

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 920

**DESENVOLVIMENTO DE SISTEMA DE TEMPO REAL BASEADO EM FPGAS  
PARA PROCESSAMENTO DE SINAIS DE DESCARGAS PARCIAIS**

**Rubem Geraldo Vasconcelos Machado**

DATA DA DEFESA: 15/06/2016

**Universidade Federal de Minas Gerais**

**Escola de Engenharia**

**Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica**

**DESENVOLVIMENTO DE SISTEMA DE TEMPO REAL BASEADO  
EM FPGAS PARA PROCESSAMENTO DE SINAIS DE  
DESCARGAS PARCIAIS**

Rubem Geraldo Vasconcelos Machado

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Hilton de Oliveira Mota

Belo Horizonte - MG

Junho de 2016

M149d

Machado, Rubem Geraldo Vasconcelos.

Desenvolvimento de sistema de tempo real baseado em FPGAS para processamento de sinais de descargas parciais [manuscrito] / Rubem Geraldo Vasconcelos Machado. – 2016.

xi, 146 f., enc.: il.

Orientador: Hilton de Oliveira Mota.

Dissertação (mestrado) Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

Bibliografia: f. 142-146.

1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Descargas elétricas - Teses.  
3. Processamento de sinais - Teses. I. Mota, Hilton de Oliveira.  
II. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia.  
III. Título.

CDU: 621.3(043)

**"Desenvolvimento de Sistema de Tempo Real Baseado  
em FPGAS para Processamento de Sinais de  
Descargas Parciais"**

**Rubem Geraldo Vasconcelos Machado**

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

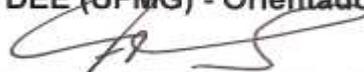
Aprovada em 15 de junho de 2016.

Por:



---

**Prof. Dr. Hilton de Oliveira Mota  
DEE (UFMG) - Orientador**



---

**Prof. Dr. Flávio Henrique Vasconcelos  
DEE (UFMG)**



---

**Prof. Dr. Cristiano Leite de Castro  
(UFMG)**

# Agradecimentos

Ao meu orientador, Professor Hilton de Oliveira Mota, pelo apoio, disponibilidade e paciência. Sua experiência e conhecimento me permitiram expandir horizontes e agregar novas perspectivas em minha formação.

Aos meus professores do PPGEE, por compartilharem comigo seu conhecimento, por não me deixarem acomodar e por incentivarem meu desenvolvimento pessoal e intelectual..

À minha esposa, Kelliane, à minha filha, Laura, à minha mãe, Zélia, pelo apoio, compreensão e amor.

À minha tia Nozinha, sempre presente e pronta para apoiar.

## Resumo

Neste trabalho foi desenvolvida uma implementação, em FPGAs, de rotinas necessárias ao processamento de sinais provenientes de ocorrências de descargas parciais. O objetivo primário do sistema é a eliminação de componentes de ruídos para permitir que operações de interpretação destes sinais amostrados sejam possíveis. Além da tentativa de utilização de paralelização e *pipeline*, desenvolveu-se um conjunto de abordagens visando uma necessária maximização das taxas de amostragem. Inovações interessantes foram obtidas no procedimento para identificação de sinais, através de um classificador baseado em conceitos de redes neurais e métricas de distâncias, e na definição de parâmetros para identificação dos padrões de interesse. Os procedimentos se utilizaram de transformadas de wavelets de tempo discreto (DWT). As abordagens propostas mantiveram a eficácia de outros procedimentos disponíveis na literatura e, ainda, promoveram significativa simplificação das operações necessárias. Com isso, obteve-se considerável diminuição nas demandas por recursos para implementação. Além disso, as abordagens propostas podem ser utilizadas em operações posteriores de identificação de padrões associados à falhas em equipamentos, com base nos sinais de descargas parciais amostrados.

# Abstract

In this work it was developed an implementation in FPGA of the necessary routines to process signals from occurrence of partial discharges. The primary purpose of the system is the elimination of noise components to allow the possibility of interpretation operations on the sampled signals. In addition to the attempted use of parallelization and pipelining, a set of approaches was developed aiming at maximizing the sampling rates. An interesting innovation was obtained in the procedure for signal identification by using a classifier based on concepts of neural networks and distance metrics, and defining parameters for identifying the patterns of interest. The procedures made use of the Discrete Wavelet Transform (DWT). The proposed approaches maintained the effectiveness of other procedures available in the literature while allowing significant simplification of the necessary operations. Thus, it obtained considerable decrease in demanded resources for implementation. Moreover, the proposed approaches can be used in further operations to identify patterns associated with equipment failures, based on the partial discharge sampled signals.

# Sumário

Agradecimentos .....	v
Resumo .....	vi
Abstract.....	vii
Sumário.....	viii
Lista de figuras .....	x
Lista de tabelas .....	xv
Capítulo 1 – Introdução .....	1
1.1 – Justificativas e objetivos.....	1
1.2 – Organização do texto .....	5
Capítulo 2 – Descargas parciais.....	6
2.1 – Considerações iniciais .....	6
2.2 – Definição .....	11
2.3 – Modelos utilizados para processos de descargas parciais .....	14
2.4 – Detecção e medição de descargas parciais .....	16
2.5 – Caracterização de sinais associados a descargas parciais .....	22
Capítulo 3 – Transformada de wavelets .....	29
3.1 – Considerações iniciais .....	29
3.2 – Conceitos básicos .....	34
3.3 – Transformada de wavelets discreta de tempo discreto .....	39
3.4 – Cone de influência.....	48
3.5 – Considerações adicionais.....	50
Capítulo 4 – Ruídos associados a sinais de descargas parciais .....	54
4.1 – Introdução.....	54
4.2 – Caracterização de ruídos.....	54
4.3 – Propostas para eliminação de ruídos .....	58
Capítulo 5 – Considerações sobre o FPGA utilizado .....	64

