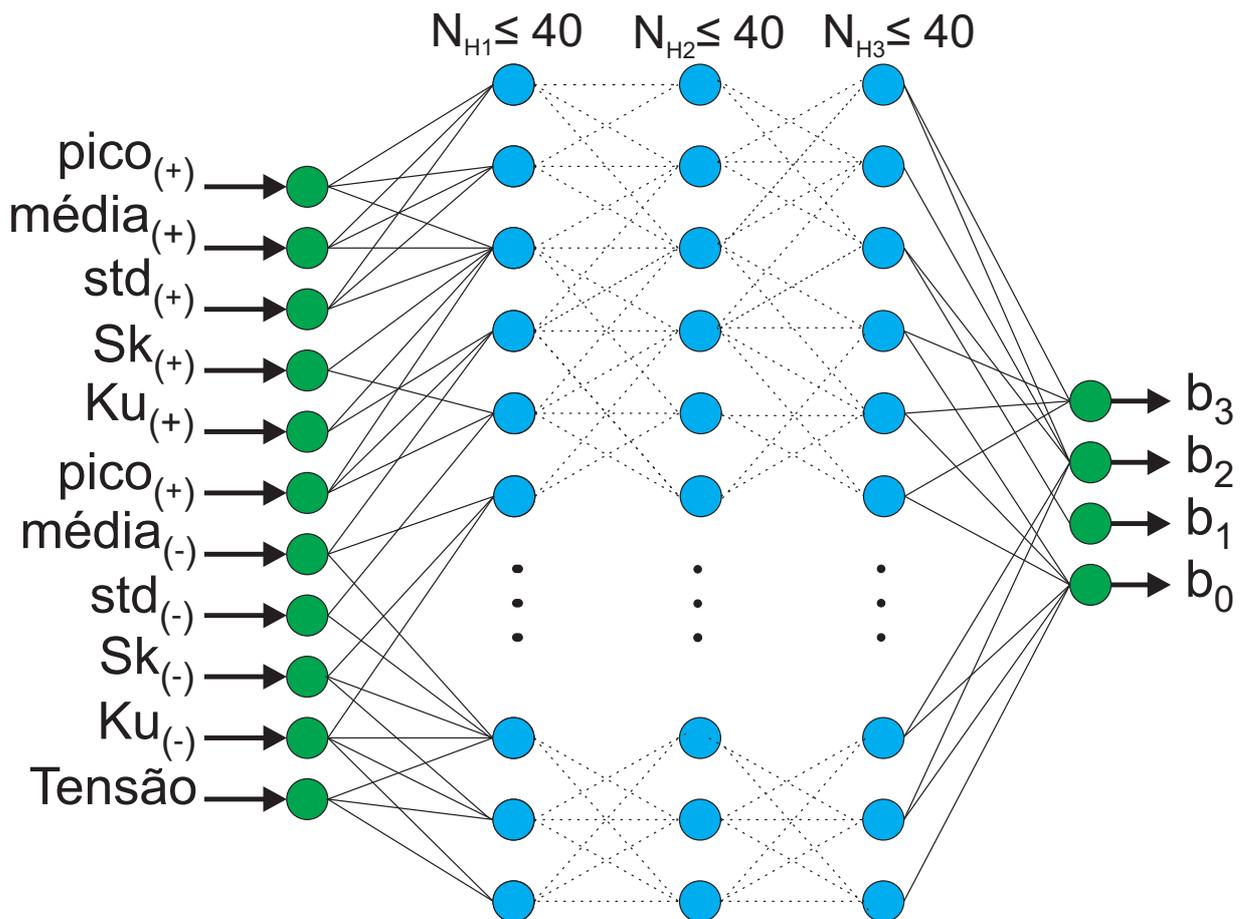
Uma preocupação durante a etapa de treinamento consiste em evitar o treinamento excessivo da rede de forma que o reajuste efetuado nos pesos ao invés de reduzir o erro gradativamente, passe a aumentar a cada iteração, chamado de *overtraining* (treinamento excessivo) (HAYKIN, 1997). Ele pode fazer com que o algoritmo nunca venha a convergir e que nenhum critério de parada do algoritmo seja atingido. Nesse ponto, diz-se que a rede não consegue adquirir a capacidade de generalização.

O treinamento excessivo pode ser causado pela arquitetura da rede ser inadequada para aquela aplicação ou o conjunto de treinamento que não consiga retratar de forma representativa o conhecimento que deve ser adquirido pela rede. Pensando nisso, inicialmente adotou-se uma RNA composta por uma camada oculta e avaliou-se de

forma iterativa a quantidade de neurônios necessários para que a taxa de acerto fosse igual ou superior a 95%. Caso esse valor de taxa de acerto não fosse obtida com a utilização de no máximo 40 neurônios na 1ª camada, uma nova camada seria adicionada automaticamente à camada oculta da RNA. O número de neurônios de cada camada foi definido empiricamente, mas com cuidado para não se utilizar um número exagerado de neurônios, o que poderia levar a rede a memorizar os dados de treinamento (*overfitting*), em vez de extrair as características gerais que permitem a generalização, nem um número muito pequeno, que poderia forçar a rede a gastar tempo em excesso tentando encontrar uma representação ótima (BEALE; HAGAN; DEMUTH, 2013). O processo foi repetido também para topologias de RNA contendo duas e três camadas ocultas.

A representação gráfica da RNA implementada é apresentada na Figura 41. Em todas as topologias de RNA adotou-se uma codificação de quatro bits na saída para rotular cada corpo de prova apresentado na Tabela 3.

Figura 41 – Representação esquemática da RNA múltiplas camadas implementada.



Fonte: Produzida pelo autor.

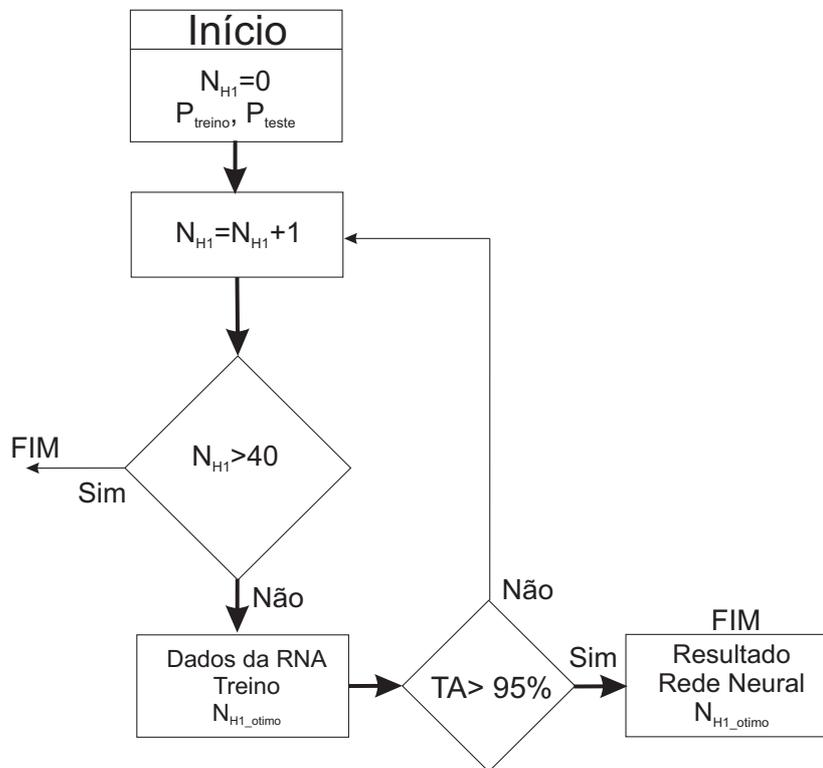
Do banco de dados validados, foram escolhidos aleatoriamente, 70% dos sinais

de descargas parciais para o processo de treinamento, P_{treino} e os 30% restantes para o processo de teste, P_{teste} . De acordo com o manual de operação do *toolbox* de redes neurais (BEALE; HAGAN; DEMUTH, 2013), o banco de dados de treino P_{treino} é subdividido por padrão de forma aleatória em três subconjuntos, os de treino, validação e teste.

Os dados correspondentes ao banco de dados de treino P_{treino} é subdividido de acordo com a proporção de 0,7, 0,15 e 0,15, o que corresponde aos dados de treino, teste e validação, respectivamente. De acordo com essa funcionalidade, os 30% reservados inicialmente são dados totalmente inéditos no processo de teste da RNA.

O fluxograma de funcionamento da RNA de apenas 1 camada oculta é apresentado na Figura 42.

Figura 42 – Fluxograma RNA com 1 camada oculta.



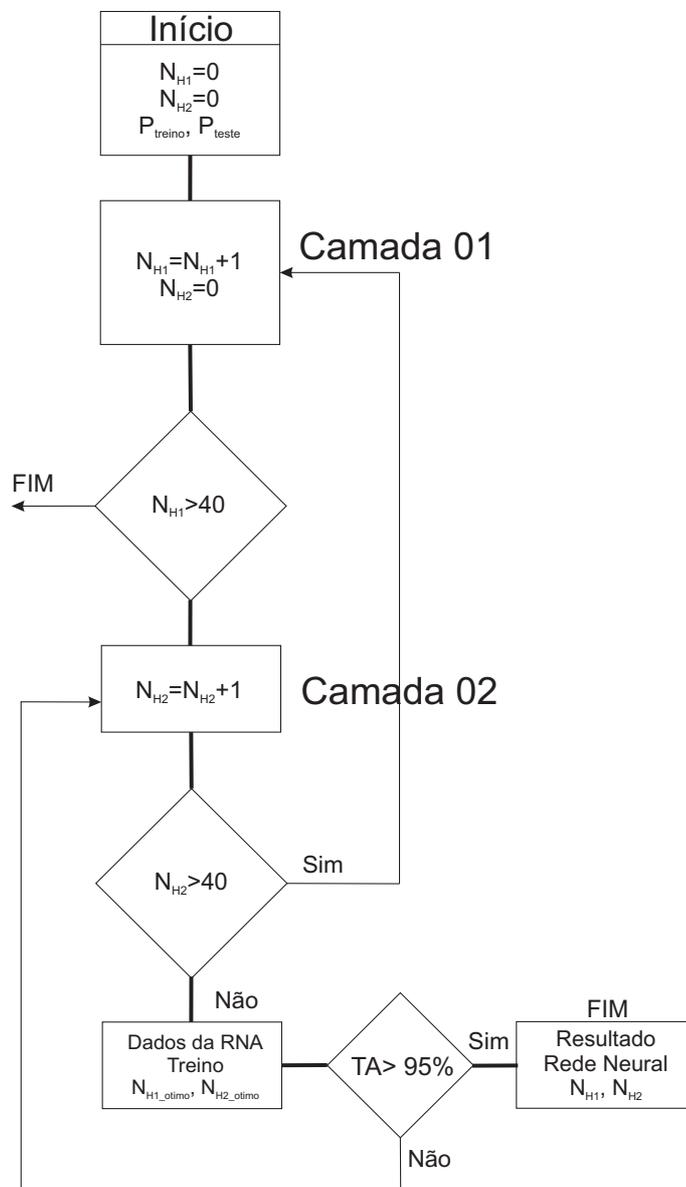
Fonte: Produzida pelo autor.

O funcionamento da rede neural pode ser explicado de forma simplificada como: a RNA é inicializada com o número de neurônios da primeira camada igual a zero, ($N_{H1} = 0$), neste momento também são inseridas as informações acerca do banco de dados de treino e teste, (P_{treino} e P_{teste}). Na sequência, há um incremento no número de neurônios da 1ª camada oculta ($N_{H1} = N_{H1} + 1$) e realiza-se o teste no número de neurônios usados até o momento, que em nossa aplicação foi limitado aleatoriamente em 40. Caso essa condição não seja satisfeita, ocorre a continuidade do processo, ou seja, a RNA é

treinada e verifica-se se a taxa de acerto global é superior a 95%, caso essa condição seja satisfeita, apresenta-se o resultado da topologia otimizada da RNA (número de neurônios da 1ª camada, taxa de acerto, pesos, etc) caso contrário, ocorre um novo incremento do número de neurônios da camada oculta sob análise, e o processo é reiniciado. Um processo similar foi adotado, agora considerando redes neurais com duas e três camadas ocultas. Neste caso todas as possíveis combinações para um número máximo de 40 neurônios em cada camada foram avaliadas.

Os fluxogramas do processo iterativo de identificação da melhor topologia da RNA com duas e três camadas ocultas são apresentados nas Figuras 43 e 44 respectivamente.

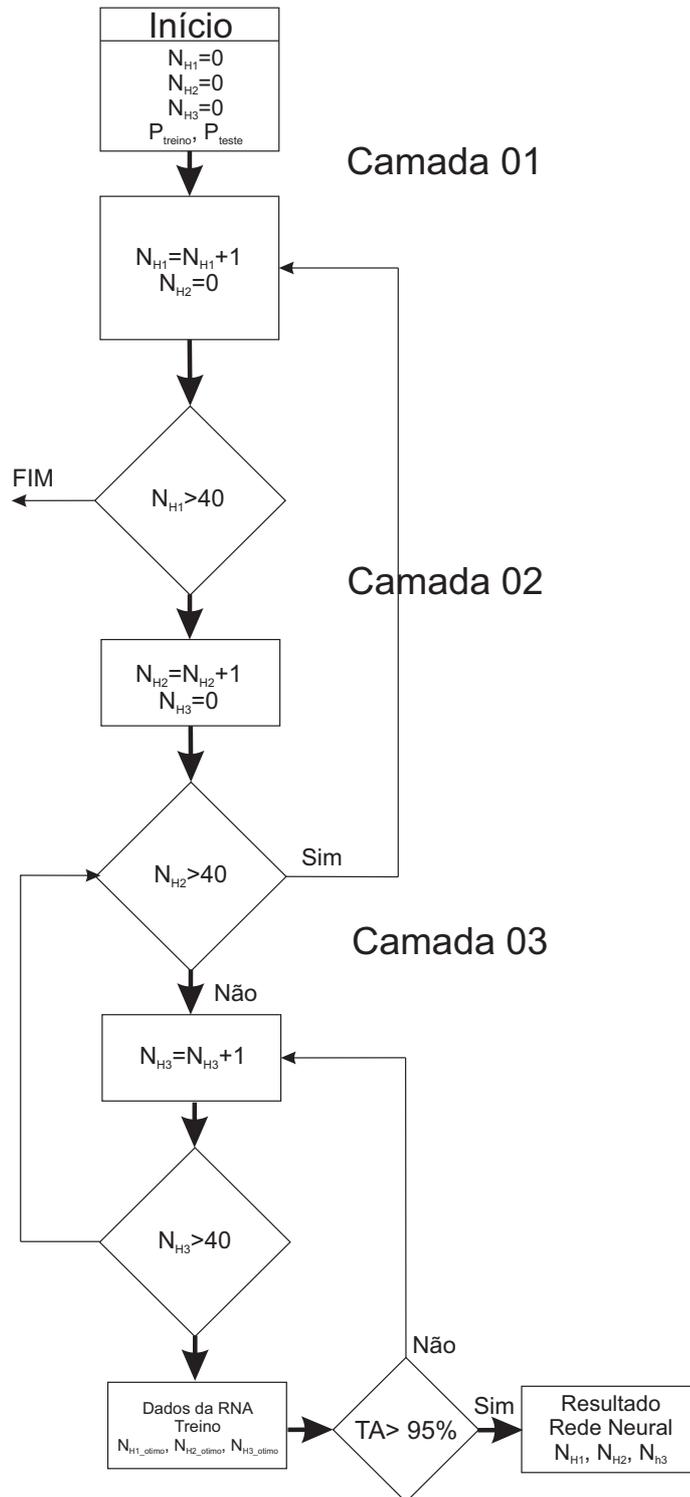
Figura 43 – Fluxograma RNA com 2 camadas ocultas.



Fonte: Produzida pelo autor.

O processo iterativo de identificação dos defeitos por meio da RNA com duas e três camadas ocultas é feito seguindo a mesma metodologia da RNA de uma única camada. Todas as possíveis combinações de neurônios da primeira, segunda e terceira camadas são avaliadas até que a taxa de acerto de identificação seja superior a 95%.

Figura 44 – Fluxograma RNA com 3 camadas ocultas.



Fonte: Produzida pelo autor

Quando um conjunto de dados em interesse não é balanceado, ou seja, o número de elementos de cada classe é diferente, o resultado da classificação é melhor analisado por meio de uma matriz de confusão. Uma matriz de confusão mostra com mais detalhes a operação de classificação dos dados. É possível verificar quais as classes que o classificador confunde mais e dessa forma, tomar decisões que otimizem o resultado.

A matriz de confusão é uma matriz quadrada, na qual as colunas representam as classes de entrada e as linhas representam as classes de saída do classificador, ou seja, cada célula fornece o número de elementos classificados e a consequente taxa de acerto e erro por classe.

Para analisar o desempenho das topologias de redes neurais com uma, duas e três camadas foram utilizadas matrizes de confusão. A avaliação é feita pela comparação das classes de saída da rede neural treinada com os resultados esperados, ou seja, as classes alvo.

Um exemplo de matriz de confusão pode visualizada na Figura 45.

Figura 45 – Matriz de confusão genérica.

		Entrada						FPR	
		Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	-----	-----		Classe n
Saída	Classe 1	TP	FN2/FP1	FN3/FP1	FN4/FP1	-----	-----	FNn/FP1	FPR1
	Classe 2	FN1/FP2	TP	FN3/FP2	FN4/FP2	-----	-----	FNn/FP2	FPR2
	Classe 3	FN1/FP3	FN2/FP3	TP	FN4/FP3	-----	-----	FNn/FP3	FPR3
	Classe 4	FN1/FP4	FN2/FP4	FN3/FP4	TP	-----	-----	FNn/FP4	FPR4
	-----	-----	-----	-----	-----	TP	-----	-----	---
	-----	-----	-----	-----	-----	-----	TP	-----	---
	Classe n	FN1/FPn	FN2/FPn	FN3/FPn	FN4/FPn	---/Fpn	---/Fpn	TP	FPRn
	FNR	FNR1	FNR2	FNR3	FNR4	---	---	FNRn	TPR

Fonte: Reproduzida de (BEALE; HAGAN; DEMUTH, 2013).

Sendo:

- FP - FALSO POSITIVO: O elemento de entrada é negativo e o Classificador o classifica como positivo;
- FN - FALSO NEGATIVO: O elemento de entrada é positivo e o Classificador o classifica como negativo;

- FPR - RAZÃO DE FALSOS POSITIVOS: Proporção de falsos positivos classificados relativamente ao total de negativos existentes, ou seja, é a proporção de errados classificados como corretos;
- FNR - RAZÃO DE FALSOS NEGATIVOS: Proporção de falsos negativos classificados relativamente ao total de positivos existentes, ou seja, corresponde a proporção de amostras corretas classificadas como erradas.

As células da diagonal (cor verde) apresentam as classes que foram corretamente classificadas. As células em vermelho representam as classes que foram classificadas de forma errônea. A célula em azul representa a taxa de acerto global obtida com a rede neural, ou seja, é o somatório das taxas de acerto de cada classe. Também apresenta-se o valor percentual das classes que foram classificadas de forma incorreta.

Para o processo de treinamento supervisionado empregou-se o ambiente computacional MATLAB, que permite implementar a rede neural artificial com a codificação entrada/saída proposta de forma simplificada. Para avaliar o desempenho das topologias de redes neurais implementadas, serão empregadas matrizes de confusão. Os resultados obtidos com a pesquisa são apresentados no capítulo a seguir.

5 Análise dos Resultados

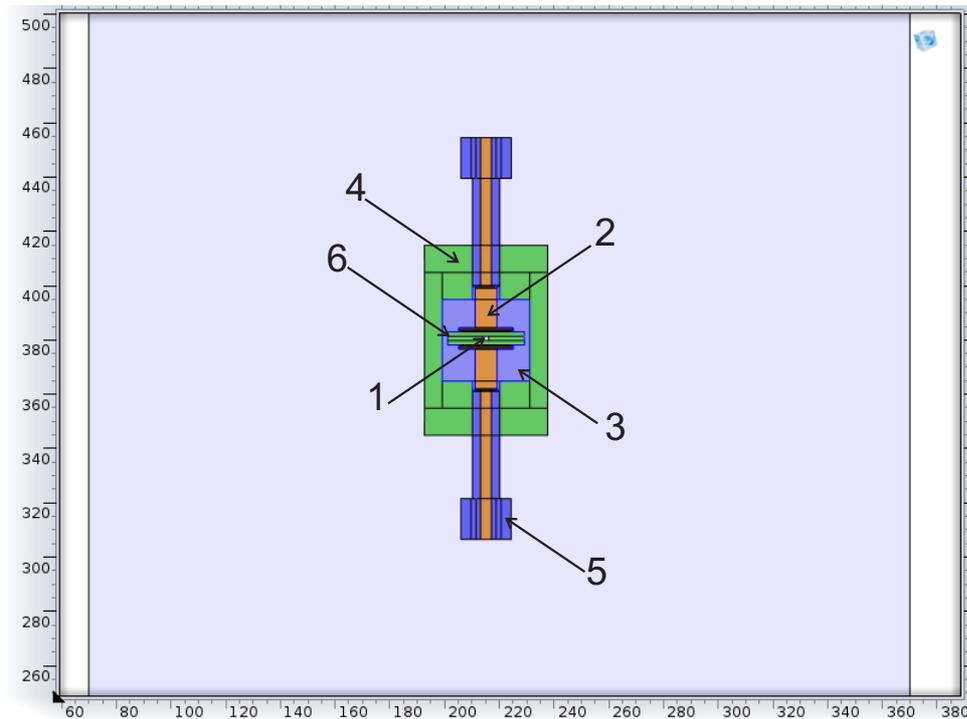
Neste Capítulo são apresentados os resultados obtidos com a implementação da metodologia proposta. Dentre os principais resultados pode-se citar o desenvolvimento de uma estrutura experimental capaz de gerar bancos de dados de sinais de descargas parciais. Na sequência são apresentados os resultados obtidos empregando os métodos elétricos de medição definidos no Capítulo 2. Após as medições experimentais, realizou-se a validação da Transformada Wavelet como ferramenta de filtragem de sinais de descargas parciais. Nas filtrações realizadas, foram utilizados tanto sinais sintéticos quanto experimentais. Após o processo de filtragem dos sinais, foram utilizados operadores estatísticos para a criação de padrões característicos, correspondentes a cada configuração proposta de defeito. Com o objetivo de classificar o tipo de defeito existente no isolamento, os padrões criados, após serem validados, serviram como dados de entrada de redes neurais artificiais, de acordo com os procedimentos apresentados no Capítulo 4. Os resultados da classificação de defeitos são apresentados em forma de tabelas, gráficos e por meio de matrizes de confusão, as quais são capazes de representar numericamente a taxa de acerto global e por classe, para cada topologia de rede neural artificial avaliada. A partir dos resultados obtidos mostrar-se-á a possibilidade de empregar a metodologia proposta como ferramenta de apoio a decisão no diagnóstico de isolamentos elétricos.