5.1 – Considerações iniciais .....	64
5.2 – Conceitos básicos .....	68
5.3 – Dispositivo utilizado.....	73
5.4 – Implementações de transformadas de wavelets em FPGA.....	77
5.5 – Considerações sobre o projeto .....	76
Capítulo 6 – Método proposto.....	78
6.1 – Introdução .....	78
6.2 – Proposta para o agente classificador.....	79
6.3 – Proposta para estrutura completa.....	89
6.4 – Implementação em software.....	102
6.5 – Implementação em hardware.....	104
Capítulo 7 – Resultados.....	109
7.1 – Introdução.....	109
7.2 – Resultados da avaliação do classificador .....	110
7.3 – Resultados da avaliação da abordagem proposta .....	118
Capítulo 8 – Conclusões.....	138
8.1 – Propostas de continuidade .....	140
Referências bibliográficas .....	142

# Lista de figuras

2.1	–	Átomo de um material dielétrico .....	8
2.2	–	Corte genérico de um equipamento, cujo dielétrico é homogêneo, destacando componentes de campo elétrico .....	10
2.3	–	Corte genérico de um equipamento, cujo dielétrico não é homogêneo, destacando componentes de campo elétrico .....	11
2.4	–	Exemplos básicos de possibilidades de ocorrência de descargas parciais .....	13
2.5	–	Corte de um dielétrico indicando uma cavidade e seu circuito equivalente .....	15
2.6	–	Sequência de descargas quando aplicada uma diferença de potencial senoidal entre condutores separados por um isolante .....	17
2.7	–	Visão simplificada de um sistema de detecção de ocorrência de descargas parciais .....	19
2.8	–	Representação básica utilizada para testes de descargas parciais em um objeto .....	20
2.9	–	Forma de onda de um pulso de corrente de descarga parcial .....	23
2.10	–	Definição de parâmetros de um sinal de descargas parciais .....	23
2.11	–	Exemplo de informações obtidas através de PRPD .....	25
2.12	–	Exemplo de informações obtidas através de PSA .....	26
2.13	–	Espectro de frequência associado à ocorrência de descargas parciais ..	28
3.1	–	Exemplo de sinal proveniente do monitoramento de eventos de descargas parciais original .....	30
3.2	–	Exemplo de sinal proveniente do monitoramento de eventos de descargas parciais após identificação e supressão de ruído .....	30

3.3	– Esquema de janelas flexíveis utilizada na transformada de wavelets ...	31
3.4	– Coeficientes obtidos por análise baseado em frequência e análise baseada em tempo frequência para sinal com pequena descontinuidade .....	32
3.5	– Processo de transformada de wavelets contínua .....	36
3.6	– Representação bidimensional dos coeficientes obtidos pela transformada de wavelets para várias escalas ao longo do tempo .....	37
3.7	– Espectro de frequências associadas a wavelets filhas e suas respectivas escalas de frequência .....	41
3.8	– Divisão do espectro de frequências em partes associadas a wavelets filhas e uma parte, de baixa frequência, associado à uma função de escala .....	44
3.9	– Utilização de um banco de filtros .....	45
3.10	– Exemplo de banco de filtros para decomposição do sinal .....	46
3.11	– Exemplo de banco de filtros para reconstrução do sinal .....	47
3.12	– Resposta em frequência de dois filtros básicos .....	48
3.13	– Ilustração do cone de influência .....	49
3.14	– Forma de implementação utilizando banco de filtros .....	51
3.15	– Representação básica da configuração de um banco de filtros e da distribuição do espectro de frequências .....	53
4.1	– Ilustração contendo comparação de exemplos de sinais de descargas parciais e ruídos .....	57
4.2	– Comparativos dos resultados de métodos utilizando limiares para separação de ruídos e sinais provenientes de descargas parciais .....	61
5.1	– Comparação de fluxos de projeto associados ao desenvolvimento de uma solução baseados em FPGA e ASIC .....	66
5.2	– Gerador de função de três entradas; indicação de sua tabela verdade; implementação de uma look-up table.....	70

5.3	– Tabela com recursos da família Kintex-7, Xilinx, Em destaque o dispositivo utilizado como plataforma base do presente trabalho (XC7K325T).....	73
5.4	– Estrutura dos blocos lógicos configuráveis para Kintex-7 .....	74
5.5	– Arquitetura slice DSP48E1, Kintex-7, Xilinx .....	75
6.1	– Exemplo dos resultados da execução do método SOM (clusters formados), quando o treinamento utilizou: apenas amostras de sinais de descargas parciais; apenas amostras de ruídos; conjunto de amostras de ruídos e sinais de descargas parciais .....	82
6.2	– Diagrama básico do método proposto SSGC .....	87
6.3	– Sobreposição de pulsos medidos, decorrentes de descargas parciais em isolamento sólido com cavidade, utilizados em algumas simulações para treinamento dos classificadores .....	90
6.4	– Sinal proveniente de ocorrência de descarga parcial e representação ajustada de aproximações e detalhes com três níveis de decomposição, utilizando DWT .....	91
6.5	– Coeficientes, no primeiro nível de decomposição (DWT) para referências obtidas pelo treinamento, segundo SSGC, de descargas parciais e ruídos .....	94
6.6	– Exemplo de reconstrução de sinal utilizando informação apenas da primeira camada de decomposição .....	95
6.7	– Coeficientes, no segundo nível de decomposição (DWT) para referências obtidas pelo treinamento, segundo SSGC, de descargas parciais e ruídos .....	96
6.8	– Coeficientes, no terceiro nível de decomposição (DWT) para referências obtidas pelo treinamento, segundo SSGC, de descargas parciais e ruídos .....	97
6.9	– Coeficientes, no quarto nível de decomposição (DWT) para referências obtidas pelo treinamento, segundo SSGC, de descargas parciais e ruídos .....	98
6.10	– Exemplo de reconstrução de sinal utilizando informações até a terceira camada de decomposição .....	99

6.11	– Algoritmo simplificado do procedimento proposto .....	101
6.12	– Sequências de ações realizadas em software .....	103
6.13	– Sequências de ações realizadas em hardware .....	104
6.14	– Posições dos registradores acessadas pelos módulos .....	106
7.1	– Resultados das avaliações dos sinais reconstruídos .....	115
7.2	– Resultados da execução em sequência da DWT e IDWT para um sinal aleatório. ....	119
7.3	– Exemplo de resultado obtido pelo agente para amostras de sinais referentes para descargas em sólido e sujeitas a ruídos síncronos .....	120
7.4	– Exemplo resultado para descargas em sólido, ruídos AM .....	125
7.5	– Exemplo resultado para descargas em sólido, ruídos síncronos .....	126
7.6	– Exemplo resultado para descargas em sólido, ruídos transitórios .....	127
7.7	– Exemplo resultado para descargas em ar, ruídos AM .....	128
7.8	– Exemplo de reconstrução partindo-se de diferentes níveis de decomposição (descargas em ar e sujeitas a ruídos AM) .....	128
7.9	– Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em ar e sujeitas a ruídos AM .....	129
7.10	– Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em ar e sujeitas a ruídos AM .....	130
7.11	– Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em sólido e sujeitas a ruídos AM .....	131
7.12	– Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em sólido e sujeitas a ruídos impulsivos .....	132
7.13	– Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas simuladas e sujeitas a ruído branco .....	134
7.14	– Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas simuladas e sujeitas a ruído harmônico .....	135

7.15 – Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas simuladas e sujeitas a ruído impulsivo .....	136
---	-----

## **Lista de tabelas**

7.1	–	Características dos conjuntos de dados utilizados no treinamento .....	112
7.2	–	Percentuais médios de acertos, em cinquenta execuções e número médio de referências definidas para processo de avaliação .....	113
7.3	–	Resultado do processo de síntese de código para o agente proposto .....	121

# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 – Justificativas e objetivos

Os sistemas elétricos de potência possuem componentes importantes, tanto na geração quanto na transmissão, que, se falharem, podem ter sérias consequências. Essas consequências compreendem, além de eventuais prejuízos financeiros, danos relacionados à interrupção do fornecimento de energia elétrica aos diversos componentes do sistema (fornecedores, distribuidores e consumidores). O emprego de uma estratégia de manutenção preditiva, que são disparadas em decorrência de resultados obtidos por procedimentos de inspeções de rotina, pode ser usado para aumentar a confiabilidade do sistema, além de minimizar custos associados a interrupções e substituições desnecessárias de componentes. Manutenções efetivadas em tempo e de forma corretos podem proporcionar redução de custos, minimização de perdas e/ou maximização de tempo de operação.

O aperfeiçoamento dos procedimentos de manutenção está diretamente relacionado à capacidade de desenvolvimento de rotinas preditivas ou, de forma mais clara, ao aprimoramento da capacidade de obtenção de informações que permitam dar início a ações corretivas em tempo ótimo.

Uma das fontes de informações, associada a conjunto representativo de falhas em sistemas de alta e média potência, advém do monitoramento de ocorrências de descargas parciais. Devido à complexidade dos processos envolvidos, o monitoramento dos sinais provenientes de descargas parciais pode envolver procedimentos de amostragem, seleção e/ou classificação e interpretação dos sinais. Visando facilitar o

processamento dos sinais amostrados, muitas vezes opta-se pelo monitoramento off-line, pois, assim, tem-se um melhor controle das condições ambientais. Infelizmente, o monitoramento off-line acaba por não permitir associação do sinal amostrado com as condições de operação (correlação entre ambiente e sinal amostrado). Sem essa associação, perde-se a possibilidade de se identificar eventuais causas externas que, se corrigidas, podem permitir ações mais eficazes. A possibilidade de obter um conjunto de dados das condições ambientais, operacionais e de ocorrência de eventos de descargas parciais, em condições reais de operação, pode gerar um conjunto de informações que possibilitariam melhor contextualização das ocorrências e, assim, ter-se-ia novos horizontes a serem explorados quanto à definição de parâmetros de projetos e de rotinas de manutenção.

Os procedimentos de monitoramento off-line acarretam interrupção de operação e consequências associadas à mesma e são, inerentemente, periódicas. Assim, além de inconvenientes associados à paralisação, transporte, logística, por exemplo, tem-se a impossibilidade de determinação do momento mais preciso de início da falha, a incapacidade de se determinar o quão rápido a mesma está ocorrendo e como a mesma pode evoluir. Outro problema é a impossibilidade de associação do sinal de descarga parcial com condições ambientais de operação. Mesmo quando a medição é feita localmente, não existem meios de se garantir que as condições ambientais, no momento do ensaio, são as mesmas observadas quando da operação normal, sem que estejam sendo realizados ensaios.