5.1 Geração de Descargas Parciais

Com o objetivo de gerar sinais de descargas parciais com características bem definidas foi desenvolvida uma célula baseada em eletrodos conforme apresentado no Capítulo 4.

No projeto e desenvolvimento dos corpos de prova usados nos experimentos, inicialmente foi realizada a análise da distribuição do campo elétrico no interior de cada cavidade, correspondentes aos defeitos apresentados nas Tabelas 3 e 4 no Capítulo 3. O objetivo da análise do campo elétrico foi verificar se com o material empregado ocorreria a ruptura da rigidez dielétrica do ar (3 kV/mm), gerando assim, os sinais de descargas parciais. A análise do campo elétrico no interior da cavidade foi baseada no Método de Elementos Finitos, e para tanto empregou-se o programa computacional COMSOL® *Multiphysics*. O modelo em COMSOL da célula desenvolvida e detalhada na Seção 4.1 é apresentada na Figura 46, no qual todas as dimensões são apresentadas em milímetro (mm). As permissividades elétricas dos materiais utilizados no modelamento computacional são especificadas na Tabela 6.

Figura 46 – Modelo COMSOL da célula geradora de descargas parciais.



Fonte: Produzida pelo autor.

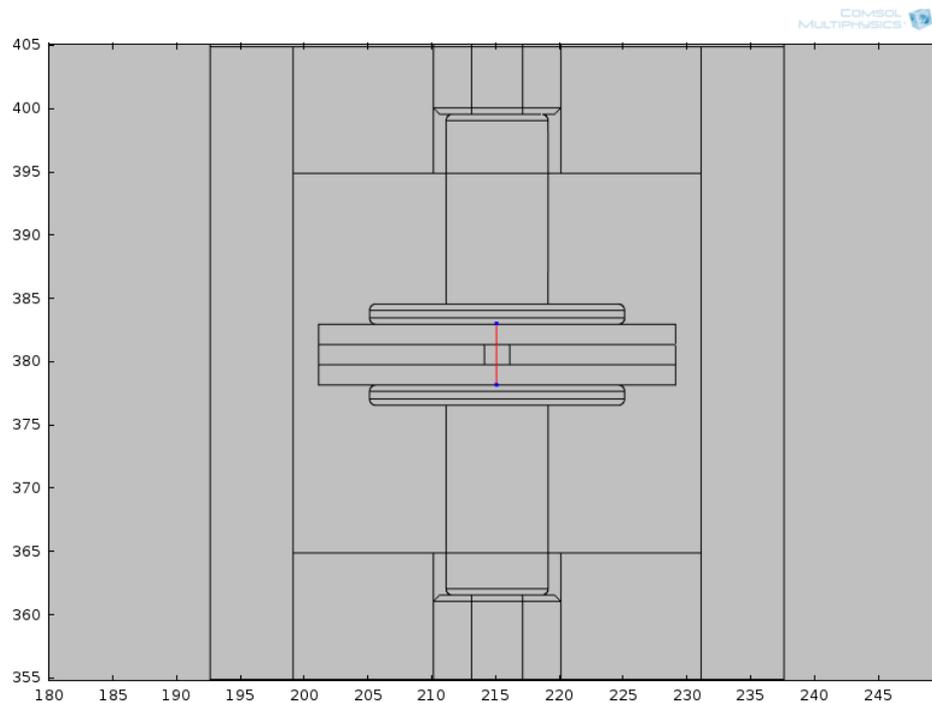
Tabela 6 – Permissividade dielétrica relativa dos materiais usados na fabricação dos corpos de prova.

Rótulo	Material	Permissividade Relativa
1	Ar	1,0
2	Cobre	10^{10}
3	Óleo de Transformador	2,2
4	Plástico Acrílico	3,9
5	Nylon	4,0
6	Fenolite	4,8

Fonte: Produzida pelo autor.

Para cada corpo de prova, a componente do campo elétrico paralela a cavidade pode ser visualizada por meio de uma linha coincidente com a cavidade, conforme representando na Figura 47.

Figura 47 – Detalhe da célula geradora de descargas parciais e o local de avaliação do campo elétrico.

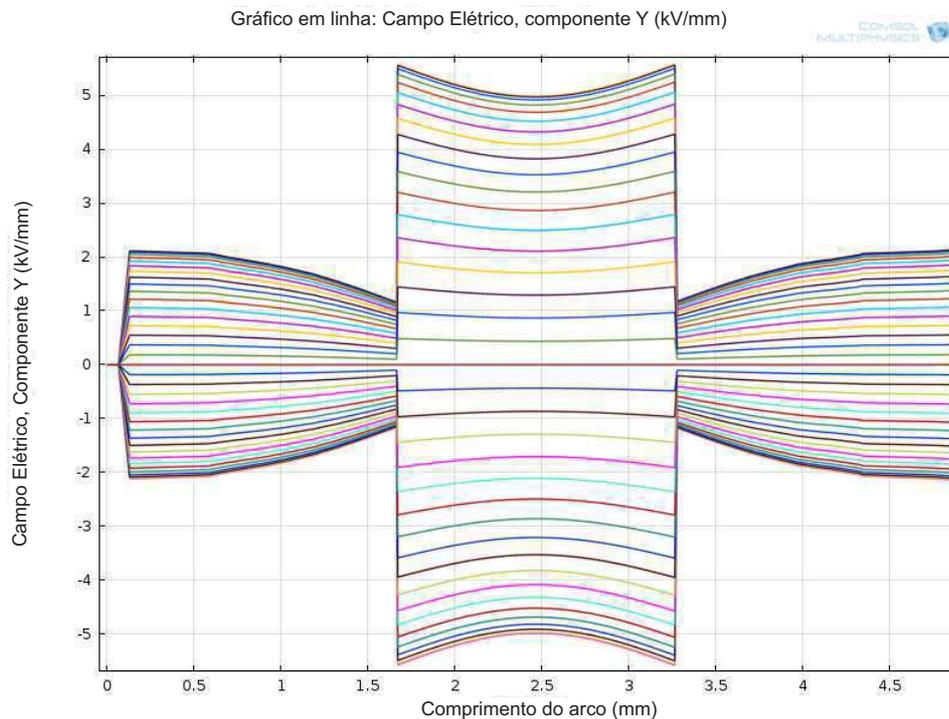


Fonte: Produzida pelo autor.

Com o objetivo de confirmar a possibilidade de ocorrência de descargas parciais na célula, o campo elétrico entre os eletrodos foi avaliado. Para tanto, uma diferença de potencial de 10 kV eficaz foi definida entre os eletrodos. A análise do campo elétrico foi feita em vários níveis de tensão da senoide considerada, em passos de 0,2315 ms.

Apresentam-se, na Figura 48, as curvas características para cada valor de campo elétrico obtidas para o defeito 1 (Tabela 3). Cada curva na figura representa o campo elétrico para um determinado passo de tensão. A análise do campo elétrico superior a 3 kV/mm mostrou que as tensões (senóide) acima de 8 kV eram suficientes para a ocorrência de descargas parciais. O mesmo procedimento foi repetido para os demais defeitos e verificou-se que em simulação, os corpos de prova projetados seriam capazes de gerar sinais de descargas parciais com características bem definidas, como por exemplo, o número de pulsos por ciclo, a magnitude dos pulsos, etc.

Figura 48 – Campos elétricos entre os eletrodos simulados para o defeito 1.



Fonte: Produzida pelo autor.

5.2 Medição de Descargas Parciais

Após a comprovação de que descargas parciais poderiam ocorrer na célula projetada com a utilização dos defeitos propostos e visando a geração de diferentes padrões de descargas parciais, um arranjo experimental foi montado. Neste arranjo, foram considerados 38 corpos de prova diferentes, sendo 10 correspondentes ao material N° 1, conforme apresentado na Tabela 3, e 28 correspondentes aos materiais N° 2 a N° 4, conforme apresentado nas Tabelas 2 e 4.

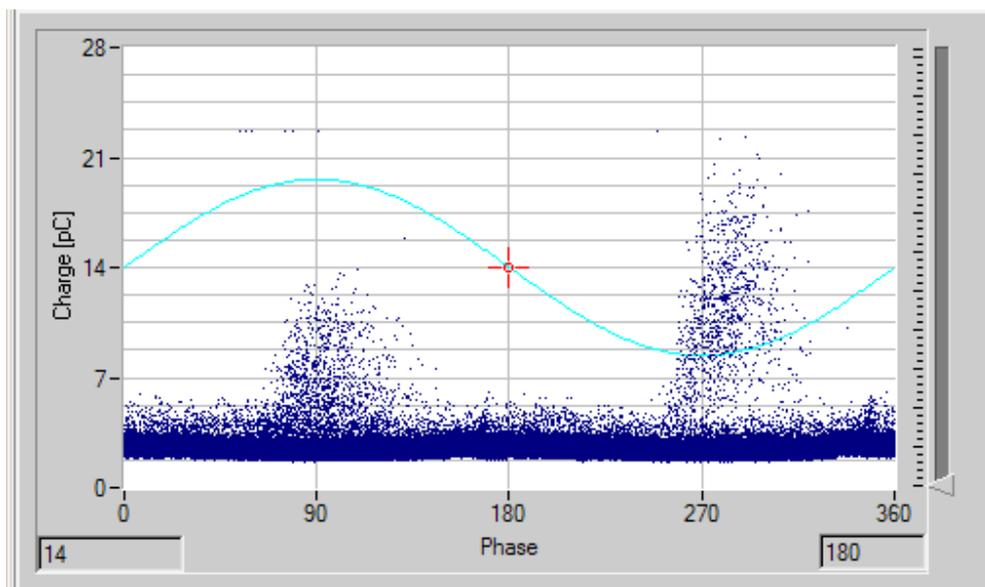
Utilizando os métodos elétricos de medição apresentados nas Figuras 36 e 37 foram realizadas diversas campanhas de medição de sinais de descargas parciais em laboratório. Para cada defeito foi aplicada uma tensão inicial de 15 kV. O sinal de tensão era mantido por alguns minutos (3 - 5 min) com a finalidade de sua estabilização. Após o período de estabilização, 10 aquisições consecutivas de sinais de descargas parciais foram realizadas durante um intervalo de tempo de 20 segundos cada. O procedimento foi repetido para tensões de 20, 25 e 30 kV.

Na realização das aquisições, foi observado visualmente que as amostras correspondentes aos materiais N° 2 a N° 4 apresentavam ruptura completa do seu material dielétrico, caracterizando a baixa rigidez dielétrica dos materiais. Dessa forma,

houve a inviabilidade das aquisições dos sinais de descargas parciais para estes materiais. Assim os experimentos foram conduzidos somente para o material N° 1.

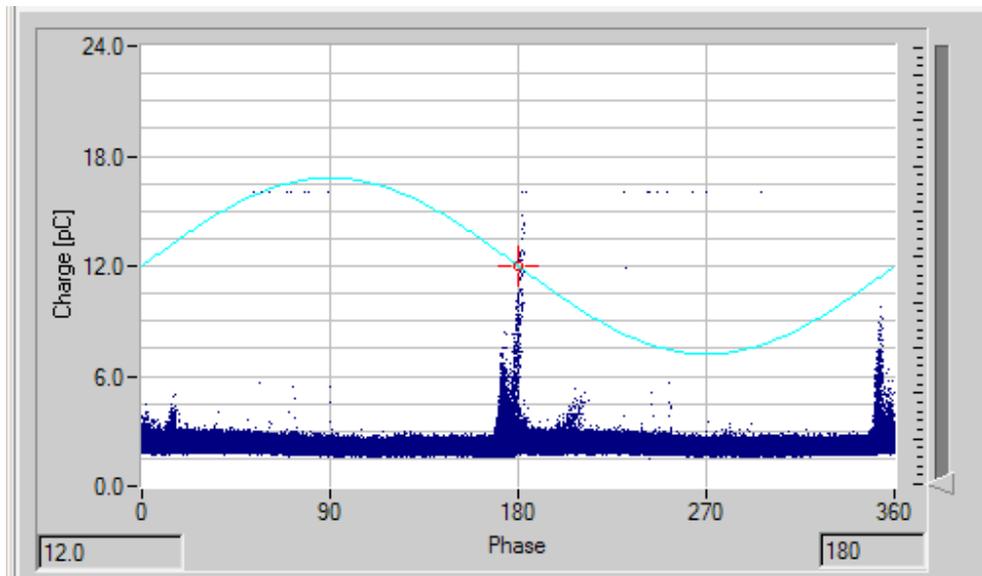
Nas Figuras 49 a 58 são apresentados os padrões de descargas parciais obtidos com os corpos de provas correspondentes aos defeitos 1 a 10, para o nível de tensão de 20 kV. Nas figuras, são mostrados a representação do sinal de tensão aplicada e os pulsos de descargas parciais, em função do tempo. A forma de onda senoidal que aparece nas figuras é a representação de uma amostra da tensão aplicada ao corpo de prova e serve como referência de fase em relação a ocorrência do pulso de descarga parcial e será útil na geração de padrões PRPD (*Pulse Resolved Partial Discharge*). Observando as figuras é possível confirmar que cada corpo de prova permite a geração de sinais de descargas parciais com características bem definidas e diferentes entre si, principalmente no que tange a magnitude e o número de pulsos para cada tipo de defeito.

Figura 49 – Representação dos sinais de descargas parciais para o defeito corpo de prova com defeito N° 1.



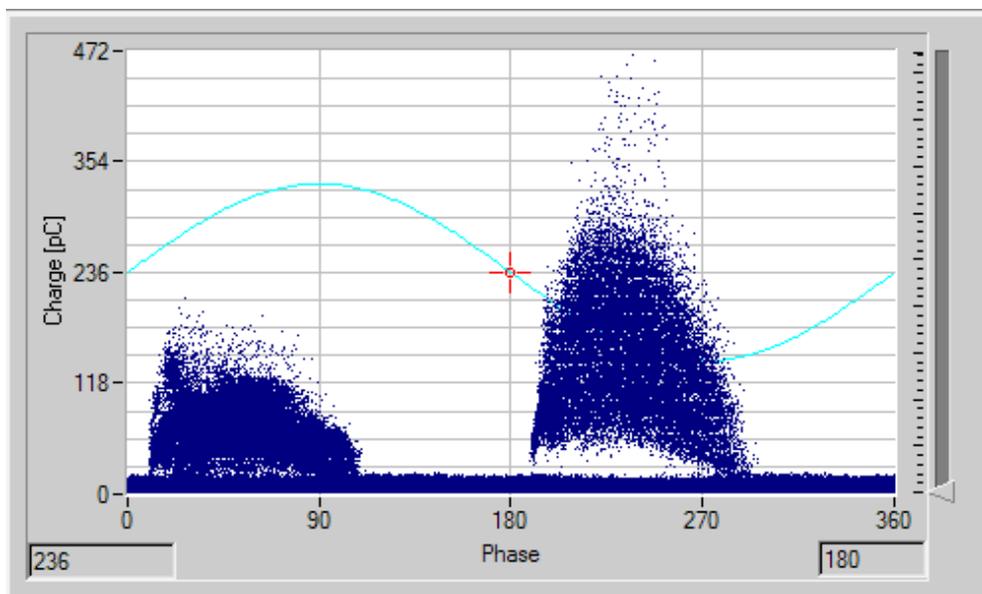
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 50 – Representação dos sinais de descargas parciais para o defeito corpo de prova com defeito N° 2.



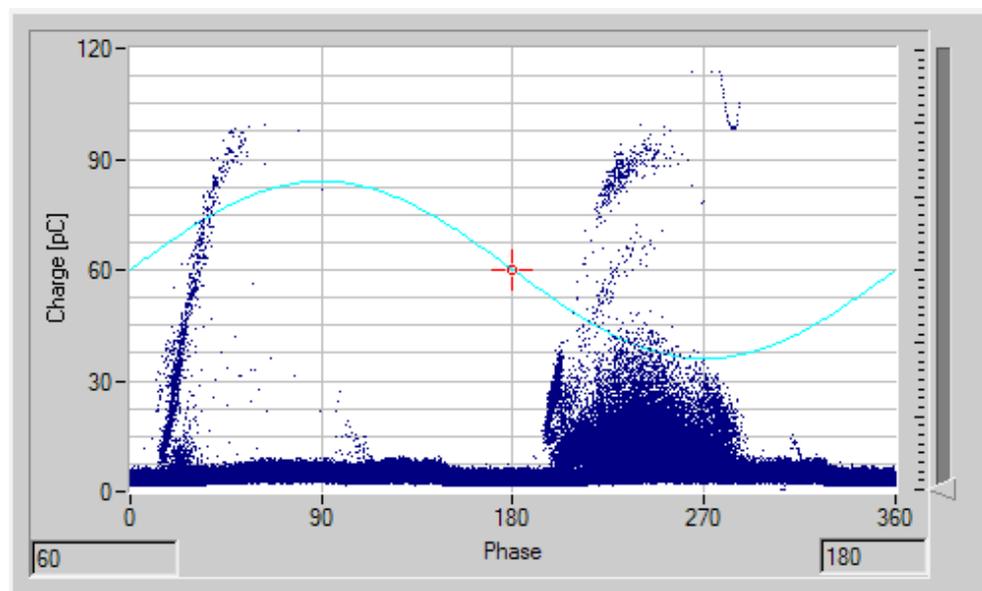
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 51 – Representação dos sinais de descargas parciais para o defeito corpo de prova com defeito N° 3.



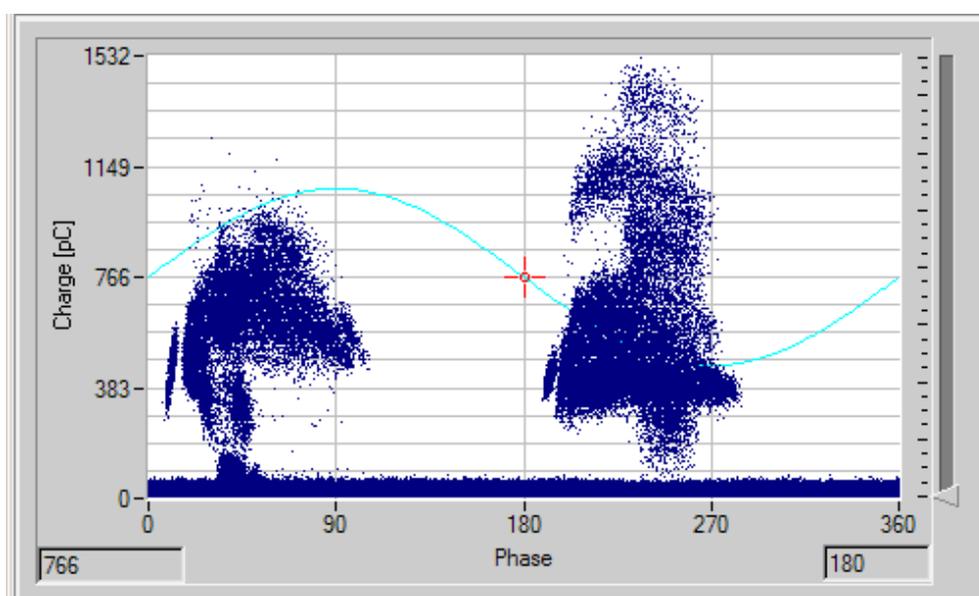
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 52 – Representação dos sinais de descargas parciais para o defeito corpo de prova com defeito N° 4.



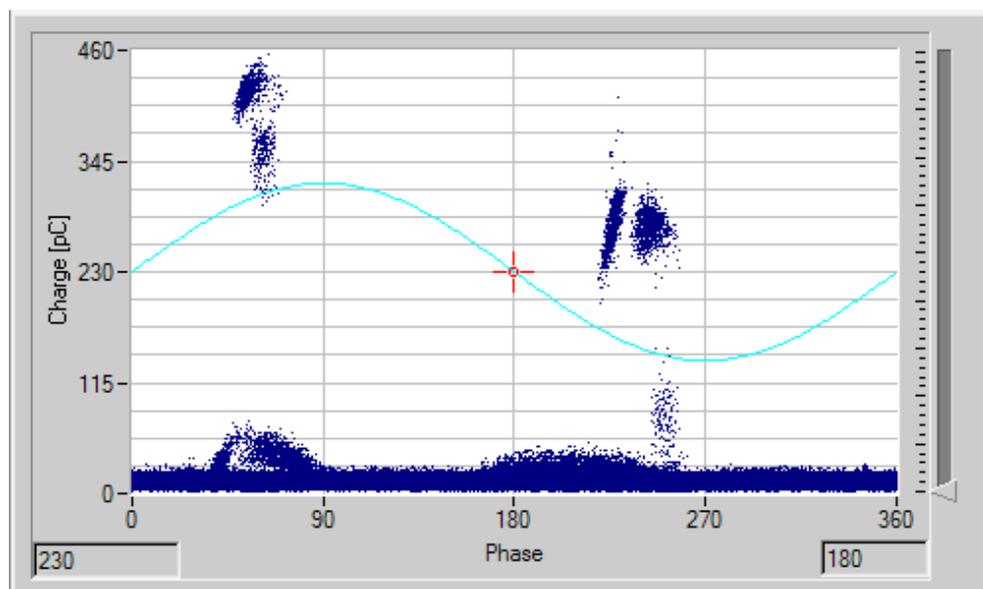
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 53 – Representação dos sinais de descargas parciais para o defeito corpo de prova com defeito N° 5.