Embora haja dificuldades impostas devido ao efeito de interferências do ambiente sobre o sinal, o monitoramento on-line traz uma série de vantagens por permitir agregar conteúdo aos dados coletados e permitir a criação de uma base de conhecimento mais sólida e real. A forma de implementação deste monitoramento, em tempo real ou não, é bastante diversa e dependerá da natureza dos processos (fenômenos) associados aos processos de descargas parciais como, por exemplo, emissão de radiações eletromagnéticas, emissão de ondas sonoras, ocorrência de reações

químicas, ocorrência de variações em grandezas elétricas. Esta definição de tipo de processo a ser monitorado possuem impacto, por exemplo, na definição de sensores, na viabilidade de monitoramento com equipamento em operação e na forma de interpretação dos sinais obtidos (feita por um profissional experiente ou por um software especialista), passando por filtros, processadores de sinais, digitalizadores, formas de armazenagem e transmissão de dados. Cada uma destas variantes traz um conjunto de vantagens e desvantagens, porém, um parâmetro torna-se crucial na definição da eficiência da opção adotada: o quanto o conjunto de opções impacta na capacidade de amostragem do sinal. Os sinais de descargas parciais são inerentemente aleatórios (ocorrências e durações) e, portanto, quanto maior o número de amostras por unidade de tempo, maior a possibilidade de representação da realidade. Quanto maior o número de amostras, maiores as demandas para processamento e armazenamento. Uma maior taxa de amostragem viabiliza melhor representação do sinal, o que permite maiores e melhores possibilidades nos procedimentos para eliminação de componentes de ruídos e identificação de padrões. Porém, como capacidade de processamento e armazenamento são sempre limitados, sempre existirá a necessidade de conciliação destes com a capacidade de amostragem.

O monitoramento on-line das descargas parciais acaba por produzir uma grande massa de dados que deve ser tratada, processada e interpretada, e todo esse conjunto de operações apresenta considerável demanda por recursos de armazenamento e processamento. A implementação do monitoramento on-line de descargas parciais para produzir resultados ótimos deve permitir que, sob a conjunção de hardwares e softwares, dados sejam captados e o conhecimento seja produzido com o menor custo possível.

A implementação de monitoramento on-line de descargas parciais é uma área de pesquisa que ainda possui vasto conjunto de respostas a fornecer e que muitas contribuições podem produzir para o conjunto da sociedade, principalmente, em tempos

nos quais eficiência e sustentabilidade energéticas são palavras de ordem e metas indissociáveis de evolução social.

O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de uma forma de otimizar o processamento de sinais advindos do monitoramento de descargas parciais de forma a permitir que este processamento não seja restrição à capacidade de obtenção de dados (amostragem de sinais) e que toda essa massa de dados gerados receba tratamento local com a introdução de agentes baseados em processamento paralelo e *pipelining*. Desta forma, pode-se: minimizar a demanda por armazenamento de dados; minimizar dados a serem transmitidos por estruturas de rede; permitir que, dentro da capacidade de amostragem e caso necessário, mais canais na amostragem sejam habilitados (por exemplo, para obtenção de dados ambientais, o que pode viabilizar interpretações mais completas e contextualizadas); viabilizar agentes locais autônomos, flexíveis, reprogramáveis e com menor custo. Neste trabalho o foco é o processamento dos sinais amostrados de forma a eliminar componentes associadas a ruídos. Assim, não tratamos de rotinas para interpretação dos sinais obtidos de forma a identificar condições de interesse (falhas, sobrecargas, operações indevidas, condições ambientais adversas, por exemplo).

Como principal resultado deste trabalho, deve-se destacar o desenvolvimento de um classificador que simplificou de forma significativa o procedimento de eliminação de ruídos nos sinais amostrados. A evolução deste classificador, durante seu desenvolvimento, redundou em artigos e aceites nos congressos seguintes: MLSP 2015 (*IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing* – artigo publicado: “*Simple self-scalable grid classifier for signal denoising in digital processing systems*”); GlobalSIP 2015 (*IEEE Global Conference on Signal and Information Processing* - artigo: “*Simple self-scalable grid classifier for signal denoising in digital processing systems*”); SIPS 2015 (*IEEE International Workshop on Signal Processing* – artigo aceito: “*A signal denoising technique based on wavelets modulus máxima lines and a self-scalable grid classifier*”).

## 1.2 – Organização do texto

Este documento está organizado em oito capítulos, a saber:

- Capítulo 1: apresenta um conjunto de justificativas, bem como os objetivos do trabalho.
- Capítulo 2: apresenta uma caracterização das descargas parciais e dos sinais associados às suas ocorrências, procurando discriminar, de forma mais genérica e teórica, pontos relevantes à efetivação deste trabalho.
- Capítulo 3: apresenta uma revisão teórica, destacando pontos relevantes, das transformadas de wavelets, contextualizando estes conceitos com os procedimentos associados ao tratamento de sinais provenientes de descargas parciais.
- Capítulo 4: apresenta uma caracterização dos ruídos normalmente associados aos processos de monitoramento de eventos de descargas parciais e apresenta uma revisão de metodologias descritas na literatura para separação destes ruídos de sinais associados às descargas parciais.
- Capítulo 5: apresenta uma revisão básica sobre FPGAs procurando destacar aspectos relevantes e características do equipamento utilizado neste presente trabalho.
- Capítulo 6: apresenta a abordagem proposta neste trabalho para viabilização de uma implementação em hardware dos procedimentos necessários à separação de descargas parciais e ruídos de natureza diversa.
- Capítulo 7: apresenta os resultados obtidos pela implementação da abordagem proposta.
- Capítulo 8: apresenta as conclusões obtidas com este trabalho, procurando explicitar sugestões para estudos e desenvolvimentos futuros.

## Capítulo 2

# Descargas parciais

### 2.1 – Considerações iniciais

Quando um equipamento elétrico é construído, especificações dos sistemas de isolamento são definidas de acordo com grandezas elétricas e condições de trabalho esperadas. Basicamente, um equipamento elétrico é formado por partes condutoras separadas por materiais isolantes. Havendo carga nessas partes condutoras haverá, associado a estas, um campo elétrico  $\vec{E}$  que, segundo a Lei de Gauss na forma diferencial, pode ser calculado por:

$$\vec{\nabla} \cdot \vec{E} = \frac{\rho}{\kappa \epsilon_0} \quad (2.1)$$

Nesta equação,  $\epsilon_0$  representa a permissividade elétrica do vácuo,  $\kappa$  representa a constante dielétrica do material utilizado como isolante e  $\rho$  representa a densidade de carga elétrica e, portanto, está associada à distribuição de carga ( $q$ ) nos elementos condutores e que pode ser calculada por:

$$q = \int \rho dV \quad (2.2)$$

Por estas equações, verifica-se que o vetor campo elétrico, além da geometria dos condutores e da quantidade e distribuição de carga acumulada nestes, depende de características do material dielétrico. Quanto melhor isolante for o material, menores serão suas perdas, maiores serão sua constante dielétrica e, principalmente, sua rigidez dielétrica e, portanto, menor intensidade de campo elétrico (ou menor fluxo de campo

elétrico) tem-se no interior do material para uma dada distribuição de carga. Considerando-se dois pontos  $a$  e  $b$  quaisquer no interior do material dielétrico, é possível obter a diferença de potencial elétrico ( $V_{ab}$ ) entre esses dois pontos por:

$$V_{ab} = -\int_a^b \vec{E} \cdot d\vec{l} \quad (2.3)$$

Nesta equação, a integração é realizada ao longo de um percurso qualquer entre os pontos  $a$  e  $b$ , sendo  $dl$  o módulo de um deslocamento infinitesimal entre estes pontos. Assim, a equação 2.3 fornece uma informação do relacionamento direto entre a diferença de potencial elétrico e o campo elétrico no interior do material dielétrico. É importante lembrar que a diferença de potencial elétrico está relacionada à energia que o campo elétrico pode fornecer (ou retirar) de portadores de carga existentes no meio. Em condições ideais de fabricação e/ou operação, o dielétrico utilizado é homogêneo (não sujeito a contaminantes e falhas construtivas) e isto evita a ocorrência de distorções no fluxo do campo elétrico no interior do mesmo.

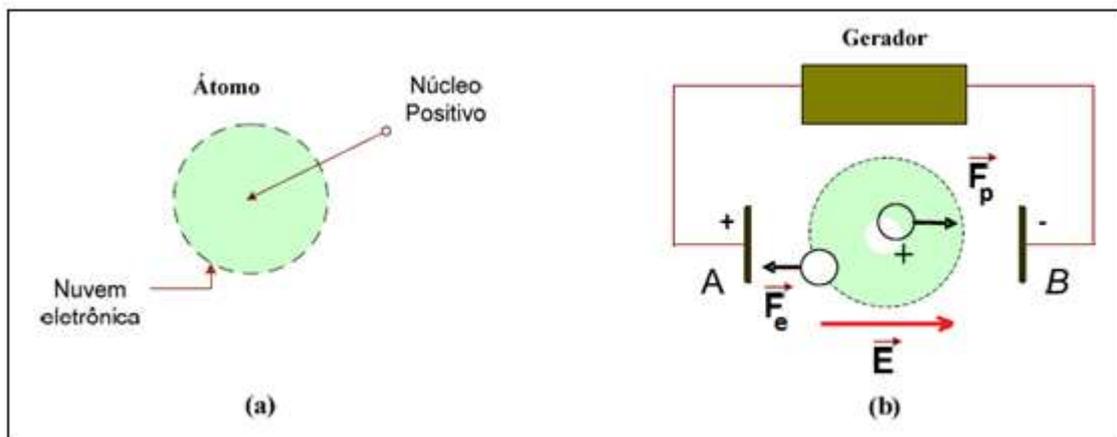
Se o material utilizado como isolante não for homogêneo, têm-se, em seu interior, regiões com características adversas, como, por exemplo, impurezas ou cavidades contendo gases. Estas imperfeições formarão regiões com características (composição química e geometria) que irão impactar no fluxo de campo elétrico. As constantes dielétricas dessas regiões de impurezas, caso sejam inferiores às definidas em projeto, implicarão em campos elétricos de maior intensidade ao especificado.

Em um material condutor existem elétrons na camada de condução. Assim, quando átomos são unidos para formação da estrutura cristalina do condutor, elétrons da camada de condução têm liberdade para se deslocar entre estas camadas dos átomos constituintes da estrutura do condutor. Em um material isolante, as camadas de condução de seus átomos não possuem elétrons. Para que um elétron se desloque através da estrutura, este necessita receber uma quantidade de energia suficiente para migrar para uma camada mais externa e, assim, ter a possibilidade de se deslocar pela

estrutura. Esta quantidade de energia é muito superior à necessária para que se obtenha um elétron livre em um condutor.

Na figura 2.1, (a), apresenta-se um esboço simplificado de um átomo típico de um material isolante (não polar) quando não há um campo elétrico externo. Neste átomo, tem-se um núcleo, positivamente carregado, e uma região no entorno deste em que existe a possibilidade de se encontrar elétrons. Sem a presença de campos elétricos externos, os elétrons possuem igual probabilidade de serem encontrados em qualquer posição da região em torno do núcleo. Na figura 2.1, (b), apresenta-se um esboço do que ocorre sobre esse mesmo átomo, quando da existência de um campo elétrico na região em que o mesmo se situa. Devido ao campo elétrico, núcleo e elétrons passarão a ter uma força de natureza elétrica atuando sobre eles, mas estas forças agirão de forma a viabilizar a formação de um dipolo. Quanto mais intenso for o campo elétrico, maior a intensidade das forças atuantes. Devido à formação do dipolo, definem-se regiões com maior probabilidade de que elétrons sejam encontrados. Eventualmente, se o campo elétrico tiver uma intensidade suficiente, elétrons podem ser arrancados do átomo.

FIGURA 2. 1: Átomo de um material dielétrico. (a) Átomo não polarizado. (b) Átomo polarizado (bipolo) devido à presença de um campo elétrico.



FONTE: Cuenca, 2005.