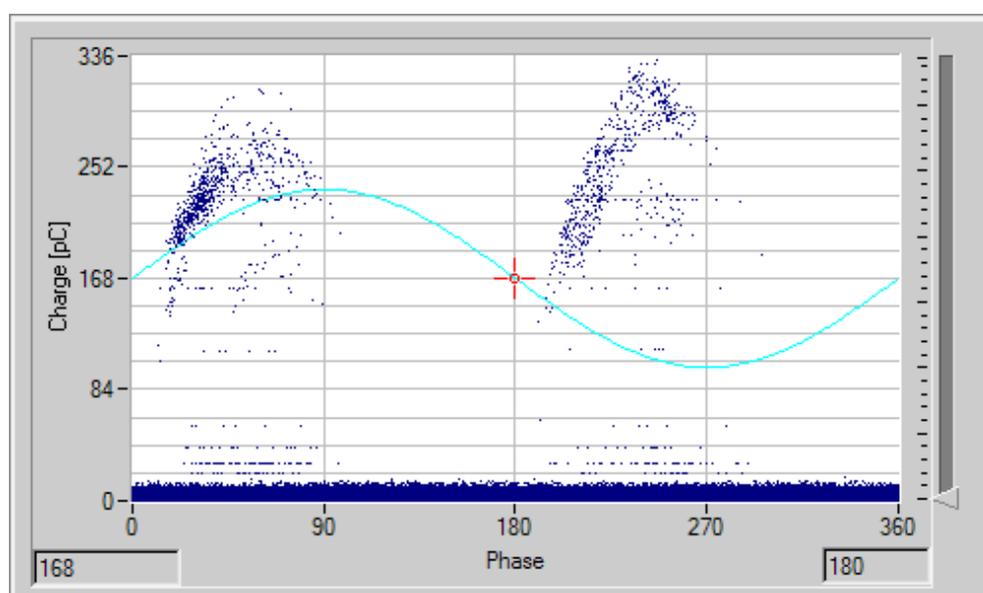
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 54 – Representação dos sinais de descargas parciais para o defeito corpo de prova com defeito N° 6.



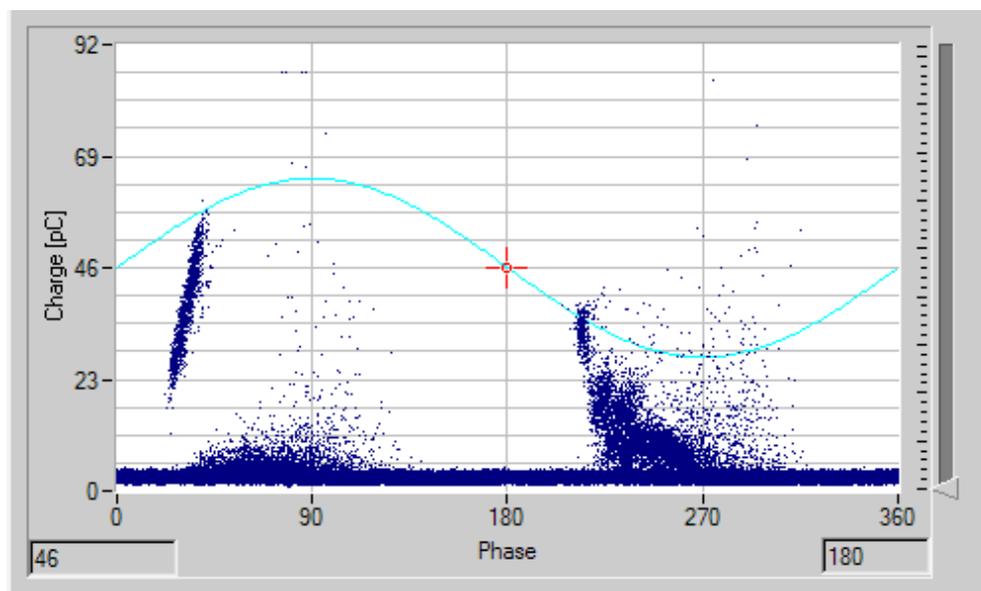
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 55 – Representação dos sinais de descargas parciais para o defeito corpo de prova com defeito N° 7.



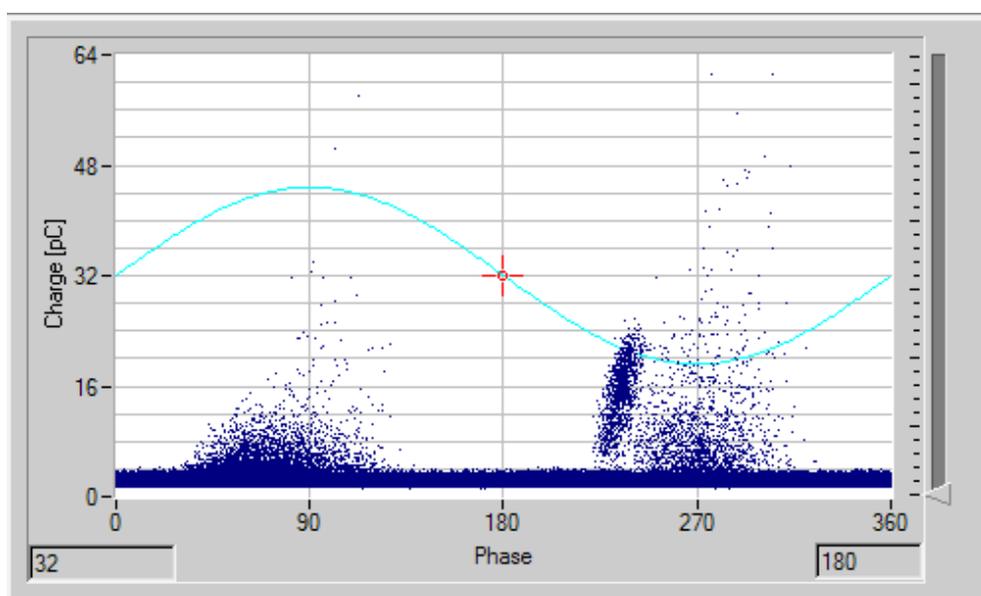
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 56 – Representação dos sinais de descargas parciais para o defeito corpo de prova com defeito N° 8.



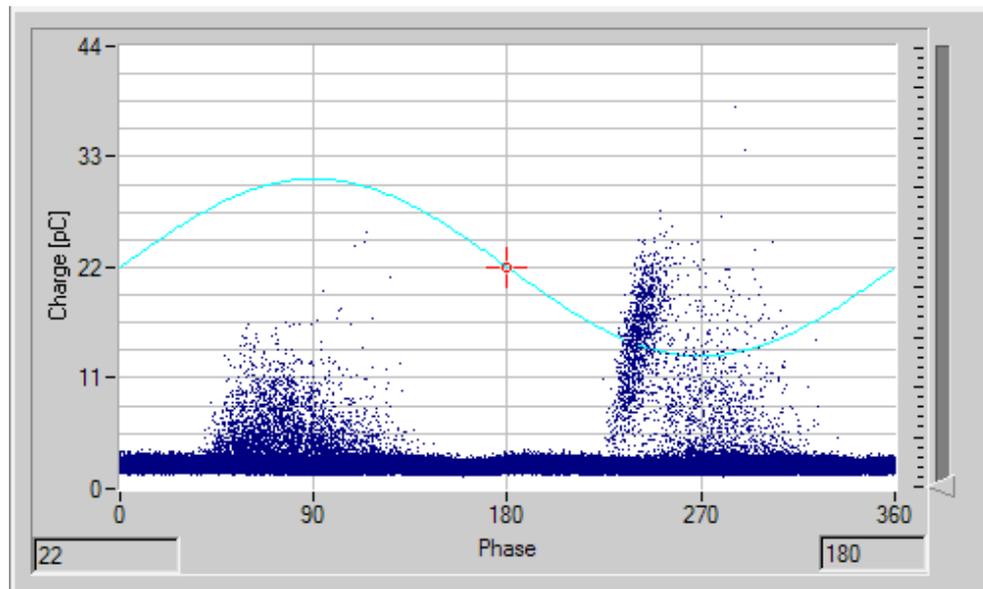
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 57 – Representação dos sinais de descargas parciais para o defeito corpo de prova com defeito N° 9.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 58 – Representação dos sinais de descargas parciais para o defeito corpo de prova com defeito N° 10.



Fonte: Produzida pelo autor.

Após a medição das descargas parciais em laboratório, realizou-se a filtragem dos sinais adquiridos utilizando a Transformada Wavelet, seguindo o procedimento apresentado na Seção 4.3.2. Alguns dos resultados obtidos são apresentados a seguir.

5.3 Filtragem dos Sinais de Descargas Parciais

Inicialmente com o objetivo de se determinar qual a wavelet mãe seria mais apropriada na eliminação/atenuação de ruídos foram realizadas diversas simulações de filtragem. Para a avaliação do desempenho da Transformada Wavelet como ferramenta de filtragem foi utilizado o trem de pulsos apresentado na Figura 38, como sinal de referência, o qual foi corrompido por sinais de ruído.

5.3.1 Filtragem de Sinais de Descargas Parciais Sintéticos

Os principais tipos de interferências apresentados na Seção 2.3.1.3 foram adicionados ao sinal de descarga parcial sintético (trem de pulsos). Esse tipo de operação resultou em diversos sinais de descargas parciais corrompidos, com SNR variando entre 3,15 dB e -42,87 dB.

A filtragem dos sinais utilizando a Transformada Wavelet Discreta foi realizada. Para cada sinal resultante, calculou-se a correlação cruzada (CCR) entre o sinal original (sem ruído) e o sinal filtrado. Na análise estatística, a correlação cruzada é usada para

detectar a relação existente entre duas variáveis. Quanto maior for o valor da CCR, maior será a similaridade entre as grandezas. Variáveis descorrelacionadas resultam em uma CCR igual a zero, enquanto que variáveis correlacionadas resultam em uma CCR próximos a 1 ou -1. Por esta razão, a correlação cruzada pode ser usada como um critério na escolha da wavelet mãe mais apropriada para a filtragem dos sinais de descargas parciais (MA; ZHOU; KEMP, 2002).

Inicialmente, escolheu-se como critério de uma filtragem satisfatória, os sinais que apresentem uma correlação cruzada igual ou superior a 0,5 (50% de relação entre o sinal original e o sinal filtrado). Na sequência, diversas wavelets mãe foram usadas na filtragem e foi analisado o desempenho de cada wavelet mãe usando como parâmetro a correlação cruzada e a SNR. As wavelets mãe usadas nas simulações estão listadas na Tabela 5.

Na Tabela 7 são apresentados os resultados obtidos da filtragem do sinal corrompido por um ruído senoidal contínuo (DSI) para cada wavelet mãe. No caso da wavelet mãe da família Daubechies, para uma SNR de 3,15 dB, foi obtida uma correlação cruzada igual a 0,97. Nesta situação, o sinal filtrado mostra-se bastante correlacionado com o sinal original. A wavelet mãe que proporcionou este valor foi a daubechies 2 (db2). Já para o caso no qual o sinal corrompido possuía uma SNR igual a -27,22 dB em relação ao sinal original, a correlação cruzada calculada foi de 0,51 e a wavelet mãe que proporcionou esse valor de correlação foi a daubechies 43 (db43). Os exemplos caracterizam a melhor e pior conjuntura para a filtragem do ruído DSI empregando a wavelet mãe daubechies. O mesmo procedimento foi realizado usando as famílias wavelet Coiflets, Biortogonal e Biortogonal Reversa.

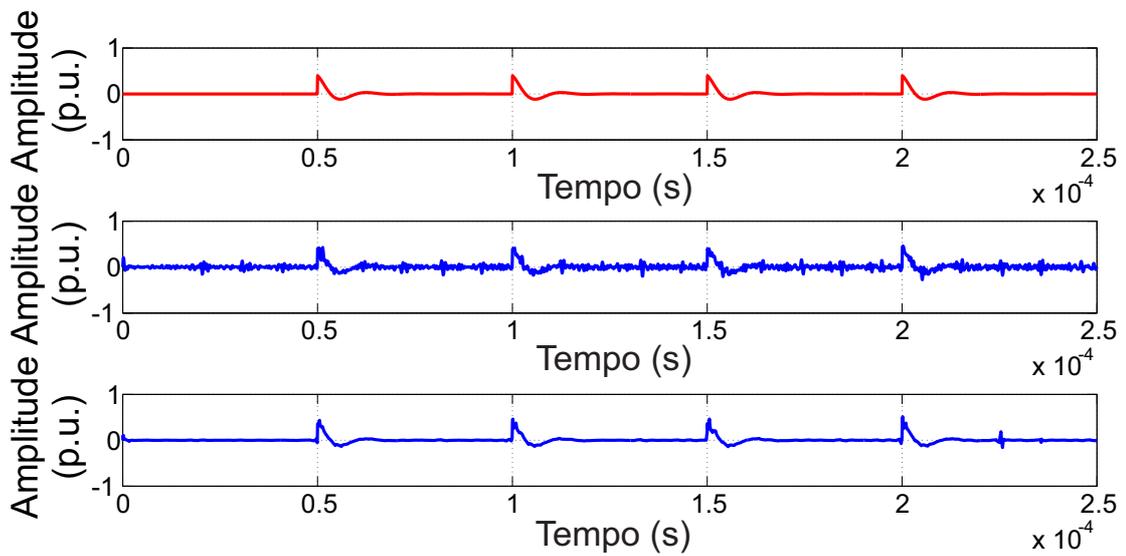
Tabela 7 – Resultados da filtragem usando a transformada wavelet dos sinais corrompidos por ruído DSI.

Wavelet	Daubechies	Coiflets	Biortogonal	Biortogonal Reversa
SNR (dB)	3,15 -27,22	3,15 -17,67	3,15 -20,93	3,15 -20,93
CCR	0,97 0,51	0,97 0,52	0,98 0,52	0,97 0,51
Melhor Wav.	db2 db43	coif2 coif4	bior2.6 bior3.7	rbio1.3 rbio2.8

Fonte: Produzida pelo autor.

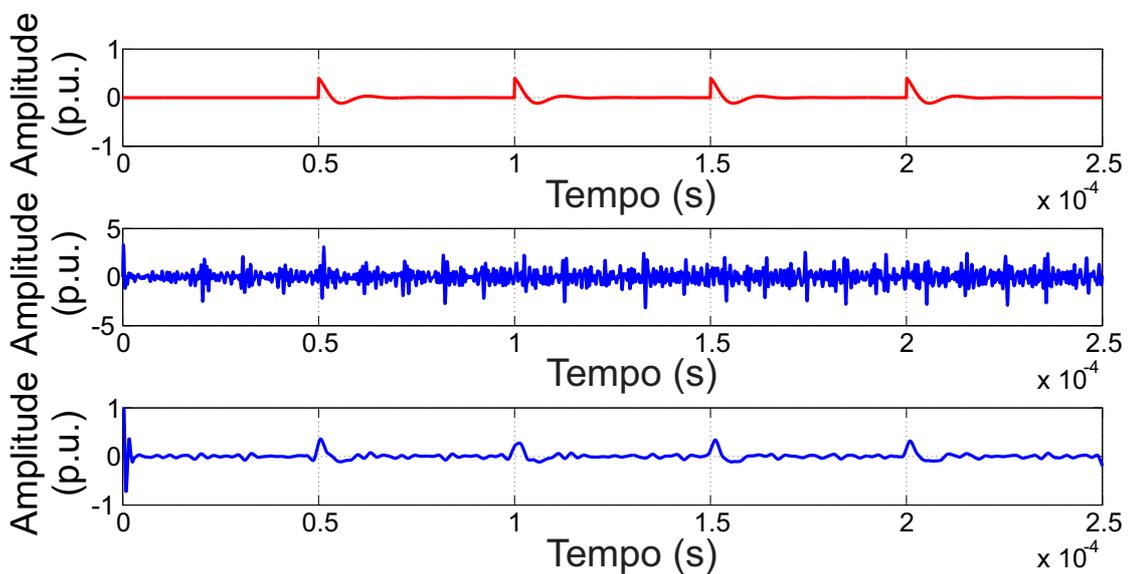
Os resultados da filtragem do ruído do tipo DSI usando a wavelet mãe Daubechies são apresentados nas Figuras 59 e 60. Em cada figura, a curva superior representa o trem de pulsos sem ruído, a segunda curva representa o sinal corrompido pelo ruído DSI e a terceira curva representa o sinal filtrado. Considera-se um resultado visual satisfatório o sinal filtrado que permite distinguir claramente os pulsos de descargas parciais, respeitando as características de amplitude e duração do pulso.

Figura 59 – Filtragem usando a wavelet mãe Daubechies com um sinal corrompido por ruído DSI com SNR = 3,15 dB.



Fonte: Produzida pelo autor.

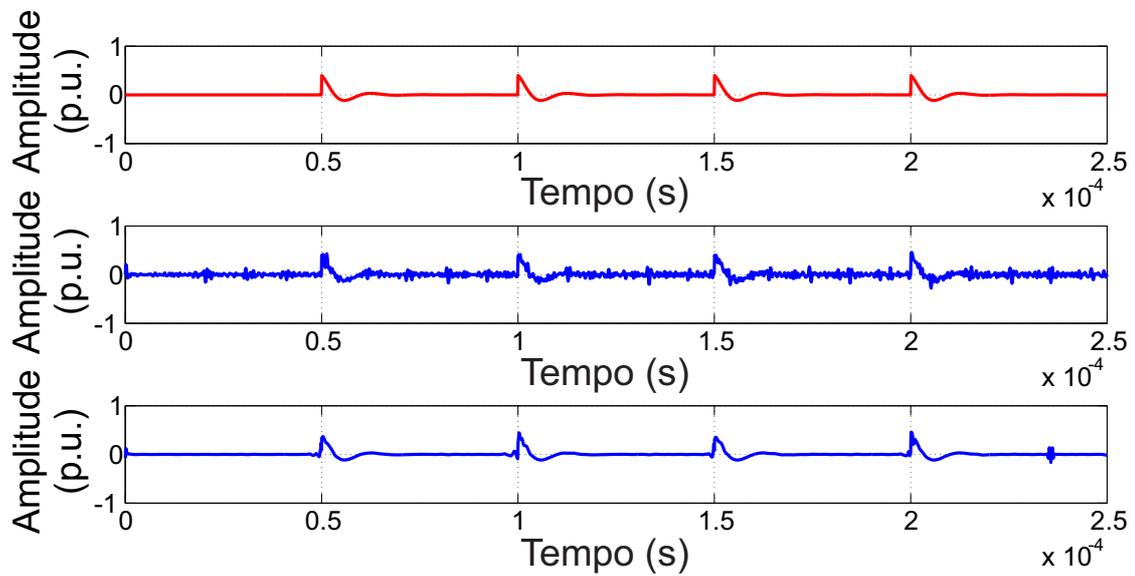
Figura 60 – Filtragem usando a wavelet mãe Daubechies com um sinal corrompido por ruído DSI com SNR = -27,22 dB.



Fonte: Produzida pelo autor.

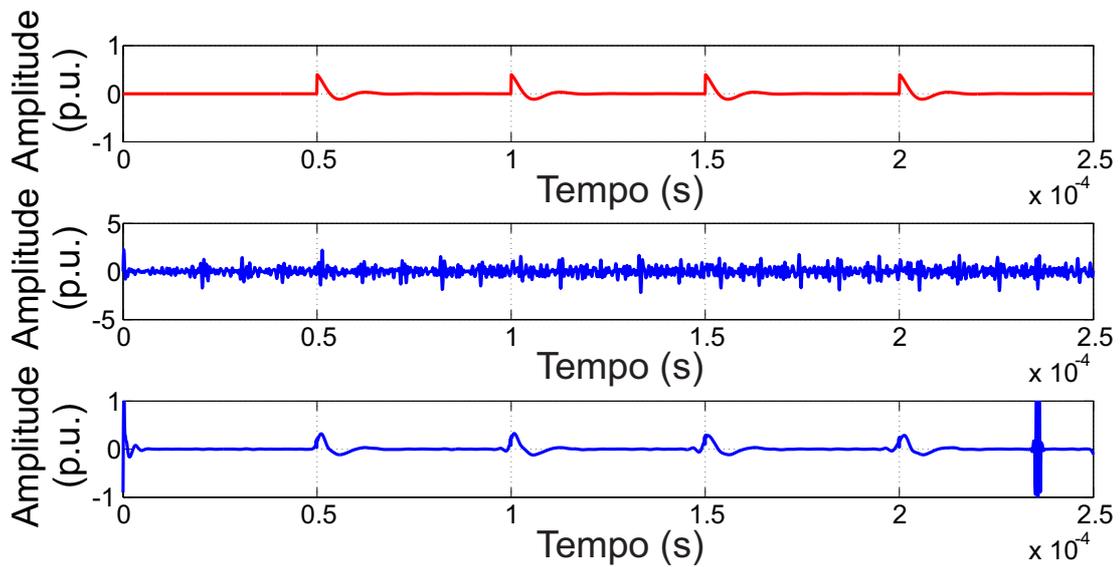
Os resultados da filtragem empregando as wavelets mãe das famílias Coiflets, Biortogonal e Biortogonal Reversa são apresentados nas Figuras 61 a 66.

Figura 61 – Filtragem usando a wavelet mãe Coiflets com um sinal corrompido por ruído DSI com $\text{SNR} = 3,15$ dB.



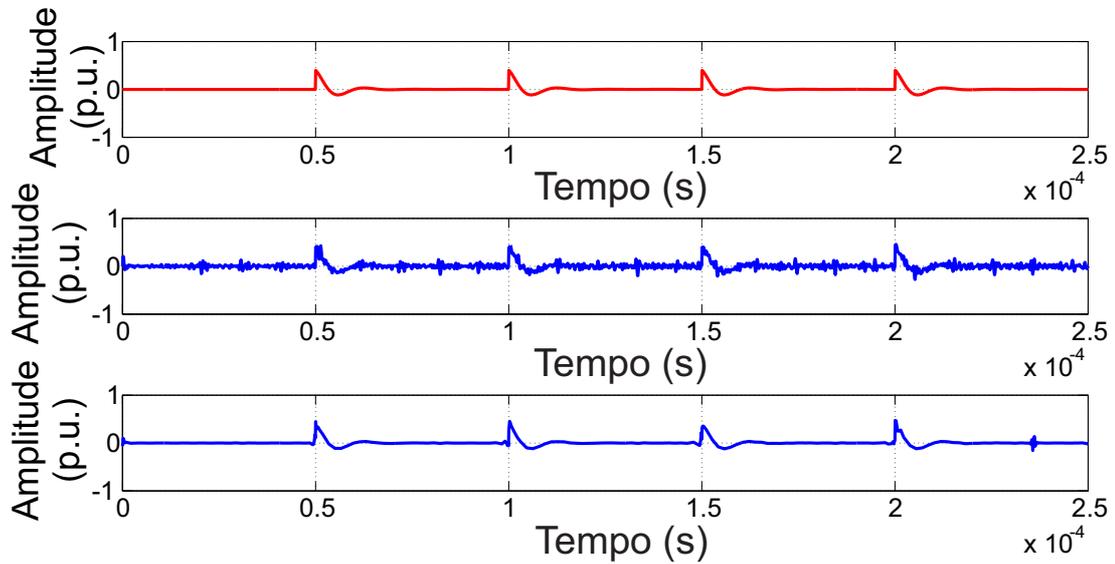
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 62 – Filtragem usando a wavelet mãe Coiflets com um sinal corrompido por ruído DSI com $\text{SNR} = -17,67$ dB.