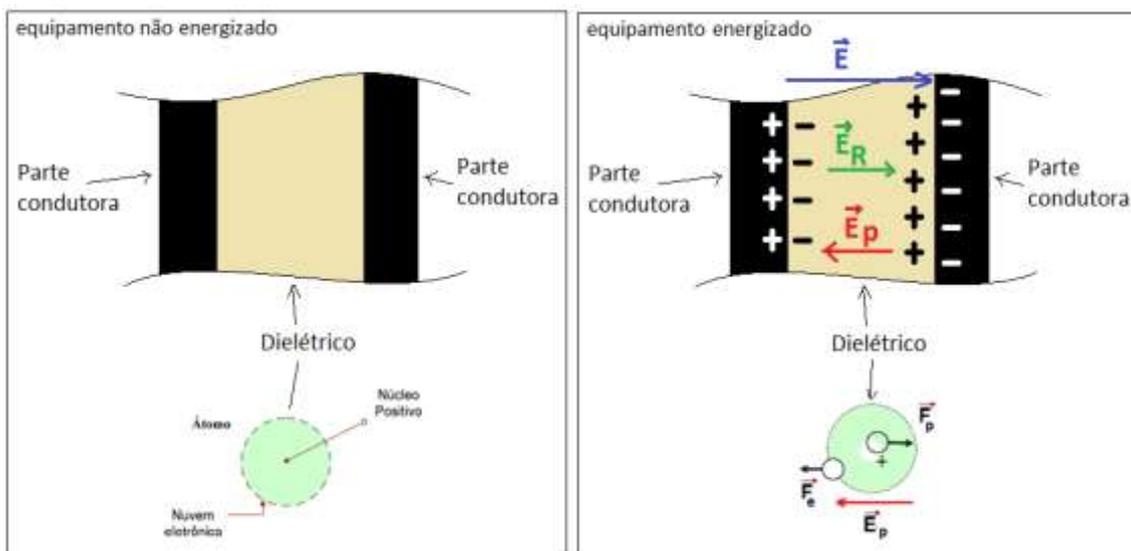
Também, pela figura 2.1, (b), observa-se que, se os átomos do material isolante formarem dipolos e se estes se alinharem com o campo elétrico externo, haverá o surgimento de um campo elétrico contrário ao externo dentro do isolante e isto irá promover uma diminuição do campo elétrico no interior do isolante. Isso condiz com o expresso pela equação 2.1.

A permissividade elétrica de um material é a propriedade que representa a maior ou menor capacidade de um material de permitir fluxo de campo elétrico em seu interior. Em outras palavras, essa propriedade descreve o quanto os materiais se polarizam quando em presença de campo elétrico externo (CUENCA, 2005). Outra propriedade importante a ser definida é a rigidez dielétrica de um material. Essa propriedade indica o máximo valor de campo elétrico que um material pode suportar sem que perda sua capacidade de ser isolante. Na figura 2.2, destaca-se como a polarização dos átomos que constituem o material dielétrico pode contribuir para a diminuição do campo elétrico no interior deste. Nesta figura,  $+Q$  e  $-Q$  simbolizam cargas eventualmente acumuladas nas partes condutoras;  $\vec{E}$  se refere ao campo elétrico gerado por estas cargas;  $\vec{E}_p$  se refere ao campo elétrico devido à polarização dos átomos no interior do dielétrico;  $\vec{E}_R$  se refere ao campo elétrico resultante no interior do dielétrico ( $\vec{E}_R = \vec{E} + \vec{E}_p$ ).

Existindo regiões não homogêneas no dielétrico, seja por problemas na fabricação, seja por condições de operação adversas, existirão regiões em que o campo elétrico irá possuir variações devido às características específicas de composição, geometria e de permissividade elétrica de cada região. Essa situação é exemplificada pela figura 2.3, em que é apresentado um corte genérico de um equipamento cujo dielétrico possui uma falha. Esta falha pode ser uma impureza ou uma cavidade de gás, por exemplo. Nessa região de falha, caso o meio seja de um material ou gás com constante dielétrica inferior ao do isolante (caso mais provável na prática), haverá uma região de campos elétricos mais intensos que na estrutura isolante intacta. Então, uma mesma diferença de potencial entre partes condutoras do equipamento acarretará

campos elétricos com intensidades diferentes nas regiões de falha e nas regiões com isolante em perfeitas condições, sendo que, nas regiões de falha, são esperados campos com maior intensidade. O campo elétrico no interior da região de impureza é denominado de  $\vec{E}_i$ .

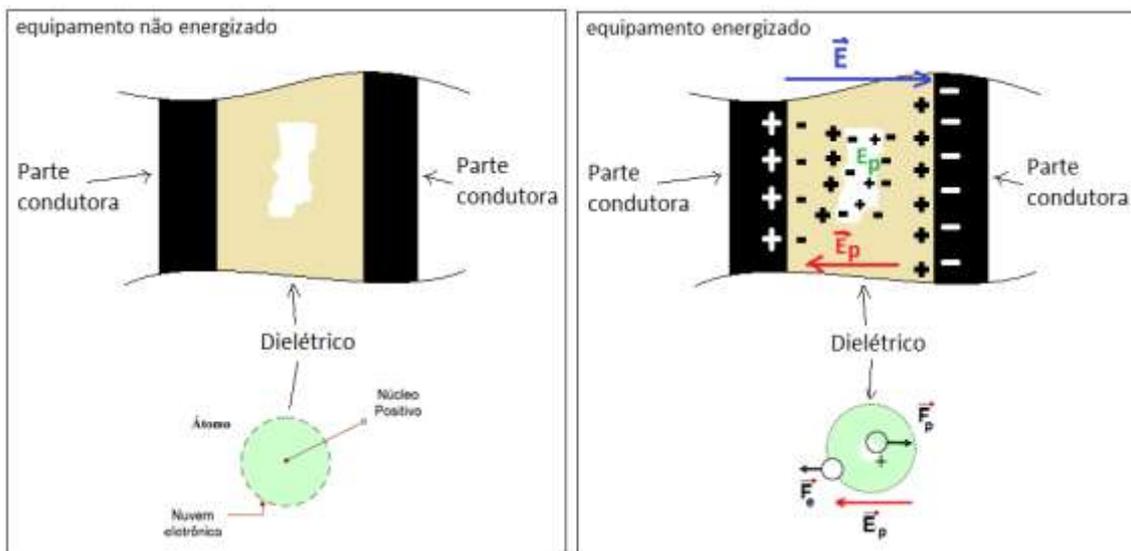
FIGURA 2. 2: Corte genérico de um equipamento, cujo dielétrico é homogêneo (ideal), destacando componentes do campo elétrico.