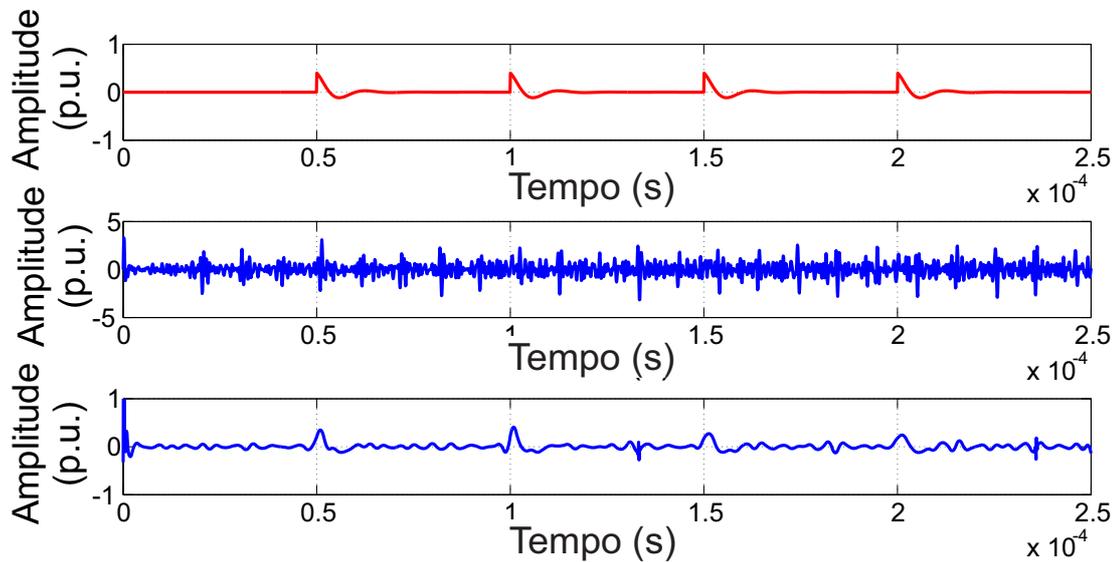
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 63 – Filtragem usando a wavelet mãe Biortogonal com um sinal corrompido por ruído DSI com SNR = 3,15 dB.



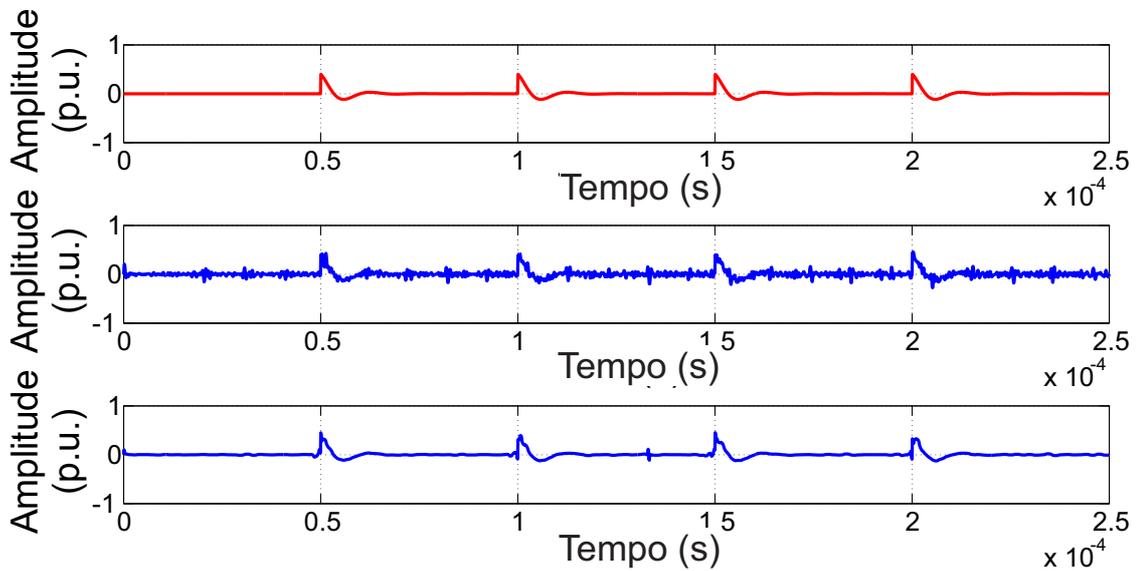
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 64 – Filtragem usando a wavelet mãe Biortogonal com um sinal corrompido por ruído DSI com SNR = -20.93 dB.



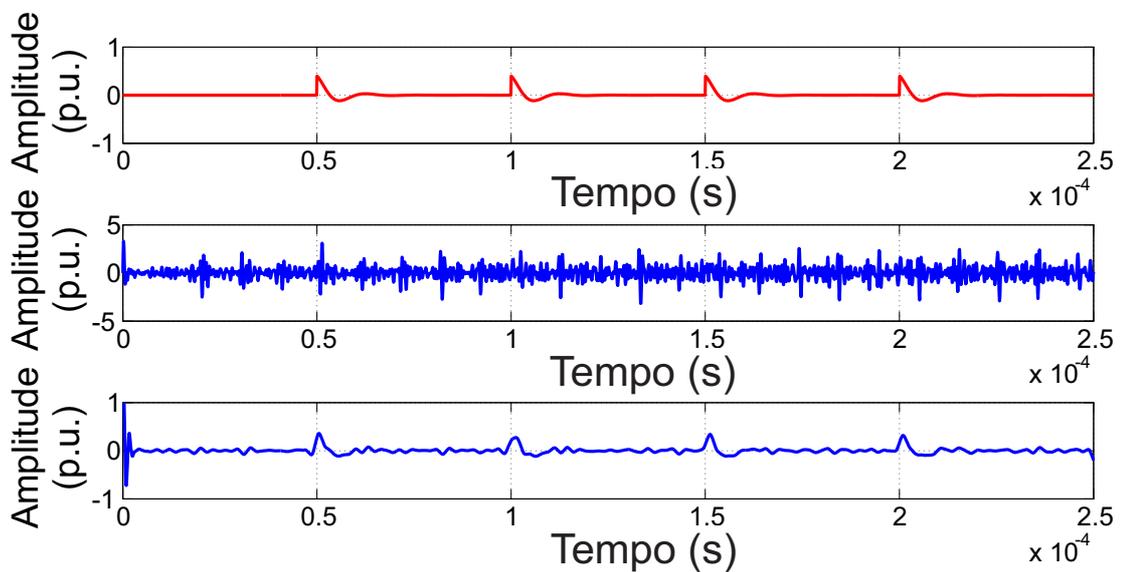
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 65 – Filtragem usando a wavelet mãe Biortogonal Reversa com um sinal corrompido por ruído DSI com SNR = 3,15 dB.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 66 – Filtragem usando a wavelet mãe Biortogonal Reversa com um sinal corrompido por ruído DSI com SNR = -20.93 dB.



Fonte: Produzida pelo autor.

De forma análoga, o procedimento foi repetido para avaliar a filtragem de sinais de descargas parciais sintéticos corrompidos por ruído branco. Os sinais de ruído foram simulados utilizando o ambiente computacional Matlab. Os resultados numéricos obtidos são apresentados na Tabela 8. Para um sinal corrompido por ruído branco usando a

wavelet mãe da família Daubechies, com uma SNR de 5,94 dB, foi obtido um valor de correlação cruzada igual a 0,98 e a wavelet mãe que possibilitou esse resultado foi a daubechies 3 (db3). Para uma SNR igual a -10,96 dB, o valor da CCR obtido foi de 0,66 e a wavelet que proporcionou esse resultado foi a daubechies 10 (db10).

A filtragem do ruído branco apresentou um comportamento diferente em comparação com a filtragem do ruído DSI. Por exemplo, para um sinal corrompido com ruído branco para uma SNR igual a 0,5, os sinais filtrados não foram possíveis de serem distinguidos visualmente, e assim, foram descartados. Os valores de SNR que permitiram resultados visuais satisfatórios estão apresentados na Tabela 8.

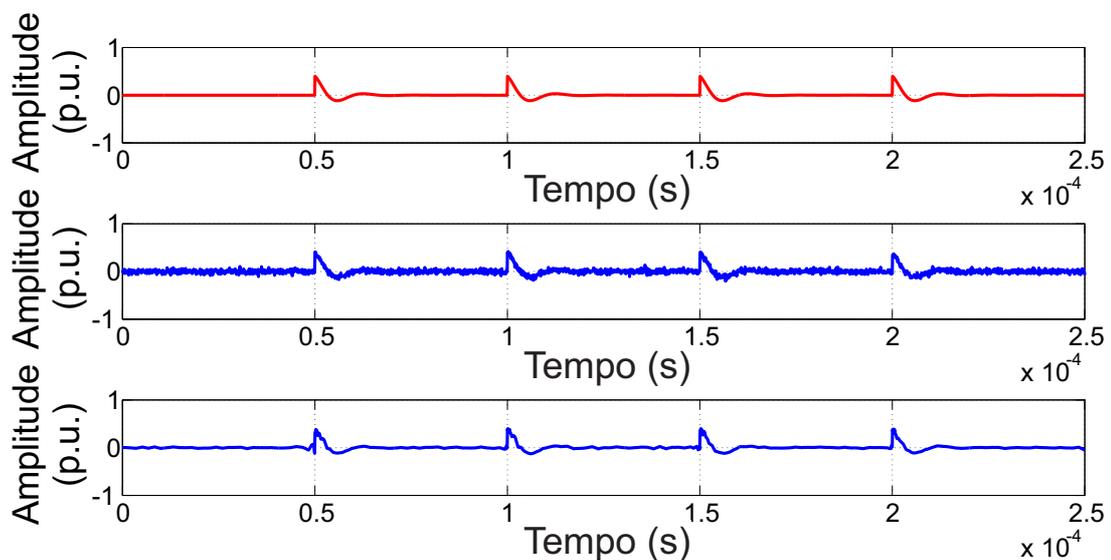
Tabela 8 – Filtragem do ruído branco a partir da utilização da Transformada Wavelet.

Wavelet mãe	Daubechies	Coiflets	Biortogonal	Biortogonal Reversa
SNR (dB)	5,94 -10,96	5,94 -9,62	5,94 -13,15	5,94 -13,14
CC	0,98 0,66	0,98 0,71	0,99 0,65	0,98 0,61
Melhor Wav.	db3 db10	coif2 coif5	bior2.6 bior2.6	rbio4.4 rbio6.8

Fonte: Produzida pelo autor.

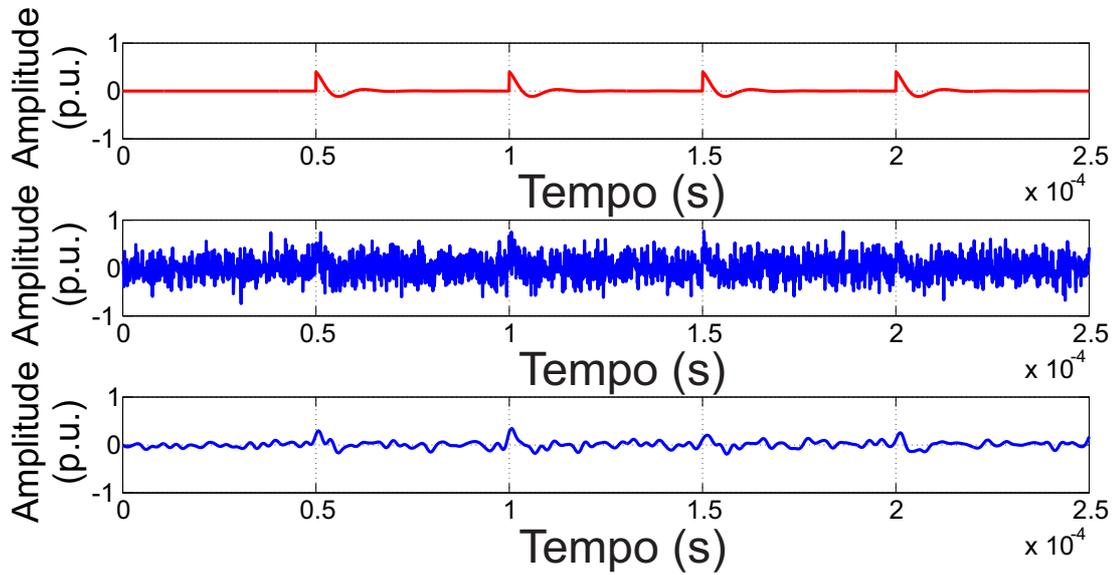
O mesmo procedimento foi adotado para a filtragem do ruído branco levando em consideração tanto as famílias Daubechies, quanto as Coiflets, Biortogonal e Biortogonal Reversa. Os resultados obtidos podem ser visualizados nas Figuras 67 a 74.

Figura 67 – Filtragem usando a wavelet mãe Daubechies com um sinal corrompido por ruído branco com SNR = 5,94 dB



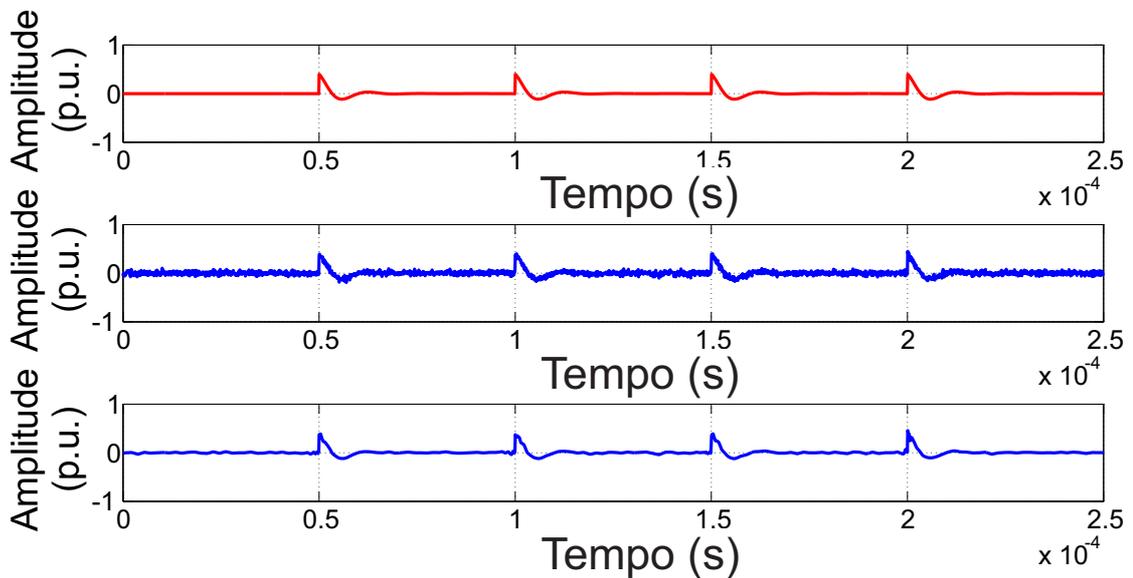
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 68 – Filtragem usando a wavelet mãe Daubechies com um sinal corrompido por ruído branco com $\text{SNR} = -10,96 \text{ dB}$



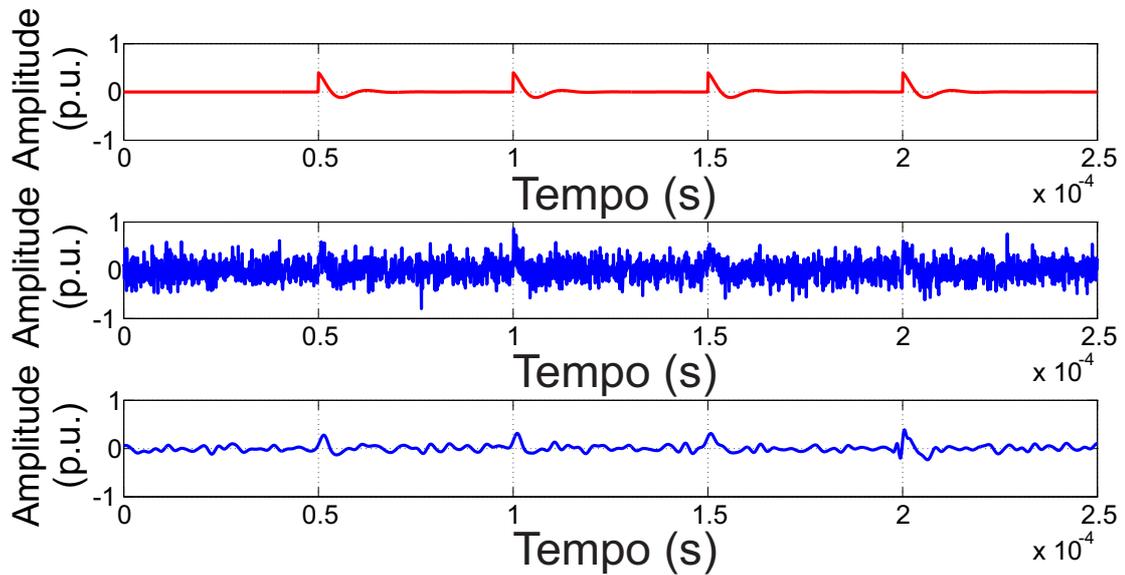
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 69 – Filtragem usando a wavelet mãe Coiflets com um sinal corrompido por ruído branco com $\text{SNR} = 5,94 \text{ dB}$.



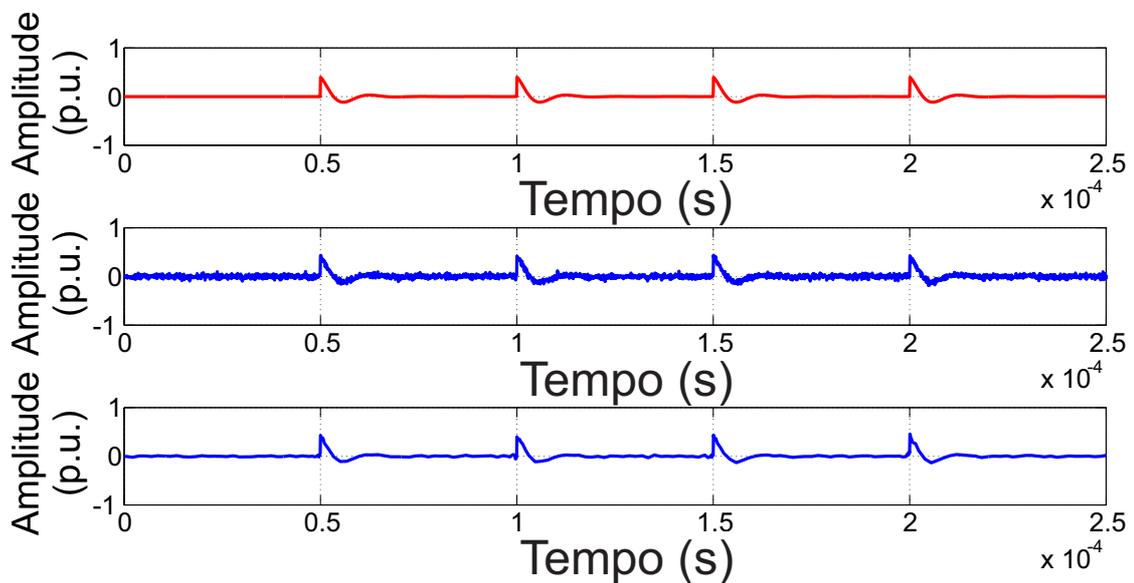
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 70 – Filtragem usando a wavelet mãe Coiflets com um sinal corrompido por ruído branco com $\text{SNR} = -9,62$ dB.



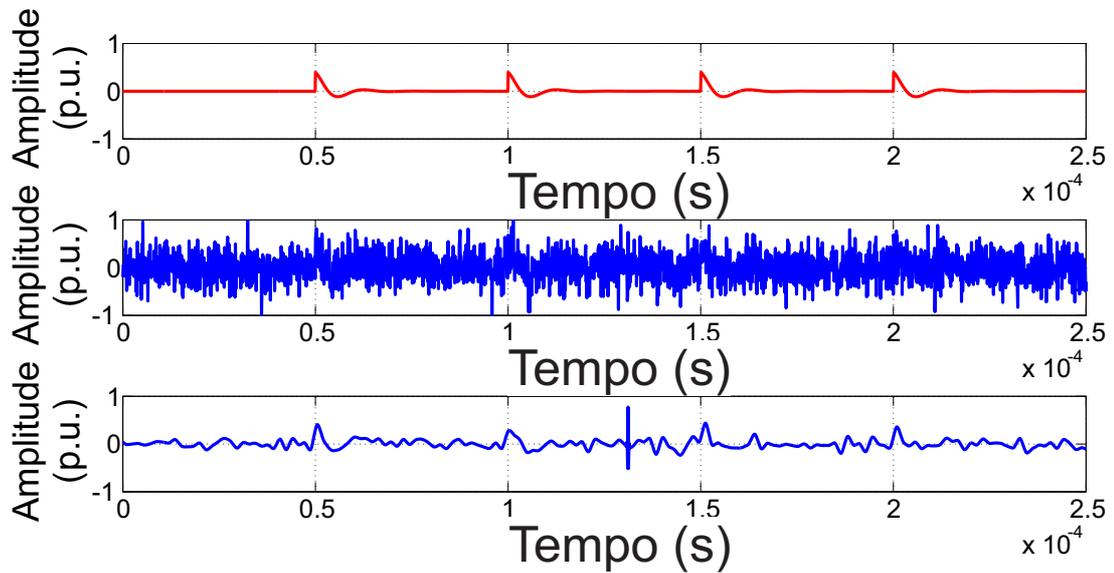
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 71 – Filtragem usando a wavelet mãe Biortogonal com um sinal corrompido por ruído branco com $\text{SNR} = 5,94$ dB.