Assim, na região com impurezas e/ou cavidade de gás tem-se menor constante dielétrica e, conseqüentemente, um campo elétrico com maior intensidade. Portanto, aumenta-se a probabilidade de haver elétrons recebendo energia suficiente para liberá-los das ligações com núcleos de átomos. Sem um elétron, o átomo torna-se um íon (positivo). Uma vez livres, esses elétrons tendem a adquirir aceleração devido à existência do campo elétrico externo. O mesmo ocorrerá com o íon formado, porém, devido a uma massa muito superior que a do elétron, os íons (positivos) terão maior inércia e menor aceleração (para um mesmo campo elétrico externo). O elétron livre, sendo acelerado, pode acumular energia suficiente para, no caso de ocorrência de colisões com outros átomos e/ou moléculas, liberar outro elétron. Mesmo com perda de

energia na colisão, haverá, agora, dois elétrons livres que podem se deslocar recebendo energia do campo elétrico. Esses dois elétrons podem colidir com outros átomos e/ou moléculas, liberando novos elétrons. Esse processo pode se repetir em cascata e recebe o nome de avalanche de elétrons e, devido a ele, pode-se ter a liberação de mais e mais elétrons e íons positivos. Pela ação do campo elétrico, íons positivos e elétrons livres se deslocam em sentidos opostos. Eventualmente, elétrons livres podem ser capturados pelos íons permitindo a formação de átomos neutros. Mesmo havendo interrupção da fonte de energia e com a interrupção do processo de ionização, o processo de recaptura de elétrons livres pode ocorrer por mais algum tempo, até que não haja mais elétrons livres na região de ocorrência do processo (BARTNIKAS, 1979).

FIGURA 2. 3: Corte genérico de um equipamento, cujo dielétrico não é homogêneo, destacando componentes do campo elétrico.



## 2.2 – Definição

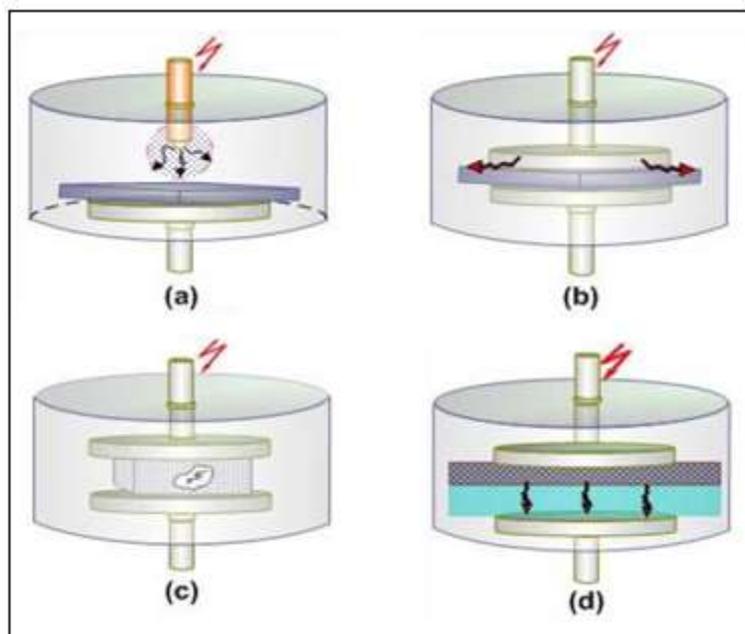
Na norma IEC 60270, define-se descarga parcial como uma descarga elétrica localizada que provoca um curto-circuito parcial no isolante entre dois condutores,

podendo ou não ocorrer adjacente a um condutor, conforme ilustrado na figura 2.4. A descarga parcial usualmente se inicia em cavidades e fendas ocupadas por gás e, frequentemente, é acompanhada pela emissão de som, luz, calor e reações químicas. Para que ocorra o processo de descarga parcial, conforme pode ser depreendido do tópico anterior, existem três condições básicas: devem existir falhas (cavidades e/ou fendas) no dielétrico e estas serem preenchidas por material (normalmente, gases) cuja constante dielétrica seja inferior ao do isolante; deve existir, pelo menos, um elétron livre para que seja possível o início do processo de avalanche; deve haver um campo elétrico com intensidade suficiente, na região da cavidade, para iniciar e manter o processo.