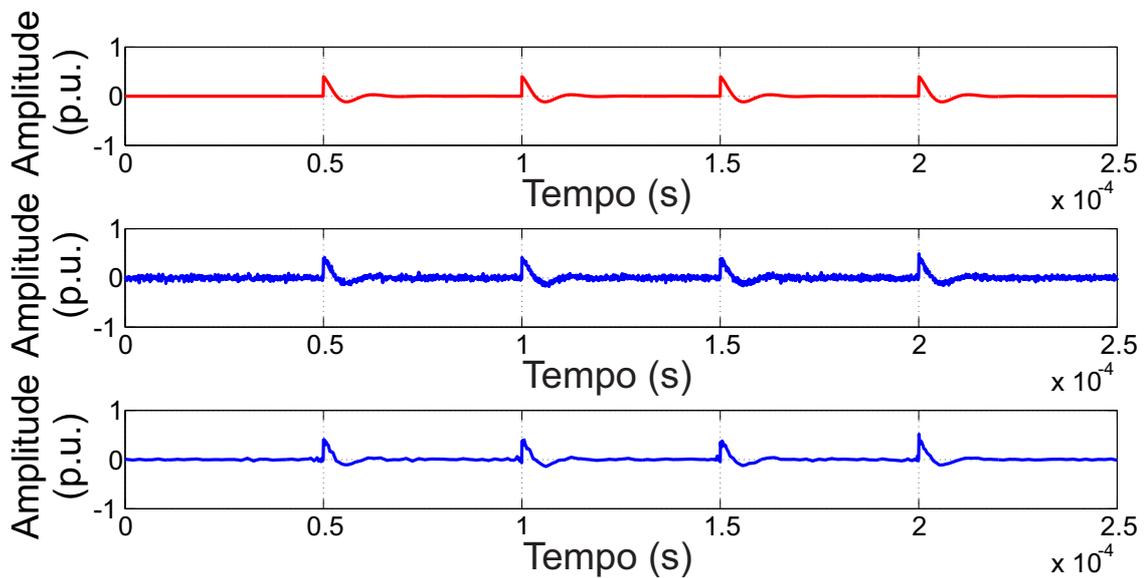
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 72 – Filtragem usando a wavelet mãe Biortogonal com um sinal corrompido por ruído DSI com SNR = -20.93 dB.



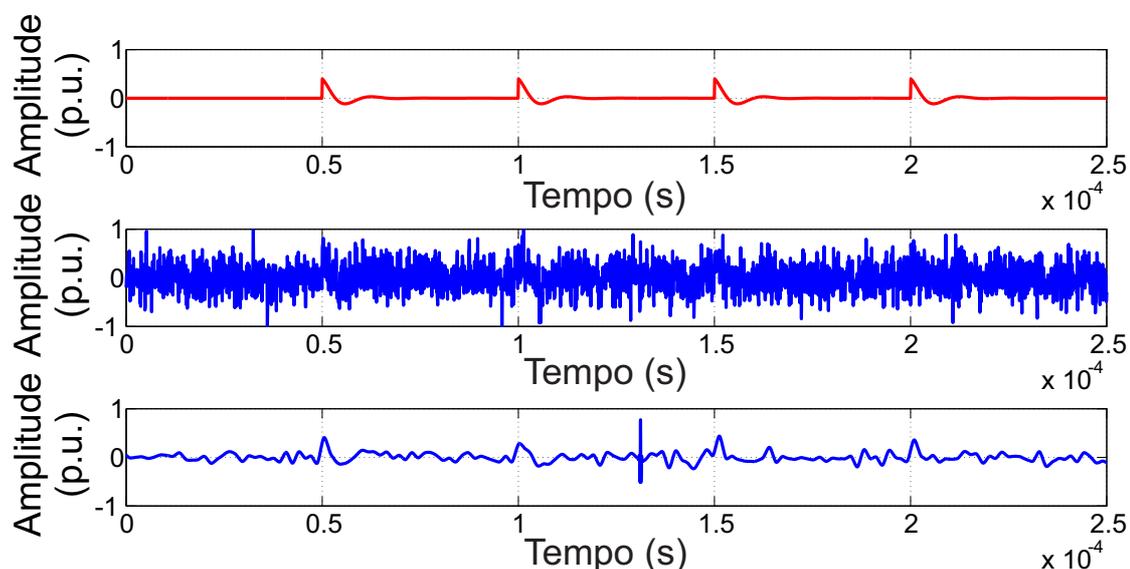
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 73 – Filtragem usando a wavelet mãe Biortogonal Reversa com um sinal corrompido por ruído branco com SNR = 5,94 dB.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 74 – Filtragem usando a wavelet mãe Biortogonal Reversa com um sinal corrompido por ruído DSI com SNR = -13,14 dB.



Fonte: Produzida pelo autor.

5.3.2 Filtragem de Sinais de Descargas Parciais Medidos em Laboratório

Com o objetivo de validar a filtragem dos sinais de descargas parciais reais utilizando a Transformada Wavelet, diversos ensaios experimentais foram realizados. Nos ensaios utilizou-se tanto a célula geradora e os corpos de prova projetados quanto equipamentos de alta tensão disponíveis no Laboratório de Alta Tensão da UFCG.

Em um dos experimentos foi empregado como corpo de prova um transformador de potencial (TP), com classe de isolamento de 15 kV e relação de transformação de 13,8 kV para 100 V. A medição de descargas parciais foi realizada empregando as técnicas de medição apresentadas na Seção 2.3, em especial os sensores de corrente indutivos (HFCT), devido à grande susceptibilidade destes tipos de sensores às interferências do ambiente de medição.

Para o armazenamento dos dados e filtragem dos sinais, foi utilizado um osciloscópio com alta taxa de aquisição (5 GHz), o qual possuía o ambiente computacional MATLAB previamente instalado, possibilitando assim, a execução da rotina de filtragem desenvolvida e apresentada na Seção 4.3.2.

As medições foram feitas simultaneamente utilizando o equipamento comercial LDS-6 e um dos HFCT apresentados. Uma das saídas do sistema LDS-6 foi conectada ao canal 1 do osciloscópio e o HFCT ao canal 2. As escalas de medição do osciloscópio foram 100 mV/div e 2 mV/div, respectivamente. A filtragem dos sinais também foi realizada utilizando diferentes wavelets mãe para efeitos comparativos.

Nas medições realizadas utilizando como corpo de prova o TP, o equipamento foi submetido a sua tensão nominal durante 10 minutos e em seguida realizou-se a medição dos sinais de descargas parciais. Uma fotografia do arranjo de medição empregado pode ser visualizado na Figura 75.

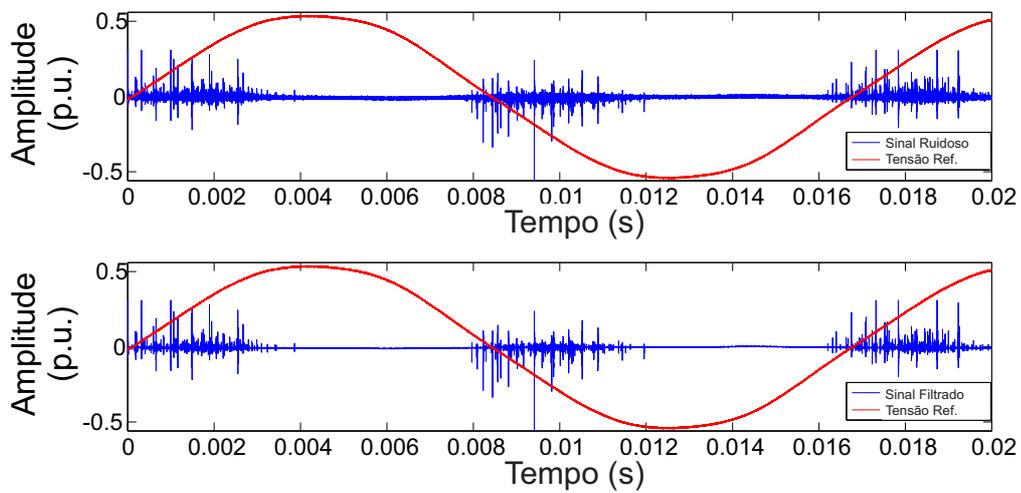
Figura 75 – Arranjo de medição de descargas parciais em um transformador de potencial classe 15 kV.



Fonte: Produzida pelo autor.

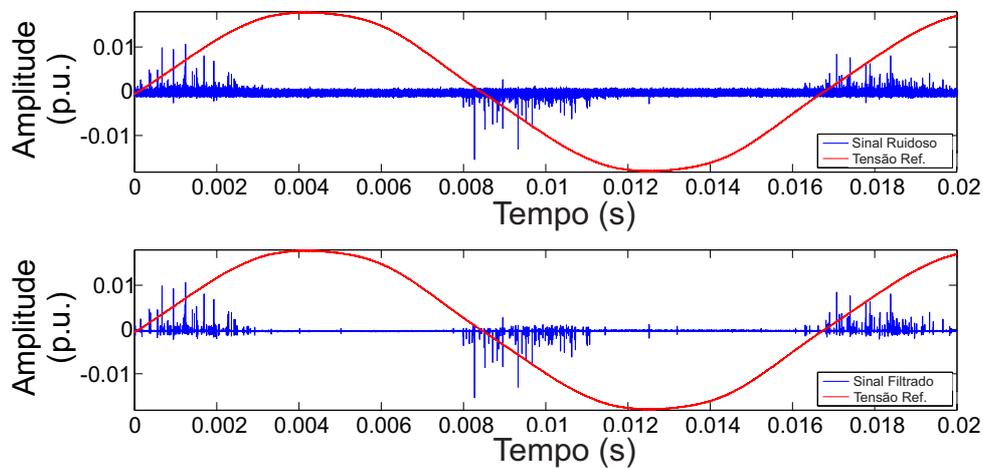
Os resultados da medição de sinais de descargas parciais utilizando o sistema comercial LDS-6 é apresentado na Figura 76, e o resultado das medições usando o HFCT é apresentado na Figura 77. Em cada figura, a curva superior representa o sinal original sem filtragem, e o sinal inferior representa o sinal de descarga parcial filtrado utilizando wavelets.

Figura 76 – Filtragem do sinal obtido usando o sistema LDS-6.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 77 – Filtragem do sinal obtido usando o HFCT.



Fonte: Produzida pelo autor.

Pode-se verificar que o nível de ruído existente na medição empregando o HFCT é superior ao nível de ruído no sinal disponibilizado pelo sistema comercial LDS-6. A Figura 77 evidencia a redução significativa do nível de ruído com o emprego da Transformada Wavelet para as medições realizadas com o HFCT. Dentre as famílias wavelet avaliadas, a Daubechies apresentaram desempenho relativamente superior, além de um tempo de processamento inferior em comparação com às demais.

Embora o sistema LDS-6 apresente uma redução maior do nível de ruído, o seu emprego no campo apresenta inúmeras restrições, assim, a utilização de sensores do tipo HFCT juntamente com a rotina de filtragem desenvolvida ressalta a necessidade da utilização e determinação da wavelet mãe mais apropriada. Os sensores tipo HFCT apresentam a funcionalidade de serem aplicados em medições de descargas parciais em campo, ao serem facilmente acoplados ao cabo de aterramento de equipamentos de alta tensão.

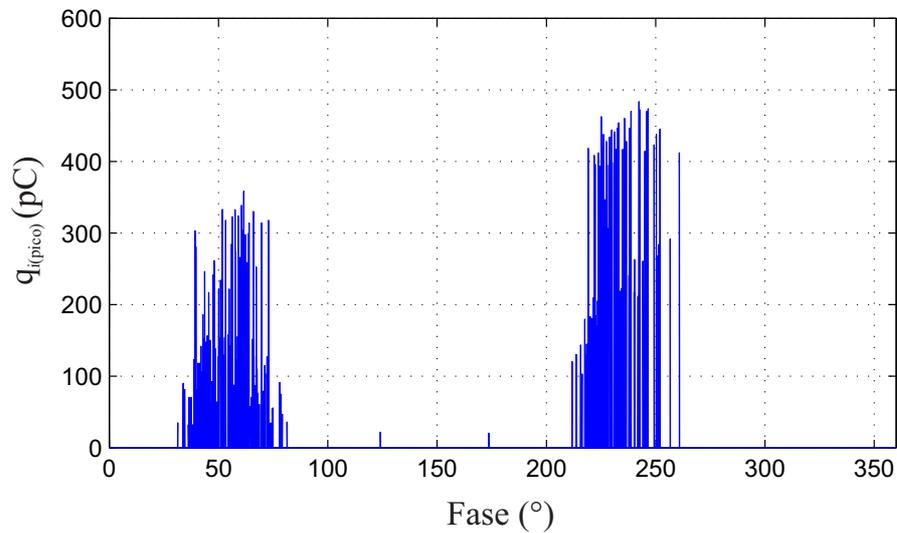
5.4 Classificação Estatística dos Sinais de Descargas Parciais

Com o objetivo de representar estatisticamente os sinais de descargas parciais obtidos, a partir das medições, além do cálculo dos operadores estatísticos apresentados na Seção 2.5.4, foram calculadas as distribuições $H_n(\varphi)$, $H_{qn}(\varphi)$ e $H_{qi(pico)}(\varphi)$ dos pulsos de descargas parciais.

Conforme visto na Seção 2.5.3, é possível determinar a variação dos parâmetros deduzidos relacionados às descargas parciais em função do tempo, para tanto, descargas parciais foram adquiridas e armazenadas. O período de armazenamento para cada medição foi de 20 segundos, criando-se assim, um banco de dados. Na sequência, a partir do banco de dados e para cada defeito, gerou-se distintamente três outros bancos de dados. O primeiro banco de dados consiste de sinais de descargas parciais adquiridos durante um intervalo de tempo correspondente a 100 ciclos, outro banco de dados correspondente a 200 ciclos e o último corresponde a 500 ciclos.

Apenas a título de exemplificação, apresenta-se na Figura 78 o histograma dos valores de pico dos pulsos obtidos na medição do defeito 1 durante o período de tempo referentes a 100 ciclos da tensão aplicada.

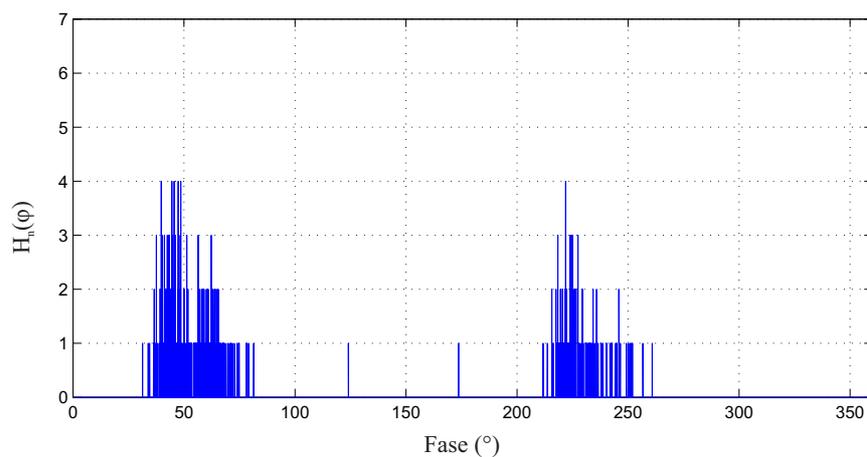
Figura 78 – Valores de pico das descargas parciais adquiridas durante 100 ciclos para o defeito 1.



Fonte: Produzida pelo autor.

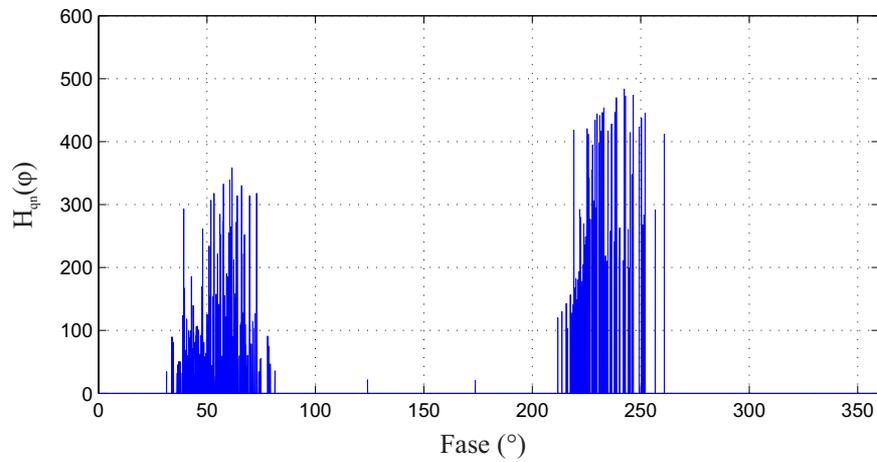
Apresenta-se também nas Figuras 79 e 80 os histogramas de contagem de pulsos $H_n(\varphi)$ e da magnitude média das descargas $H_{qn}(\varphi)$ calculadas também para o defeito 1, usando o período de tempo equivalente a 100 ciclos da tensão aplicada.

Figura 79 – Histograma do número de pulsos de descargas parciais para o defeito 1 durante 100 ciclos da tensão aplicada.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 80 – Histograma da magnitude média dos pulsos de descargas parciais para o defeito 1 durante 100 ciclos da tensão aplicada.



Fonte: Produzida pelo autor.

O processo de obtenção dos histogramas também foi repetido para o intervalo de tempo de aquisição de 200 e de 500 ciclos. Na sequência, com o objetivo de obter a criação de padrões correspondentes a cada tipo de defeito apresentados na Tabela 3, foi realizado o cálculo dos operadores estatísticos apresentados na Seção 2.4.2. Os resultados obtidos, para os bancos de dados correspondentes aos defeitos 1 a 10 e para 100 e 500 ciclos, são apresentados na Tabela 9. Verifica-se que existe uma diferença significativa entre os resultados obtidos para os semiciclos positivo e negativo da tensão aplicada aos corpos de prova.

Tabela 9 – Resultado dos operadores estatísticos calculados.

Defeito 1 (100 ciclos)			Defeito 1 (500 ciclos)		
Semiciclo:	positivo	negativo	Semiciclo	positivo	Negativo
Max	330,65	530,16	Max	362,06	530,16
Mean	7,79	13,11	Mean	8,46	15,30
Std	34,97	65,13	Std	36,35	71,29
Sk	5,14	5,36	Sk	4,90	4,97
Ku	31,39	32,00	Ku	28,77	27,50
Defeito 2 (100 ciclos)			Defeito 2 (500 ciclos)		
Semiciclo:	positivo	negativo	Semiciclo	positivo	negativo
Max	681,87	719,88	Max	704,90	719,88
Mean	21,37	20,25	Mean	43,51	39,80
Std	83,37	85,25	Std	129,77	130,31

Continua na página a seguir.

Sk	5,96	6,74		Sk	3,58	4,17
Ku	38,24	48,14		Ku	14,46	19,08
Defeito 3 (100 ciclos)				Defeito 3 (500 ciclos)		
Semiciclo:	positivo	negativo		Semiciclo	positivo	negativo
Max	357,38	509,63		Max	463,13	529,69
Mean	13,32	16,04		Mean	30,14	43,93
Std	60,63	75,70		Std	95,19	129,48
Sk	4,54	4,83		Sk	2,95	2,69
Ku	22,16	25,18		Ku	9,97	8,45
Defeito 4 (100 ciclos)				Defeito 4 (500 ciclos)		
Semiciclo:	positivo	negativo		Semiciclo	positivo	negativo
Max	607,10	580,13		Max	617,53	599,27
Mean	25,34	22,76		Mean	71,23	63,01
Std	90,73	86,39		Std	168,44	154,81
Sk	4,38	4,40		Sk	2,26	2,41
Ku	22,08	22,02		Ku	6,33	7,19
Defeito 5 (100 ciclos)				Defeito 5 (500 ciclos)		
Semiciclo:	positivo	negativo		Semiciclo	positivo	negativo
Max	248,76	243,22		Max	256,15	262,92
Mean	16,46	21,05		Mean	17,49	25,06
Std	49,77	57,08		Std	51,53	62,91
Sk	2,80	2,56		Sk	2,69	2,34
Ku	9,38	7,97		Ku	8,75	6,89
Defeito 6 (100 ciclos)				Defeito 6 (500 ciclos)		
Semiciclo:	positivo	negativo		Semiciclo	positivo	Negativo
Max	336,35	24,21		Max	336,35	24,21
Mean	1,09	0,07		Mean	1,09	0,07
Std	17,82	1,23		Std	17,82	1,23
Sk	15,89	17,51		Sk	15,89	17,51
Ku	260,38	308,63		Ku	260,38	308,63
Defeito 7 (100 ciclos)				Defeito 7 (500 ciclos)		
Semiciclo:	positivo	negativo		Semiciclo	positivo	negativo
Max	476,69	620,43		Max	476,69	662,2
Mean	0,27	13,69		Mean	0,29	14,76
Std	26,34	32,96		Std	29,71	34,97
Sk	8,04	7,93		Sk	8,72	8,41

Continua na página a seguir.

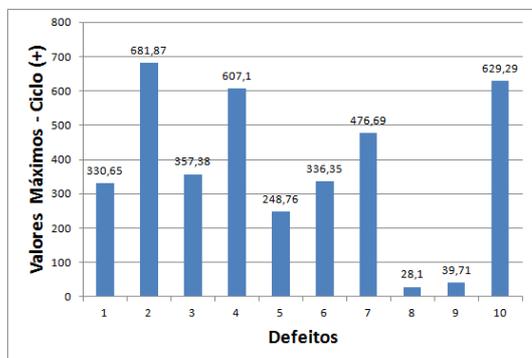
Ku	108,36	117,22		Ku	113,15	121,85
Defeito 8 (100 ciclos)				Defeito 8 (500 ciclos)		
Semiciclo:	positivo	negativo		Semiciclo	positivo	negativo
Max	28,10	28,10		Max	28,1	28,1
Mean	0,00	0,00		Mean	0,00	0,00
Std	0,80	0,80		Std	0,80	0,8
Sk	0,04	36,50		Sk	36,50	36,5
Ku	1,33	1331,30		Ku	1,33	1331,30
Defeito 9 (100 ciclos)				Defeito 9 (500 ciclos)		
Semiciclo:	positivo	negativo		Semiciclo	positivo	negativo
Max	39,71	31,43		Max	39,71	31,43
Mean	0,18	0,06		Mean	0,22	0,06
Std	2,09	1,22		Std	2,31	1,23
Sk	11,95	20,63		Sk	10,71	19,51
Ku	150,16	437,94		Ku	120,49	389,99
Defeito 10 (100 ciclos)				Defeito 10 (500 ciclos)		
Semiciclo:	positivo	negativo		Semiciclo	positivo	negativo
Max	629,29	629,91		Max	784,53	656,67
Mean	7,60	12,19		Mean	17,32	27,79
Std	29,47	62,29		Std	62,60	105,40
Sk	12,83	8,80		Sk	6,87	5,06
Ku	196,33	80,69		Ku	54,14	27,14

Fonte: Produzida pelo autor.

Dentre as configurações de defeitos apresentados na Tabela 3, o corpo de prova correspondente ao defeito 8 apresentou os menores valores de descargas parciais durante as medições. Foi possível verificar que cada tipo de defeito, possui características estatísticas bem definidas, o que é útil para identificar cada tipo de defeito em estudo.

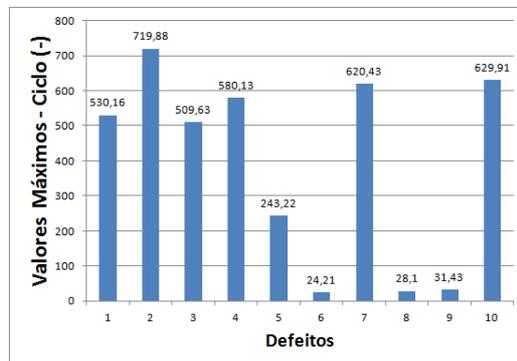
Os resultados apresentados na Tabela 9 podem ser representados de forma gráfica. Mostram-se, nas Figuras 81 a 90, os gráficos em barra dos resultados obtidos para cada operador estatístico. Claramente são evidenciados as diferenciações entre cada tipo de defeito por meio do emprego dos operadores estatísticos.

Figura 81 – Histograma dos valores de pico das descargas parciais para o ciclo positivo.



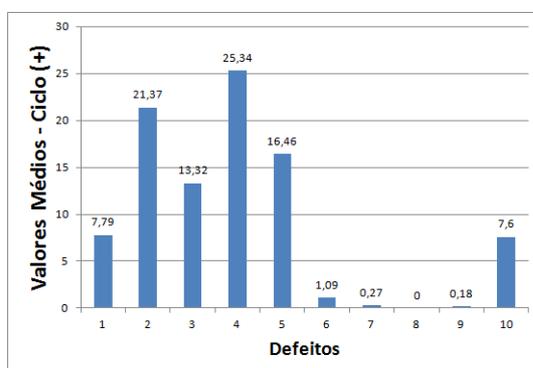
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 82 – Histograma dos valores de pico das descargas parciais para o ciclo negativo.



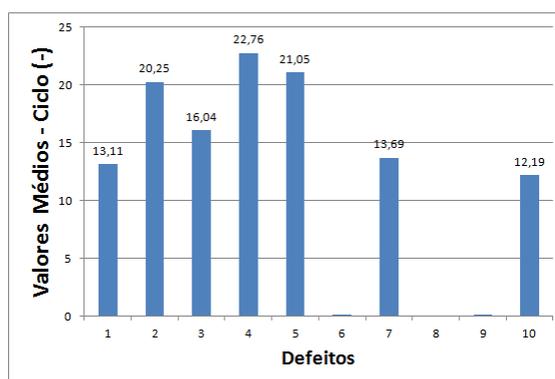
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 83 – Histograma dos valores médios das descargas parciais para o ciclo positivo.



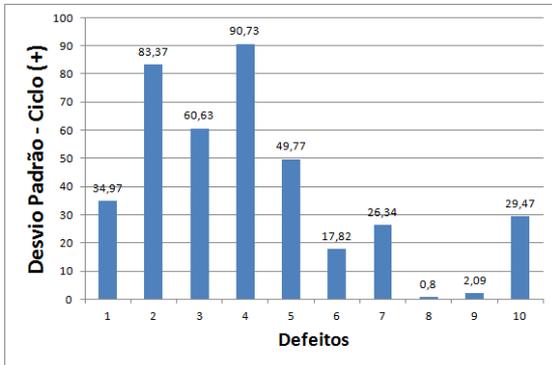
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 84 – Histograma dos valores médios das descargas parciais para o ciclo negativo.



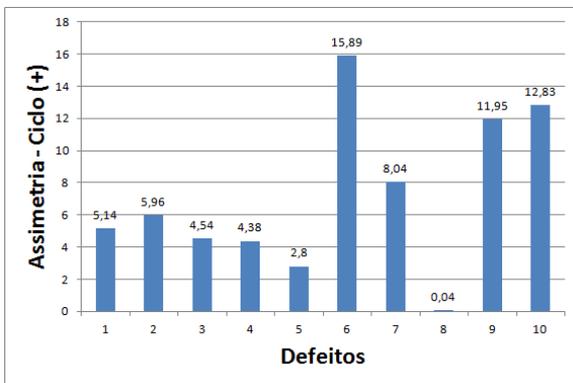
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 85 – Histograma dos desvios padrão das descargas parciais para o ciclo positivo.



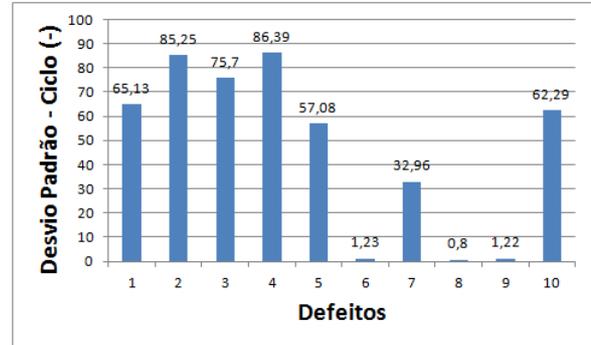
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 87 – Histograma das assimetrias das descargas parciais para o ciclo positivo.



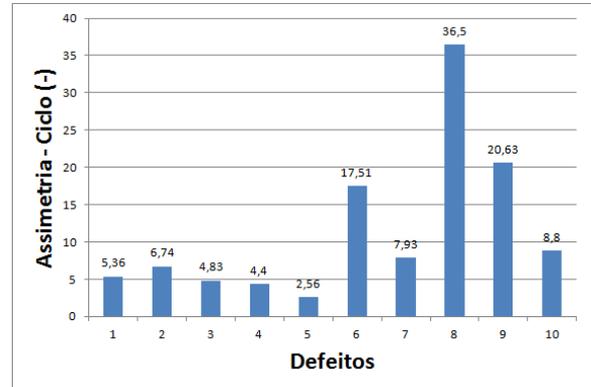
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 86 – Histograma dos desvios padrão das descargas parciais para o ciclo negativo.



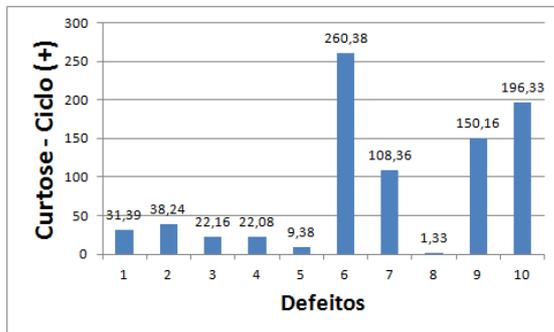
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 88 – Histograma das assimetrias das descargas parciais para o ciclo negativo.



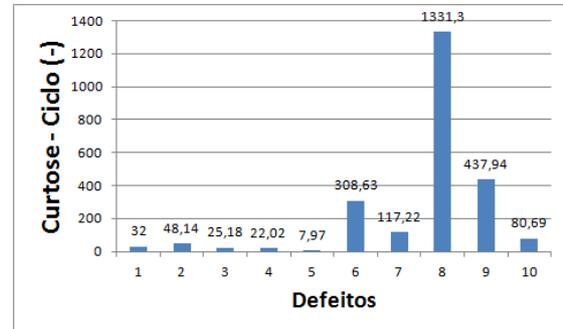
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 89 – Histograma das curtoses das descargas parciais para o ciclo positivo.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 90 – Histograma das curtoses das descargas parciais para o ciclo negativo.



Fonte: Produzida pelo autor.

Com o objetivo de verificar a consistência dos dados, foi empregada a metodologia de validação dos dados experimentais conforme apresentado na Seção 4.5. Visando tornar o processo de identificação de defeitos automático, os padrões estatísticos obtidos foram usados na criação de um banco de dados. Os padrões resultantes serviram como dados de entrada de um sistema de apoio à decisão na identificação de defeitos existentes em isolamentos. Os sistemas automáticos devem ser capazes de considerar os operadores de forma isolada ou conjunta, aumentando assim, a probabilidade de identificação de cada tipo de defeito.

5.5 Validação do Banco de Dados das Descargas Parciais

Durante o desenvolvimento desta Tese, diversas campanhas de medição foram realizadas em laboratório, porém verificou-se que o processo de ocorrência de descargas parciais era aleatório, isto é, em diversos momentos as descargas parciais não ocorriam (NATTRASS, 1988). Visando utilizar um banco de dados confiável, o qual permitisse a classificação dos tipos de descargas parciais, foi realizada uma etapa de validação dos sinais adquiridos em laboratório. A validação do banco de dados foi feita utilizando o procedimento apresentado na Seção 4.5. Dentre os vários bancos de dados criados durante a pesquisa, um dos que apresentou padrões válidos para a maioria dos defeitos é apresentado na Tabela 10.

Conforme explicado na Seção 4.5, para cada nível de tensão foram feitas dez aquisições consecutivas durante 20 segundos cada, na sequência, foram calculados os histogramas dos valores de pico para cada aquisição realizada, considerando 100, 200 e 500 ciclos da tensão aplicada. O resultado dessa etapa são 30 padrões $Hq_{i(pico)}(\varphi)$ para cada nível de tensão. O processo é repetido para os demais níveis de tensão, isto é, 20, 25 e 30 kV,

totalizando 120 padrões para cada defeito. Na Tabela 10 são apresentados os resultados obtidos no processo de validação. Verifica-se que em alguns casos, para determinados valores de tensão, não foram obtidos padrões válidos, os quais foram descartados. Com a eliminação dos padrões inválidos, o novo banco de dados apresenta 514 padrões válidos.

Tabela 10 – Padrões de descargas parciais válidos.

Defeito	Tensão Aplicada (kV)				Total de Padrões Válidos
	15	20	25	30	
1	8	15	0	12	35
2	0	0	0	5	5
3	9	0	0	0	9
4	0	0	0	15	15
5	27	30	30	30	117
6	30	30	30	30	120
7	0	0	25	29	54
8	0	0	27	27	54
9	0	0	26	25	51
10	0	0	26	28	54
11	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0
Total de padrões válidos = 514					

Fonte: Produzida pelo autor.

Os dados resultantes para cada tipo de defeito serviram como entrada de redes neurais artificiais, conforme será apresentado na seção a seguir.

5.6 Classificação Automática dos Sinais de Descargas Parciais usando Redes Neurais Artificiais

Com o cálculo dos operadores estatísticos apresentados na Seção 5.4 foi possível verificar que cada tipo de defeito possui características estatísticas bem definidas, o que é bastante útil para classificar os tipos de falhas existentes nos isolamentos sob estudo.

Conforme apresentado na Seção 4.6, a título comparativo, três topologias de redes neurais artificiais (RNA) foram implementadas. Para o processo de treinamento supervisionado das RNA foi utilizado o ambiente computacional MATLAB®, o qual permitiu implementar as RNA com a codificação entrada/saída proposta.

Inicialmente foram realizadas 10 simulações para cada topologia de RNA utilizando a função de ativação tangente hiperbólica (tansig) e o algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt (padrões do Matlab). Os resultados obtidos foram diferentes para cada instante de simulação, porém é possível obter uma métrica estatística do processo de treinamento e classificação. Os resultados obtidos para cada topologia de rede neural contendo a taxa de acerto e o número de neurônios necessários estão apresentados nas Tabelas 11 a 13.

De acordo com o apresentado na Seção 4.6, dos 514 padrões válidos vistos na Seção 10, foram escolhidos aleatoriamente 70%, ou seja, 358 padrões para compor o banco de dados usado no processo de treinamento, e os 30% restantes, correspondente a 156 padrões para compor o banco de dados de teste.

Tabela 11 – Resultados obtidos para a topologia de RNA com 1 camada oculta.

Simulação	N_{H1}	Taxa de acerto (%)
1	14	88,50
2	13	87,80
3	18	86,50
4	22	89,70
5	21	88,50
6	28	87,80
7	34	91,00
8	30	87,20
9	20	91,00
10	31	85,90
Média	≈ 23	88,39

Fonte: Produzida pelo autor.

Tabela 12 – Resultados obtidos para a topologia de RNA com 2 camadas ocultas.

Simulação	N_{H1}	N_{H2}	Taxa de acerto (%)
1	12	27	95,39
2	11	14	96,23
3	17	36	95,39
4	22	31	95,81
5	12	26	96,65
6	37	14	95,81
7	22	31	96,23
8	11	35	95,81
9	40	13	97,90
10	26	34	95,81
Média	21	≈ 26	96,03

Fonte: Produzida pelo autor.

Tabela 13 – Resultados obtidos para a topologia de RNA com 3 camadas ocultas.

Simulação	N_{H1}	N_{H2}	N_{H3}	Taxa de acerto (%)
1	2	3	22	91,02
2	14	24	10	94,23
3	17	28	15	96,70
4	29	40	33	94,20
5	34	39	10	95,50
6	37	14	30	94,90
7	30	10	23	95,50
8	28	40	13	94,20
9	19	22	37	94,87
10	14	18	32	94,23
Média	≈ 22	≈ 24	≈ 22	94,53

Fonte: Produzida pelo autor.

Analisando os resultados apresentados nas tabelas, verificou-se que o acréscimo da terceira camada oculta não proporcionou um aumento na taxa de acerto global, pelo contrário, houve um decréscimo de 1,49% no resultado da topologia com três camadas ocultas, além de um aumento excessivo no tempo computacional. Para se ter uma ideia do tempo de treinamento e teste de uma RNA com três camadas ocultas, houve simulações que apresentaram duração entre 24 e 36 vezes o tempo de simulação de uma RNA com duas camadas ocultas. Esse tempo excessivo pode ser justificado pelo grande número de combinações matemáticas realizadas.

Para uma RNA com duas camadas ocultas, o tempo de treinamento e teste foi de aproximadamente 4 horas, com uma taxa máxima de acerto global de 97,07%. Para a configuração com apenas 1 camada oculta, verificou-se uma taxa de acerto de 91,0% com a utilização de no máximo 40 neurônios. Aparentemente o único atrativo da topologia com apenas 1 camada oculta para a aplicação proposta é o tempo computacional de treinamento reduzido e teste (entre 2 e 3 minutos), visto que a taxa de acerto global foi significativamente inferior a obtida com a topologia composta por duas camadas ocultas.

Ao se analisar o número médio de neurônios necessários para obter a maior taxa de acerto em cada topologia de RNA, verifica-se que o número de neurônios inicialmente adotado em cada camada oculta (40) é um valor excessivo. Verificou-se que em todas as topologias de RNA obtidas, o número médio de neurônios por camada oculta é em torno de vinte (20).

Na sequência, apresentam-se nas Figuras 91 a 93, as matrizes de confusão que evidenciam as taxas de acerto global e por classe de defeito existente no isolamento, para cada topologia de rede neural avaliada.

Figura 91 – Matriz de confusão da RNA implementada com 1 camada oculta.

Matriz de Confusão

Classes de Saída	1	7 4.5%	1 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	77.8% 22.2%
	2	0 0.0%	1 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	2 1.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 1.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	5	1 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	36 23.1%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	94.7% 5.3%
	6	0 0.0%	0 0.0%	1 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	36 23.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	97.3% 2.7%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	17 10.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	8	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	16 10.3%	1 0.6%	1 0.6%	88.9% 11.1%
	9	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	13 8.3%	5 3.2%	72.2% 27.8%
	10	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 1.3%	11 7.1%	84.6% 15.4%
			87.5% 12.5%	50.0% 50.0%	66.7% 33.3%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	88.9% 11.1%	81.3% 18.8%	64.7% 35.3%
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
		Classes Alvo										

Fonte: Produzida pelo autor.

Conforme apresentado na Seção 4.6, o banco de dados após o processo de validação é composto por 514 padrões, os quais foram divididos aleatoriamente utilizando a proporção de 70% para o processo de treinamento e 30% para o processo de teste. Os 30% resultantes correspondem a 156 padrões.

Após a distribuição aleatória dos padrões e analisando as colunas da matriz de confusão apresentada na Figura 91, verifica-se que os 156 padrões usados no processo de

teste foram distribuídos ou alocados da seguinte maneira: 8 correspondem ao defeito N° 1; 2 correspondem ao defeito N° 2; 3 correspondem os defeitos N° 3 e N° 4, cada; 36 correspondem aos defeitos 5 e 6, cada, 17 condizem ao defeito N° 7; 18 correspondem ao defeito N° 8; 16 padrões correspondem ao defeito N° 9; e finalmente, 17 padrões condizem ao defeito N° 10.

Ainda de acordo com a Figura 91, dos 8 padrões relacionados ao defeito N° 1, a topologia de RNA composta por uma camada oculta classificou corretamente 7 padrões, resultando em uma taxa de acerto da classe de 87,5%, conforme pode ser visto na última linha da primeira coluna (célula FNR1 da Figura 45). Com relação ao defeito N° 2, dos 2 padrões relacionados ao defeito N° 2, a topologia de RNA composta por uma camada oculta classificou corretamente 1 padrão, resultando em uma taxa de acerto da classe de 50,0%, conforme pode ser visto na última linha da segunda coluna. Para o defeito N° 3, 2 padrões foram classificados corretamente e 1 padrão foi erroneamente relacionado ao defeito N° 6. O mesmo processo foi repetido para os demais defeitos.

Ainda de acordo com a Figura 91, a análise da razão dos falsos positivo (célula FPR1 da Figura 45), definida na Seção 4.6, para o defeito N° 1, isto é, analisando a linha N° 1, verifica-se que resultou 77,8% de probabilidade da RNA estar realmente correta e 22,2% da RNA identificar a classe como sendo um defeito diferente. O mesmo procedimento de análise pode ser repetido para as demais classes, ou seja, as linhas.

As células da diagonal, definida na Seção 4.6, representam as classes que foram corretamente classificadas. Como exemplo, para o defeito 7 padrões foram classificados corretamente o que corresponde a uma percentagem de 4,5% (7/156).

A soma dos resultados apresentados na diagonal da matriz de confusão representa a taxa de acerto global obtida com topologia da RNA com uma camada oculta. O resultado é mostrado na última linha e última coluna da matriz, o seu valor é de 91,0% de acerto.

O mesmo banco de dados foi avaliado e mesmo procedimento de avaliação foi repetido para as topologias contendo duas e três camadas ocultas. Os resultados são apresentados nas Tabelas 92 e 93.

Ao se analisar a topologia de RNA com duas camadas verificou-se que a taxa de acerto global foi de 97,9%. Quando comparado com a topologia de uma camada, constata-se um aumento de 6,9% na taxa de acerto.

Ao se analisar a topologia de RNA com três camadas verificou-se que nesse caso específico a taxa de acerto global foi de 96,2%. Quando comparado com a topologia de uma camada, constata-se um aumento de 5,2% na taxa de acerto. E quando comparado com a topologia de duas camadas, constata-se uma redução de 1,7%.

A matriz de confusão ratifica a conclusão chegada quando se analisou as Tabelas 11 a 13, ou seja, a não necessidade do uso de RNA com três camadas ocultas

Figura 92 – Matriz de confusão da RNA implementada com 2 camadas ocultas.

Matriz de Confusão

Classes de Saída	1	7 4.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	0 0.0%	1 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	2 1.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 2.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	36 23.8%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	97.3% 2.7%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	35 23.2%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.6%	0 0.0%	97.3% 2.7%
	7	1 0.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.7%	17 11.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	89.5% 10.5%
	8	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	18 11.9%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	9	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	14 9.3%	2 1.3%	87.5% 12.5%
	10	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 1.3%	15 9.9%	88.2% 11.8%
			87.5% 12.5%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	97.2% 2.8%	100% 0.0%	100% 0.0%	87.5% 12.5%	88.2% 11.8%
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
		Classes Alvo										

Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 93 – Matriz de confusão da RNA implementada com 3 camadas ocultas.

Matriz de Confusão

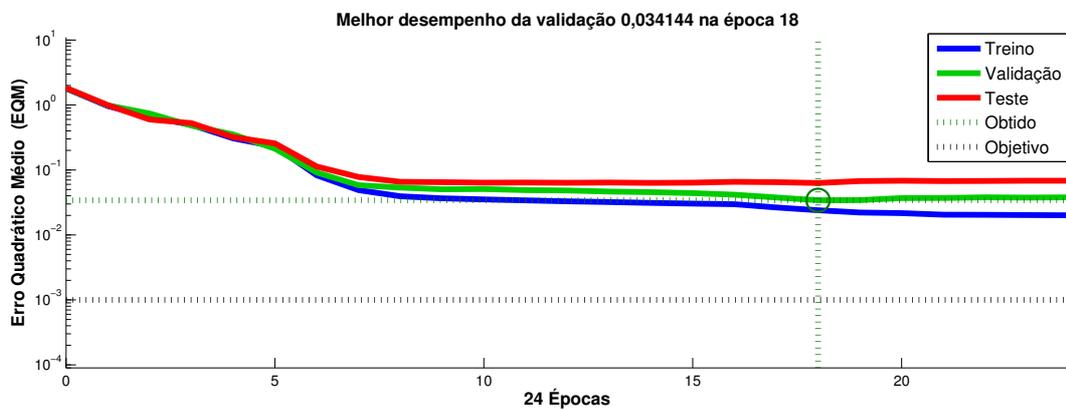
Classes de Saída	1	8 5.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	88.9% 11.1%
	2	0 0.0%	2 1.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	2 1.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.6%	0 0.0%	66.7% 33.3%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 1.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	36 23.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	36 23.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	7	0 0.0%	0 0.0%	1 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	17 10.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	94.4% 5.6%
	8	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	17 10.9%	0 0.0%	1 0.6%	94.4% 5.6%
	9	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	13 8.3%	0 0.0%	100% 0.0%
	10	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 1.3%	16 10.3%	88.9% 11.1%
			100% 0.0%	100% 0.0%	66.7% 33.3%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	94.4% 5.6%	81.3% 18.8%	94.1% 5.9%
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
		Classes Alvo										

Fonte: Produzida pelo autor.

Por sua vez, nas Figuras 94 a 96 apresentam-se as representações gráficas da evolução dos erros quadráticos médios (EQM) entre as saídas desejadas e obtidas pelo classificador ao longo das épocas de treinamento para os conjuntos de treinamento, teste e validação, levando em consideração cada topologia de RNA, além do erro de aproximação obtido e o número de iterações necessárias para a obtenção do EQM. O processo de treinamento foi encerrado (no ponto ‘Obtido’) quando no processo de

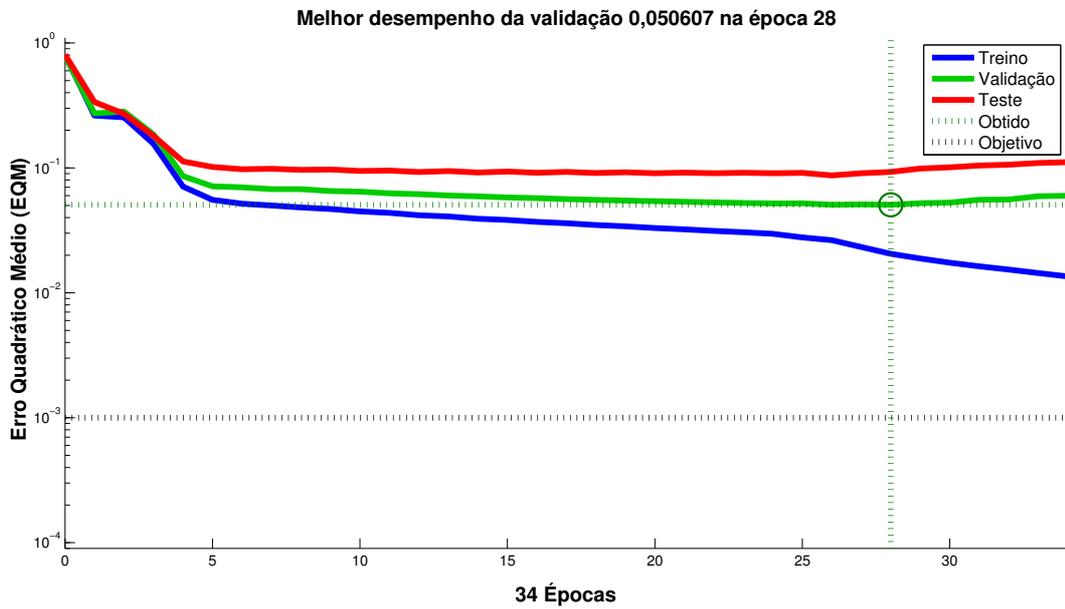
treinamento percebeu-se que não era possível atingir o erro desejado ('Objetivo') com o classificador e dados disponibilizados. A decisão de parar a validação e voltar para o melhor ponto anterior (menor EQM) ocorre quando o algoritmo percebe que o EQM do conjunto de validação começa a aumentar em relação ao do conjunto de teste e quando a evolução do erro para os conjuntos demonstra ter atingido uma região de patamar, na qual não se percebe evolução significativa dos erros. Os valores de EQM obtidos são diferentes para cada simulação realizada, porém é possível se determinar uma métrica estatística para cada processo de simulação. Além disso, avaliou-se o nível de complexidade das topologias por meio do número médio de épocas necessárias para a convergência do algoritmo.

Figura 94 – Erro quadrático médio obtido a partir de RNA com 1 camada oculta.



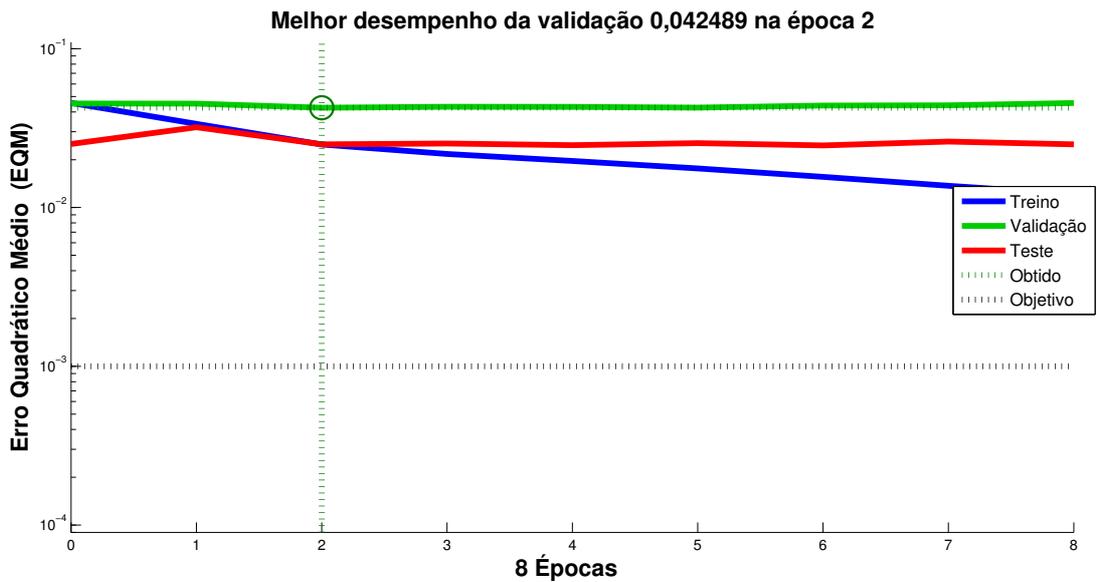
Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 95 – Erro quadrático médio obtido a partir de RNA com 2 camadas ocultas.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 96 – Erro quadrático médio obtido a partir de RNA com 3 camadas ocultas.



Fonte: Produzida pelo autor.

Analisando as Figuras 94 a 96 verifica-se que o erro quadrático médio obtido na etapa do treinamento foi inferior quando comparado à etapa de teste, isto porque durante o período de teste são apresentados padrões desconhecidos à RNA, ou seja, inéditos, além de que o sistema da RNA é consideravelmente não-linear e aleatório. Uma das formas de reduzir ainda mais o EQM nas etapas de teste, seria aumentar o número de padrões do banco de dados, e isso somente é possível caso haja o monitoramento contínuo dos sinais de descargas parciais em determinado equipamento ou corpo de prova.

Na continuidade, com o objetivo de verificar a influência que a função de ativação proporciona em cada topologia de RNA, foi realizada a avaliação das topologias com uma e duas camadas ocultas com as seguintes funções de ativação: Linear (purelin), Sigmóide (logsig) e Linear com saturação (satlin). Não foi considerada a topologia com três camadas ocultas devido ao excessivo tempo computacional. Foram realizadas dez simulações para cada topologia empregando as três diferentes funções de ativação e os resultados obtidos são apresentados nas Tabelas 14 e 15. Verifica-se que topologia de RNA com 1 camada oculta houve uma pequena redução na taxa de acerto global da RNA com a utilização da função de ativação linear com saturação, porém houve um aumento considerável do número de neurônios necessários. O mesmo aconteceu para a topologia composta por duas camadas ocultas.

Tabela 14 – Estudo comparativo do desempenho da RNA com 1 camada oculta com diferentes funções de ativação.

Função de Ativação	Taxa de Acerto(%)	N_{H1}	Média dos EQM
Sigmóide	89,55	≈ 29	0,079195
Linear	58,66	≈ 24	0,160964
Linear com saturação	90,11	≈ 36	0,141231

Fonte: Produzida pelo autor.

Tabela 15 – Estudo comparativo do desempenho da RNA com 2 camadas ocultas com diferentes funções de ativação.

Função de Ativação	Taxa de Acerto(%)	N_{H1}	N_{H2}	Média dos EQM
Sigmóide	93,12	≈ 25	≈ 26	0,083159
Linear	63,59	≈ 23	20	0,134462
Linear com saturação	92,82	≈ 25	31	0,060943

Fonte: Produzida pelo autor.

Analisando os resultados obtidos verifica-se que a topologia de RNA baseada

em duas camadas ocultas apresentou o melhor desempenho, além de apresentar um tempo computacional razoável no processo de treinamento e teste. Esses parâmetros são bastante interessantes, principalmente pela possibilidade de implementação dessa metodologia em hardware. A taxa de acerto global e por classe com essa topologia foi satisfatória, apresentando um percentual de acerto médio de aproximadamente 96,0%, o que significa que os operadores estatísticos utilizados caracterizaram adequadamente os sinais de descargas parciais. Contudo, um conjunto de padrões de descargas parciais mais abrangente e com novas configurações de defeitos pode ser empregado para aperfeiçoar o desempenho da rotina de classificação.

No capítulo a seguir são apresentadas as conclusões deste trabalho de tese e algumas sugestões de trabalhos para a continuidade da pesquisa.

6 Conclusão

Nesta Tese foi apresentada uma metodologia experimental baseada na emulação, medição, processamento e classificação de sinais de descargas parciais, que permite identificar vários tipos de defeitos em isolamentos de equipamentos de alta tensão.

Dentre as principais razões para o desenvolvimento desta metodologia podem-se citar o aumento do tempo de operação de equipamentos de alta tensão e a falta de manutenção preventiva, o que aumenta consideravelmente o índice de falhas dos equipamentos. Também pode-se citar que o monitoramento contínuo de descargas parciais fornece informações valiosas sobre o nível de degradação de isolamentos dos equipamentos elétricos em operação, e permite o planejamento de reparos, manutenção preventiva além de possibilitar a alocação prévia de recursos destinados à manutenção.

A metodologia proposta, com intuito de facilitar o entendimento, foi dividida em cinco atividades principais, a saber:

1. Produzir e testar corpos de prova com falhas previamente conhecidas com o objetivo de obter um banco de dados de referência;
2. Realizar a filtragem de sinais medidos em laboratório, de forma a atenuar os sinais espúrios às medições;
3. Realizar o processamento estatístico do banco de dados obtido a partir das medições em laboratório, com o objetivo de determinar os melhores identificadores para cada tipo de defeito;
4. Validar os bancos de dados obtidos por meio do emprego da correlação cruzada entre histogramas característicos para cada tipo de defeito e por fim,
5. Realizar a classificação automática dos tipos de defeitos a partir da implementação de diversas topologias de redes neurais artificiais.

Para a geração de descargas parciais, desenvolveu-se uma estrutura baseada em eletrodos, de baixo custo e facilmente replicável, a qual permitiu a geração de sinais de descargas parciais bem definidos com a utilização de 10 diferentes corpos de prova, com topologias de defeitos baseados em cavidades cilíndricas.

Para a realização das medições das descargas parciais em laboratório foram empregados os métodos elétricos de medição, dentre eles o sistema comercial LDS-6 e sensores de correntes indutivos (HFCT - *High Frequency Current Transformer*). O destaque para o emprego de sensores HFCT se dá pela portabilidade, facilidade de instalação e

principalmente pelo custo reduzido quando comparado aos demais sistemas de medição disponíveis comercialmente.

Sabendo da grande susceptibilidade que sensores do tipo HFCT possuem em relação a ruídos existentes no ambiente de medições, constatou-se a necessidade de avaliar técnicas de filtragem digital de sinais. Dessa forma, avaliou-se a Transformada Wavelet como ferramenta computacional capaz de realizar a filtragem de sinais, a qual foi capaz de suprimir/atenuar sinais de interferências existentes no ambiente de medição. A Transformada Wavelet se destacou no processamento de sinais não-estacionários com característica transitórias, o que é inerente aos sinais de descargas parciais.

Como principais conclusões da avaliação da Transformada Wavelet como ferramenta de filtragem, pode-se citar que, dependendo do tipo de ruído, a filtragem pode ser mais eficiente com uma determinada wavelet mãe. Para ruídos não identificados ou não conhecidos se faz necessário realizar a avaliação prévia do ruído para se determinar qual a wavelet mãe que apresenta melhor desempenho, ou seja, maior CCR para uma dada relação sinal-ruído (SNR). A metodologia de filtragem mostrou-se eficiente, útil e aplicável para o uso em campo associada ao uso de sensores tipo HFCT. Foram avaliados sinais de descargas parciais medidos em laboratório e verificou-se uma redução do nível de ruído significativa após o emprego da Transformada Wavelet. Dentre as famílias wavelet avaliadas, as Daubechies apresentaram desempenho relativamente superior, além de um tempo de processamento inferior em comparação às demais. Essas características se devem principalmente ao número de coeficientes dos filtros FIR que compõem cada família wavelet avaliada, por exemplo, a wavelet mãe *coif1* corresponde a um filtro FIR com 6 coeficientes e a *db2* corresponde a um filtro FIR de 4 coeficientes.

Na sequência, verificou-se que cada tipo de defeito possui características estatísticas bem definidas (padrões) e que podem ser utilizadas para identificar o tipo de defeito existente no equipamento de alta tensão. Para realizar a classificação de padrões, foram utilizados operadores estatísticos, como por exemplo, os valores máximos, a média, o desvio padrão, a assimetria e a curtose. Após essa etapa, verificou-se a possibilidade de automatizar a identificação de defeitos a partir da utilização dos operadores estatísticos, como dados de entrada de sistemas de apoio a decisão baseados em técnicas de inteligência artificial. Por fim, foram implementadas três topologias de redes neurais artificiais, uma contendo apenas uma camada oculta, e outras contendo duas e três camadas ocultas. O desempenho das RNA para esse tipo de identificação de padrões foi satisfatório, principalmente utilizando a topologia composta por 2 camadas ocultas. Verificou-se que a taxa de acerto global médio desta topologia foi de aproximadamente 96%, apresentando um aumento significativo na taxa de acerto global e por classe em comparação com as topologias contendo uma e três camadas ocultas. O desempenho das topologias de RNA foi avaliado principalmente pelo emprego do erro quadrático médio e matrizes de

confusão.

Outra característica constatada, foi que um número excessivo de neurônios nas camadas ocultas não é o mais apropriado para este tipo de aplicação. Isso foi constatado por meio de um banco de testes sucessivos, nos quais variou-se o número de neurônios das camadas ocultas de 1 a 40. Verificou-se que os melhores resultados foram obtidos com cerca de 20 neurônios em cada camada oculta. A utilização de um número menor de neurônios permite dentre outras características, a redução significativa do tempo computacional.

Baseando-se nos resultados obtidos, verifica-se a funcionalidade da metodologia destinada a emulação, medição, processamento e identificação de vários tipos de defeitos em isolamentos de equipamentos de alta tensão, além da possibilidade do desenvolvimento de sistemas de diagnóstico de baixo custo, quando comparados com os atualmente disponíveis no mercado.

6.1 Trabalhos Futuros

Como continuação do estudo aqui realizado, propõe-se:

1. A implementação em hardware das rotinas computacionais desenvolvidas;
2. O desenvolvimento de novos padrões estatísticos baseados na energia dos coeficientes wavelet após a filtragem dos sinais de descargas parciais, operando de forma conjunta com os operadores estatísticos;
3. Aplicação da metodologia proposta durante medições de descargas parciais empregando métodos radiométricos de medição;
4. Desenvolvimento de novos corpos de provas, com uma maior diversidade de topologias de defeitos em isolamentos de alta tensão;
5. Realizar campanhas de medição em campo, para além de diagnosticar equipamentos de alta tensão, realizar a caracterização do ruído existente em subestações de alta tensão;
6. Testar outras codificações de saída nas topologias de RNA aqui empregadas, para verificar um possível aumento na taxa de acerto das topologias;
7. Testar uma possível combinação de outras técnicas de inteligência artificial, como por exemplo, a lógica Fuzzy, criando classificadores Neuro-Fuzzy.

Referências

AGARWAL, V.; BANFORD, H. M.; BERNSTEIN, B.; BRANCATO, E.; FOURACRE, R.; MONTANARI, G. C.; PARPAL, J. L.; SEGUIN, J.-N.; RYDER, D.; TANAKA, J. The mysteries of multifactor ageing. *Electrical Insulation Magazine, IEEE*, v. 11, n. 3, p. 37–43, 1995. ISSN 0883-7554. Citado na página 28.

AGÊNCIA Nacional de Energia Elétrica. 2013. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Citado na página 15.

ARII, K.; SHIBAHARA, M.; FUJII, M. Separation of noise from partial discharge signals by wavelet. In: *Properties and Applications of Dielectric Materials, 1997., Proceedings of the 5th International Conference on*. [S.l.: s.n.], 1997. v. 1, p. 232–235 vol.1. Citado na página 39.

BARTNIKAS, R. Partial discharges. their mechanism, detection and measurement. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 9, n. 5, p. 763 – 808, oct 2002. ISSN 1070-9878. Citado na página 32.

BEALE, M. H.; HAGAN, M. T.; DEMUTH, H. B. *Neural Network Toolbox User's Guide*. R2013b. 3 Apple Hill Drive, 2013. Citado 4 vezes nas páginas 52, 92, 93 e 96.

BERGOZ INSTRUMENTATION. *BERGOZ Precision Beam Instrumentation Fast Current Transformer User's Manual*. v 4.3.1. 01630 Saint Genis Pouilly, France, 2012. Citado na página 79.

BISHOP, C. *Neural Networks for Pattern Recognition*. [S.l.]: Oxford University Press, 1995. ISBN 0-19-853849-9 (hardback) ou 0-19-853864-2 (paperback). Citado na página 61.

BORSI, H.; GACKENBACH, E.; SCHICHLER, U. Pd measurements under noisv condition-possibilities and limits of digital noise rejection. In: *8th Intern. Sympos. HV Engineering, Yokohama, Japan*. [S.l.: s.n.], 1993. Citado na página 38.

BORSI, H.; HARTJE, M. New methods to reduce disturbance influences on the in situ-partial discharge (pd) measurements and monitoring. In: *6th International Symposium on HV Engineering*. [S.l.: s.n.], 1989. Citado na página 38.

BURRUS, C. S. *Introduction to Wavelets Transforms*. EUA: Prentice- Hall, 1998. Citado na página 40.

CACCIARI, M.; CONTIN, A.; MAZZANTI, G.; MONTANARI, G. Identification and separation of two concurrent partial discharge phenomena. In: *Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, 1996., IEEE 1996 Annual Report of the Conference on*. [S.l.: s.n.], 1996. v. 2, p. 476 –479 vol.2. Citado na página 57.

CANDELA, R.; SCHIFANI, R. Diagnosis of hv capacitive insulators by partial discharge measurements. In: *Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, 2001 Annual Report. Conference on*. [S.l.: s.n.], 2001. p. 365–368. Citado na página 61.

- CARVALHO, A. Medições de descargas parciais no campo - aspectos praticos em transformadores de potência. In: *XIII Eriac Décimo Tercer Encuentro Regional Iberoamericano de Cigré*. [S.l.: s.n.], 2009. Citado na página 16.
- CAVALLINI, A.; CIANI, F.; MONTANARI, G. Improved identification level for defects generating partial discharges in solid insulation systems. In: *Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, 2004. CEIDP '04. 2004 Annual Report Conference on*. [S.l.: s.n.], 2004. p. 422–425. Citado na página 63.
- CAVALLINI, A.; CONTI, M.; CONTIN, A.; MONTANARI, G. Inferring partial discharge identification through fuzzy tools. In: *Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, 2002 Annual Report Conference on*. [S.l.: s.n.], 2002. p. 698–702. Citado na página 62.
- CAVALLINI, A.; CONTI, M.; MONTANARI, G.; CONTIN, A.; PULETTI, F. Partial discharge cross-talk recognition in rotating machines by pulse-shape analysis: preliminary results. In: *Electrical Insulation Conference and Electrical Manufacturing amp; Coil Winding Technology Conference, 2003. Proceedings*. [S.l.: s.n.], 2003. p. 33–37. ISSN 0362-2479. Citado na página 62.
- CAVALLINI, A.; MONTANARI, G.; CIANI, F.; FOLESANI, M. Artificial intelligence algorithms for the recognition of pd-generating defects in rotating machines. In: *Electrical Insulating Materials, 2005. (ISEIM 2005). Proceedings of 2005 International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2005. v. 2, p. 451–454 Vol. 2. Citado na página 63.
- CAVALLINI, A.; MONTANARI, G.; CONTIN, A.; PULLETTI, F. A new approach to the diagnosis of solid insulation systems based on pd signal inference. *Electrical Insulation Magazine, IEEE*, v. 19, n. 2, p. 23 –30, march-april 2003. ISSN 0883-7554. Citado 2 vezes nas páginas 62 e 68.
- CAVALLINI, A.; MONTANARI, G.; TOZZI, M. Pd apparent charge estimation and calibration: A critical review. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 17, n. 1, p. 198 –205, february 2010. ISSN 1070-9878. Citado na página 35.
- CHANG, C.; SU, Q. Extraction of pd fingerprints using correlation learning. In: *Advances in Power System Control, Operation and Management, 2000. APSCOM-00. 2000 International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2000. v. 2, p. 300–305 vol.2. Citado na página 60.
- CHANG, C.; SU, Q. Partial discharge distribution pattern analysis using combined statistical parameters. In: *Power Engineering Society Winter Meeting, 2000. IEEE*. [S.l.: s.n.], 2000. v. 1, p. 691–696 vol.1. Citado na página 57.
- CHEN, X.; CAVALLINI, A.; MONTANARI, G. Statistical analysis and fuzzy logic identification of partial discharge in paper-oil insulation system. In: *Properties and Applications of Dielectric Materials, 2009. ICPADM 2009. IEEE 9th International Conference on the*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 505–508. Citado na página 65.
- CHOI, Y. C.; JUNG, S. W.; KIM, S.-N.; KIM, S. I.; KWON, J. L. Development of automatic identification method for gis pd (partial discharge) defects diagnosis. In: *Power Tech, 2007 IEEE Lausanne*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 1005–1014. Citado na página 64.

- CONTIN, A.; CAVALLINI, A.; MONTANARI, G.; PULETLI, F. A novel technique for the identification of defects in stator bar insulation systems by partial discharge measurements. In: *Electrical Insulation, 2000. Conference Record of the 2000 IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2000. p. 501–505. ISSN 1089-084X. Citado 2 vezes nas páginas 59 e 60.
- CONTIN, A.; TESSAROLO, A. Identification of defects generating pd in ac rotating machines by means of fuzzy-tools. In: *Electrical Insulation, 2008. ISEI 2008. Conference Record of the 2008 IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 558–562. ISSN 1089-084X. Citado na página 64.
- DANIKAS, M.; GAO, N.; ARO, M. Partial discharge recognition using neural networks: a review. *Electrical Engineering*, Springer-Verlag, v. 85, p. 87–93, 2003. ISSN 0948-7921. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s00202-002-0151-5>>. Citado na página 62.
- DAUBECHIES, I. *Ten Lectures on Wavelets*. Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992. (CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics). ISBN 9780898712742. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=Nxnh48rS9jQC>>. Citado na página 41.
- DONOHOO, D. De-noising by soft-thresholding. *Information Theory, IEEE Transactions on*, v. 41, n. 3, p. 613–627, 1995. ISSN 0018-9448. Citado na página 85.
- ELDERY, M.; ABDEL-GALIL, T.; EL-SAADANY, E.; SALAMA, M. Identification of partial discharge locations in transformer winding using psd estimation. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, v. 21, n. 2, p. 1022 – 1023, abril 2006. ISSN 0885-8977. Citado na página 64.
- ETTEN, W. van. *Introduction to Random Signals and Noise*. Wiley, 2005. ISBN 9780470024119. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=HxEfAQAAIAAJ>>. Citado na página 37.
- FESER, K.; KONIG, G.; OTT, J.; SEITZ, P. An adaptive filter algorithm for on-site partial discharge measurements. In: *Electrical Insulation, 1988., Conference Record of the 1988 IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 1988. p. 242–245. ISSN 1089-084X. Citado na página 38.
- FRUTH, B.; NIEMEYER, L. The importance of statistical characteristics of partial discharge data. *Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 27, n. 1, p. 60–69, 1992. ISSN 0018-9367. Citado 3 vezes nas páginas 45, 47 e 57.
- FUHR, J.; FRUTH, B.; NIEMEYER, L.; KONIGSTEIN, D.; HASSIG, M.; GUTFLEISCH, F. Generic procedure for classification of aged insulating system. In: *Properties and Applications of Dielectric Materials, 1991., Proceedings of the 3rd International Conference on*. [S.l.: s.n.], 1991. p. 35–38 vol.1. Citado na página 55.
- FUJIMORI, S.; ENDOH, T.; MITSUBOSHI, K.; ISHIWATA, K.; AKASAKA, M.; HIRUTA, S. Wavelet analysis of tree developments. In: *Conduction and Breakdown in Solid Dielectrics, 1995. ICSD'95., Proceedings of the 1995 IEEE 5th International Conference on*. [S.l.: s.n.], 1995. p. 376–380. Citado na página 38.

- GALLANT, S. Perceptron-based learning algorithms. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, v. 1, n. 2, p. 179–191, jun 1990. ISSN 1045-9227. Citado na página 50.
- GEMANT, A.; PHILIPPOFF, W. Die funkenstrecke mit vorkondensator. *Z.f.Physik 13*, v. 9, p. 425–430, 1932. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- GORABLENKOW, J.; HUECKER, T.; SCHICHLER, U. Application of uhf partial discharge monitoring and expert system diagnosis. In: *Electrical Insulation, 1998. Conference Record of the 1998 IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 1998. v. 1, p. 61–64 vol.1. ISSN 1089-084X. Citado na página 59.
- GROß, J. *Linear regression*. Berlin, Heidelberg, Paris: Springer, 2003. (Lecture notes in statistics). ISBN 3-540-40178-4. Disponível em: <<http://opac.inria.fr/record=b1120318>>. Citado na página 85.
- GULSKI, E.; KREUGER, F. H. Computer-aided recognition of discharge sources. *Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 27, n. 1, p. 82–92, 1992. ISSN 0018-9367. Citado 5 vezes nas páginas 44, 45, 46, 47 e 56.
- HAO, L.; CONTIN, A.; HUNTER, J. A.; LEWIN, P. L.; SWAFFIELD, D. J.; WALTON, C.; MICHEL, M. A new method for automatic multiple partial discharge classification. In: *XVII International Symposium on High Voltage Engineering*. Hannover, Germany: [s.n.], 2011. Citado na página 67.
- HAO, L.; LEWIN, P.; SWINGLER, S. Identification of multiple partial discharge sources. In: *Condition Monitoring and Diagnosis, 2008. CMD 2008. International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 118–121. Citado 8 vezes nas páginas 28, 29, 34, 37, 39, 64, 82 e 86.
- HAO, L.; LEWIN, P.; TIAN, Y.; DODD, S. Partial discharge identification using a support vector machine. In: *Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, 2005. CEIDP '05. 2005 Annual Report Conference on*. [S.l.: s.n.], 2005. p. 414–417. Citado na página 63.
- HAPPE, S.; KRANZ, H. G.; KRAUSE, W. Real-time suppression of stochastic pulse shaped noise for on-site pd measurements. In: *Electrical Insulating Materials, 2001. (ISEIM 2001). Proceedings of 2001 International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2001. p. 33–36. Citado na página 32.
- HAPPE, S.; KRANZ, H.-G.; KRAUSE, W. Advanced suppression of stochastic pulse shaped partial discharge disturbances. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 12, n. 2, p. 265–275, abril 2005. ISSN 1070-9878. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 34.
- HAUSCHILD, W.; MOSCH, W. *Statistical Techniques for High-voltage Engineering*. P. Peregrinus, 1992. (I E E POWER ENGINEERING SERIES). ISBN 9780863412059. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=8bQ-HqQzZYEC>>. Citado 4 vezes nas páginas 44, 46, 48 e 49.
- HAYKIN, S. *Sistemas de comunicação*. Bookman, 2004. ISBN 9788573079364. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=f1Ak-mnHnCgC>>. Citado na página 36.
- HAYKIN, S. O. *Neural Networks: a Comprehensive Foundation (International Edition)*. 2nd international edition.. ed. [S.l.]: Pearson, 1997. ISBN 9780139083853. Citado 5 vezes nas páginas 49, 50, 51, 53 e 91.

- HOOFF, M.; PATSCH, R. Voltage-difference analysis, a tool for partial discharge source identification. In: *Electrical Insulation, 1996., Conference Record of the 1996 IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 1996. v. 1, p. 401–406 vol.1. ISSN 1089-084X. Citado na página 57.
- HUCKER, T.; KRANZ, H. G. A new approach in pd diagnosis and pd pattern recognition. In: *Partial Discharge, 1993., International Conference on*. [S.l.: s.n.], 1993. p. 74–75. Citado na página 55.
- HUNTER, J. A.; HAO, L.; LEWIN, P.; EVAGOROU, D.; KYPRIANOU, A.; GEORGHIU, G. Comparison of two partial discharge classification methods. In: *Electrical Insulation (ISEI), Conference Record of the 2010 IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–5. ISSN 1089-084X. Citado na página 66.
- IEC 60270. *High-Voltage Test Techniques - Partial Discharge Measurements*. Geneve, Switzerland, 2000. Citado 7 vezes nas páginas 16, 22, 29, 30, 32, 35 e 61.
- JAMES, R.; SU, Q.; ENGINEERING, I. of; TECHNOLOGY. *Condition Assessment of High Voltage Insulation in Power System Equipment*. Institution of Engineering and Technology, 2008. (IET power and energy series). ISBN 9780863417375. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=XxwPnO8md1IC>>. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 28.
- JIANG, T.; LI, J.; GRZYBOWSKI, S.; HE, Z.; LIAO, R. Statistical features used for recognition of partial discharge under ac-dc combined voltages. In: *XVII International Symposium on High Voltage Engineering, Hannover, Germany*. [S.l.: s.n.], 2011. Citado na página 66.
- KASABOV, N. *Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering*. MIT Press, 1996. (A Bradford book). ISBN 9780262112123. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=9bdwtUQLchIC>>. Citado na página 49.
- KEMP, I. Partial discharge plant-monitoring technology: present and future developments. *Science, Measurement and Technology, IEE Proceedings -*, v. 142, n. 1, p. 4–10, 1995. ISSN 1350-2344. Citado na página 28.
- KRANZ, H. G. Advanced pd noise suppression and its relevance for computer aided pd defect identification. In: *Electrical Insulating Materials, 2001. (ISEIM 2001). Proceedings of 2001 International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2001. p. 11–19. Citado na página 61.
- KRAUSE, W.; KRANZ, H.-G. Intelligent suppression of corona discharges interfering with partial discharge tests. In: (ED.), S. (Ed.). *XIIIth International Symposium on High Voltage Engineering*. Netherlands, Rotterdam: Millpress, 2003. p. 25–29. ISBN 90-77017-79-8. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 33.
- KRIVDA, A. Automated recognition of partial discharges. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 2, n. 5, p. 796–821, 1995. ISSN 1070-9878. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 59.
- KURTZ, M.; LYLES, J.; STONE, G. Application of partial discharge testing to hydro generator maintenance. *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, PAS-103, n. 8, p. 2148–2157, 1984. ISSN 0018-9510. Citado na página 15.

- LALITHA, E. M.; SATISH, L. Wavelet analysis for classification of multi-source pd patterns. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 7, n. 1, p. 40–47, 2000. ISSN 1070-9878. Citado na página 60.
- LATHI, B. *Modern Digital and Analog Communications Systems*. Oxford University Press, Incorporated, 1998. (The Oxford Series in Electrical and Computer Engineering). ISBN 9780195110098. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=6pyiQgAACAAJ>>. Citado na página 81.
- LI, J.; GRZYBOWSKI, S.; YANG, L.; LIAO, R. Statistical parameters of partial discharge used to recognize aged oil-paper insulation. In: *Power Modulator Symposium, 2006. Conference Record of the 2006 Twenty-Seventh International*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 75–80. Citado 3 vezes nas páginas 44, 45 e 58.
- LIN, C.-T.; LEE, C. S. G. *Neural Fuzzy Systems*. [S.l.]: Prentice Hall, 1995. Citado na página 50.
- LLOVERA, P.; MUNOZ, S.; QUIJANO, A.; KORTAJARENA, A.; MUNOZ, D. Partial discharge analysis of multi-defect probes. In: *Solid Dielectrics, 2004. ICSD 2004. Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 2, p. 644 – 647 Vol.2. Citado na página 63.
- MA, X.; ZHOU, C.; KEMP, I. Automated wavelet selection and thresholding for pd detection. *Electrical Insulation Magazine, IEEE*, v. 18, n. 2, p. 37–45, 2002. ISSN 0883-7554. Citado 6 vezes nas páginas 31, 37, 39, 43, 85 e 108.
- MACEDO, E. C. T.; ARAÚJO, D. B.; COSTA, E. G. da; FREIRE, R. C. S.; LOPES, W. T. A.; TORRES, I. S. M.; NETO, J. M. R. de S.; BHATTI, S. A.; GLOVER, I. A. Wavelet transform processing applied to partial discharge evaluation. *Journal of Physics: Conference Series*, v. 364, n. 1, p. 012054, 2012. Disponível em: <<http://stacks.iop.org/1742-6596/364/i=1/a=012054>>. Citado na página 82.
- MASANORI, M.; OKANO, T.; NISHIMOTO, S.; KITANI, I.; ARII, K. Study on application of wavelet analysis for degradation diagnosis of partial discharge in a void. In: *Conduction and Breakdown in Solid Dielectrics, 1995. ICSD'95., Proceedings of the 1995 IEEE 5th International Conference on*. [S.l.: s.n.], 1995. p. 371–375. Citado na página 38.
- MINSKY, M.; PAPERT, S. *Perceptrons*. [S.l.]: MIT Press, 1969. Citado na página 50.
- MIRZAEI, H.; AKBARI, A.; ALLAHBAKHSI, M.; KHAREZI, M. New attempts in automated partial discharge identification using pulse sequence analysis. In: *Properties and Applications of Dielectric Materials, 2009. ICPADM 2009. IEEE 9th International Conference on the*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 493–496. Citado na página 65.
- MISITI, M.; MISITI, Y.; OPPENHEIM, G.; POGGI, J. *Wavelet toolbox manual—User's guide*. USA, 1996. Citado 2 vezes nas páginas 84 e 85.
- MITCHELL, M. *An Introduction to Genetic Algorithms*. MIT Press, 1998. (A Bradford book). ISBN 9780262631853. Disponível em: <<http://books.google.ca/books?id=0eznlz0TF-IC>>. Citado na página 49.

- MONTANARI, G.; CAVALLINI, A. Partial discharge diagnostics: from apparatus monitoring to smart grid assessment. *Electrical Insulation Magazine, IEEE*, v. 29, n. 3, p. 8–17, 2013. ISSN 0883-7554. Citado 3 vezes nas páginas 15, 16 e 68.
- MOTA, H.; VOLPINI, N. D. O.; RODRIGUES, G.; VASCONCELOS, F. H. A real-time processing system for denoising of partial discharge signals using the wavelet transform. In: *Electrical Insulation, 2008. ISEI 2008. Conference Record of the 2008 IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 391–395. ISSN 1089-084X. Citado na página 84.
- MOTA, H. de O. *Sistema de Aquisição e Tratamento de Dados para monitoramento e Diagnóstico de Equipamentos Elétricos Pelo Método das Descargas Parciais - Dissertação de Mestrado*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Minas Gerais, 2001. Citado na página 58.
- MOTA, H. de O. *Processamento de sinais de descargas parciais baseado em wavelets e seleção de coeficientes adaptativa espacialmente*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Minas Gerais, 2011. Citado na página 66.
- MOTA, H. de O.; ROCHA, L. C. D. da; SALLES, T. C. de M.; VASCONCELOS, F. H. Partial discharge signal denoising with spatially adaptive wavelet thresholding and support vector machines. *Electric Power Systems Research*, v. 81, n. 2, p. 644 – 659, 2011. ISSN 0378-7796. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779610002658>>. Citado 3 vezes nas páginas 40, 81 e 82.
- MUHR, M.; SCHWARZ, R.; PACK, S.; KOERBLER, B. Unconventional partial discharge measurement [electrical insulation evaluation]. In: *Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, 2004. CEIDP '04. 2004 Annual Report Conference on*. [S.l.: s.n.], 2004. p. 430–433. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 28.
- NAGESH, V.; GURURAJ, B. I. Evaluation of digital filters for rejecting discrete spectral interference in on-site pd measurements. *Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 28, n. 1, p. 73–85, 1993. ISSN 0018-9367. Citado na página 38.
- NATTRASS, D. Partial discharge measurement and interpretation. *Electrical Insulation Magazine, IEEE*, v. 4, n. 3, p. 10–23, 1988. ISSN 0883-7554. Citado 6 vezes nas páginas 16, 22, 27, 54, 55 e 127.
- NETO, J. de S.; MACEDO, E. de; BATISTA, M.; CAVALCANTI, T.; GUEDES, E.; NETO, J. da R.; GLOVER, I. Early progress in the development of a radiometric pd location system. In: *Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2012 IEEE International*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 129–133. ISSN 1091-5281. Citado na página 73.
- PEDERSEN, A.; MCALLISTER, I.; CRICHTON, G.; VIBHOLM, S. Formulation of the streamer breakdown criterion and its application to strongly electronegative gases and gas mixtures. *Archiv für Elektrotechnik*, Springer-Verlag, v. 67, p. 395–402, 1984. ISSN 0003-9039. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/BF01614884>>. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 26.

- PERPIÑÁN, O.; SÁNCHEZ-URÁN, M.; ÁLVAREZ, F.; ORTEGO, J.; GARNACHO, F. Signal analysis and feature generation for pattern identification of partial discharges in high-voltage equipment. *Electric Power Systems Research*, v. 95, n. 0, p. 56 – 65, 2013. ISSN 0378-7796. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779612002696>>. Citado na página 67.
- POLLOCK, I. C. D. Non-dyadic wavelet analysis. *Optimization, Econometric and Financial Analysis: Advances In Computational Management Science*, v. 9, p. 167–204, 2007. Citado na página 41.
- ROIZMAN, O.; DAVYDOV, V. Neuro-fuzzy computing for large power transformers monitoring and diagnostics. In: *Fuzzy Information Processing Society, 1999. NAFIPS. 18th International Conference of the North American*. [S.l.: s.n.], 1999. p. 248–252. Citado na página 59.
- RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Neurocomputing: Foundations of research. In: ANDERSON, J. A.; ROSENFELD, E. (Ed.). Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1988. cap. Learning Representations by Back-propagating Errors, p. 696–699. ISBN 0-262-01097-6. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=65669.104451>>. Citado na página 50.
- RUSSWURM, D. Partial discharge measurements and diagnostics on power transformers using a multi channel digital pd detector. *HV Testing, Monitoring and Diagnostic Workshop*, p. paper N° 14, September 2000. Citado na página 78.
- SAHOO, N. C.; SALAMA, M.; BARTNIKAS, R. Trends in partial discharge pattern classification: a survey. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 12, n. 2, p. 248–264, 2005. ISSN 1070-9878. Citado 3 vezes nas páginas 44, 45 e 46.
- SATISH, L.; GURURAJ, B. I. Partial discharge pattern classification using multilayer neural networks. *Science, Measurement and Technology, IEE Proceedings A*, v. 140, n. 4, p. 323–330, 1993. ISSN 0960-7641. Citado na página 56.
- SATISH, L.; NAZNEEN, B. Wavelet-based denoising of partial discharge signals buried in excessive noise and interference. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 10, n. 2, p. 354–367, 2003. ISSN 1070-9878. Citado 3 vezes nas páginas 37, 39 e 86.
- SERRANO, J. R.; MORENO, M. R.; POSADA, J.; TARIFA, J. M.; ROBLES, G.; GARCIA-SOUTO, J. Electro-acoustic detection, identification and location of partial discharge sources in oil-paper insulation systems. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 19, n. 5, p. 1569–1578, October 2012. ISSN 1070-9878. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 67.
- SHIM, I.; SORAGHAN, J. J.; SIEW, W. Digital signal processing applied to the detection of partial discharge: an overview. *Electrical Insulation Magazine, IEEE*, v. 16, n. 3, p. 6–12, 2000. ISSN 0883-7554. Citado na página 39.
- S.MATSUMOTO; Y.SHIBUYA; R.OGURA. Signal processing for partial discharge pulse detection using wavelet analysis. In: *XVII International Symposium on High Voltage Engineering*. Hannover, Germany: [s.n.], 2011. Citado na página 39.

- SMITH, S. W. *The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing*. San Diego, CA, USA: California Technical Publishing, 1997. ISBN 0-9660176-3-3. Citado na página 48.
- SRIRAM, S.; NITIN, S.; PRABHU, K. M. M.; BASTIAANS, M. J. Signal denoising techniques for partial discharge measurements. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 12, n. 6, p. 1182–1191, 2005. ISSN 1070-9878. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 39.
- STONE, G. Partial discharge diagnostics and electrical equipment insulation condition assessment. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 12, n. 5, p. 891 – 904, oct. 2005. ISSN 1070-9878. Citado na página 17.
- SU, Q. Application of digital signal processing techniques for noise suppression in partial discharge measurements. In: *Properties and Applications of Dielectric Materials, 1994., Proceedings of the 4th International Conference on*. [S.l.: s.n.], 1994. v. 2, p. 602–605 vol.2. Citado na página 38.
- TANAKA, T.; GREENWOOD, A. *Advanced power cable technology*. [S.l.]: CRC press, Inc., 1983. Citado na página 24.
- TRUONG, L. H.; SWAFFIELD, D.; LEWIN, P.; JUDD, M. The feasibility of using uhf sensors to measure partial discharges in liquid nitrogen. In: *Dielectric Liquids (ICDL), 2011 IEEE International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 1–4. ISSN 2153-3725. Citado na página 28.
- VASEGHI, S. *Advanced digital signal processing and noise reduction*. John Wiley, 2000. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=RGYEAQAIAAJ>>. Citado 3 vezes nas páginas 36, 37 e 82.
- VIDYA, H. A.; KRISHNAN, V.; MALLIKARJUNAPPA, K. A wavelet transform technique for de-noising partial discharge signals. In: *Condition Monitoring and Diagnosis, 2008. CMD 2008. International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1104–1107. Citado na página 43.
- WEEKS, M. *PROCESSAMENTO DIGITAL DE SINAIS: UTILIZANDO MATLAB E WAVELETS*. 2ª. ed. Travessa do Ouvidor,11 - Rio de Janeiro: LTC, 2012. ISBN 9788521621416. Disponível em: <http://books.google.com.br/books?id=yyme_NAEACAAJ>. Citado na página 81.
- WICKERHAUSER, M. V. *Adapted Wavelet Analysis from Theory to Software*. EUA: IEEE Press, 1994. Citado na página 40.
- ZAMAN, S.; ZHU, D.; JIN, X.; TAN, K. An adaptive digital system to reduce periodical noise in on-line partial discharge monitoring. In: *8th International Symposium HV Engineering*. [S.l.: s.n.], 1993. Citado na página 38.
- ZHANG, H.; BLACKBURN, T.; PHUNG, B. T.; LIU, Z. Application of signal processing techniques to on-line partial discharge detection in cables. In: *Power System Technology, 2004. PowerCon 2004. 2004 International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 2, p. 1780–1785 Vol.2. Citado na página 39.

- ZHANG, H.; BLACKBURN, T.; PHUNG, B. T.; SEN, D. A novel wavelet transform technique for on-line partial discharge measurements. 1. wt de-noising algorithm. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 14, n. 1, p. 3–14, 2007. ISSN 1070-9878. Citado 2 vezes nas páginas 82 e 83.
- ZHANG, Z.-S.; XIAO, D.-M. Noise-based wavelet denoising technique for partial discharge measurement. *WSEAS Trans. Cir. and Sys.*, World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS), Stevens Point, Wisconsin, USA, v. 7, n. 6, p. 535–546, jun. 2008. ISSN 1109-2734. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1482107.1482117>>. Citado na página 39.
- ZHAOHENG, D.; SHANGHE, L.; LEI, W. Selection of the optimal wavelet bases for wavelet de-noising of partial discharge signal. In: *Signal Processing Systems (ICSPS), 2010 2nd International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2010. v. 3, p. V3–400–V3–404. Citado 3 vezes nas páginas 39, 82 e 84.
- ZHOU, X.; ZHOU, C.; KEMP, I. An improved methodology for application of wavelet transform to partial discharge measurement denoising. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 12, n. 3, p. 586–594, 2005. ISSN 1070-9878. Citado 3 vezes nas páginas 39, 81 e 86.
- ZHOU, X.; ZHOU, C.; KEMP, I. An improved methodology for application of wavelet transform to partial discharge measurement denoising. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 12, n. 3, p. 586–594, 2005. ISSN 1070-9878. Citado na página 81.
- ZINGALES, G. The requirements of a PD measuring system analyzed in the time domain. *Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on*, v. 7, n. 1, p. 2–5, 2000. ISSN 1070-9878. Citado na página 23.