Na seção 2.1 foi descrito que os elétrons livres, sendo acelerados, colidem com átomos no interior da cavidade podendo provocar a avalanche de elétrons. Não foi mencionado o fato de que estes elétrons livres, com alta energia, também colidem com as paredes da cavidade. Com essas colisões, há grande transferência de energia para a estrutura do material isolante. Embora essa energia possa não ser suficiente para causar o mesmo processo desencadeado dentro da cavidade, aumento de vibração e processos de transferência de calor podem ser desencadeados. Ao longo do tempo, estas ocorrências podem causar degradação do material por reações químicas e, como consequência, pode haver a formação de canais, conhecidos como arvorejamentos. Estes canais possuem constituição diversa do material original do isolamento de projeto e, mais uma vez, a formação de canais com composição diversa à original provocará alterações da permissividade elétrica, da rigidez dielétrica e, portanto, valores de intensidade de campo elétrico (fluxo) diferentes dos observados nas regiões de isolamento intacto. Basicamente, estes canais, com características mais condutoras, tenderão a facilitar o processo de ocorrência de novas descargas e, com o tempo, podem comprometer totalmente a integridade do isolamento. Na formação destes canais, ocorrerão processos de aquecimento, de erosão, químicos (polimerização, quebra de moléculas e formação de gases, tais como ácido nítrico e ozônio) e irradiação ultravioleta e de raios X, devido ao bombardeamento iônico e de elétrons.

Descargas parciais podem ocorrer em qualquer posição no interior do material dielétrico e, também, na junção entre materiais dielétricos adjacentes ou entre materiais dielétricos e partes condutoras. Na figura 2.4 são destacadas, como exemplo, algumas destas possibilidades.

FIGURA 2. 4: Exemplos básicos de possibilidades de ocorrência de descargas parciais. (a) descargas tipo corona. (b) descargas na superfície. (c) descargas internas em cavidades. (d) descargas em material laminado.



FONTE: Cuenca, 2005.

É importante destacar que a ocorrência de descargas parciais depende de uma conjunção de fatores e, assim, os processos desencadeados e consequências podem variar conforme estes fatores se apresentem. Assim, processos como a formação de canais (arvorejamentos) podem não ser observados em todos os casos de ocorrência. Em condições reais de operação, devido a fatores ambientais, tanto as características do dielétrico variam com o tempo, bem como sua susceptibilidade às descargas que, eventualmente, possam ocorrer. Assim, são inúmeras as variáveis envolvidas no estudo da possibilidade de ocorrência de descargas parciais, bem como na definição de quais as

suas consequências e como estas podem evoluir. No limite e na pior das hipóteses, o que se tem é o total comprometimento do isolante e, portanto, do equipamento.

A importância de eventuais ocorrências de descargas parciais na degradação da vida útil de equipamentos é conhecida há muito, como pode ser observado em Kreuger (1964), em que já se destacava que, além do já exposto neste texto, o número de eventos de descargas parciais por unidade de tempo tem forte dependência do tipo de diferença de potencial elétrica aplicada e será maior para variações alternadas. Kreuger (1964) também destaca que o número de eventos é fortemente dependente do material dielétrico utilizado.

### **2.3 – Modelos utilizados para processos de descargas parciais**

O modelo mais utilizado para representação de descargas parciais, inclusive em consonância com a norma padrão IEC 60270, é baseado na quantidade de carga aparente em capacitores. Este modelo, representado na figura 2.5, é muito utilizado devido à facilidade de sua estrutura e por permitir cálculos simples (baseados em capacitâncias equivalentes). Além disso, este modelo permite a geração de simulações que se aproximam muito dos sinais efetivamente medidos. No entanto, segundo Lemke (2012) e McAllister, Crichton (1998), o processo físico de uma descarga parcial não pode ser representado por uma capacitância (os transientes eletromagnéticos detectáveis não podem ser causados por descargas de um capacitor imaginário na cavidade, mas por um momento de dipolo estabelecido na mesma como uma consequência da descarga no gás). A importância deste modelo é que, em suas equações, fica bem clara a dependência das cargas induzidas nas paredes da cavidade com a localização, geometria, dimensões físicas, características do gás (tipo, pressão, homogeneidade, permissividade) e orientação (com relação ao campo elétrico existente) da mesma.

Para as necessidades do presente trabalho, utilizar-se-á somente o modelo capacitivo, pois, a utilização do mesmo será suficiente para que sejam destacadas

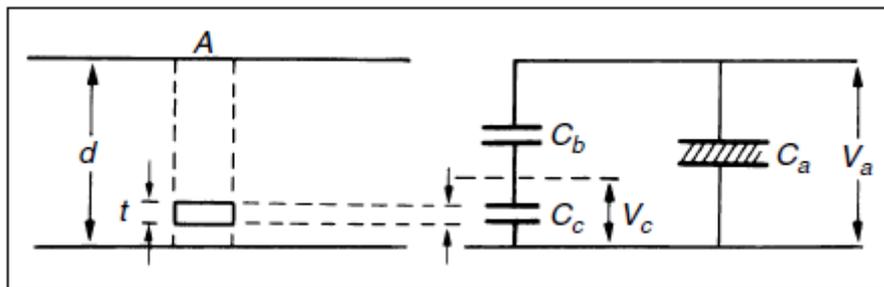
algumas características do processo de descargas parciais e que são importantes justificativas para algumas decisões aqui adotadas. Para isso, considere a figura 2.5, que mostra um corte de um dielétrico de espessura  $d$ . Este dielétrico possui uma pequena cavidade na forma de um cilindro com uma altura  $t$ . Na mesma figura 2.5, apresenta-se um modelo, similar ao adotado pela norma IEC 60270, baseado em capacitâncias. Neste modelo capacitivo, designa-se a capacitância associada à cavidade por  $C_c$ ; a capacitância associada ao dielétrico em uma seção sem cavidades por  $C_a$ ; a capacitância associada ao dielétrico em uma região em série com a cavidade por  $C_b$ . Assumindo o caso usual em que  $t \ll d$  e em que a cavidade é preenchida por gás, a intensidade de campo elétrico através do capacitor associado à cavidade pode ser calculada por  $E_c = \kappa E_a$  (em consonância com a equação 2.1). Assumindo a cavidade em forma de cilindro, sua capacitância pode ser calculada por:

$$C_c = \frac{\epsilon_0 A}{t} \quad (2.4)$$

em que  $A$  representa a área da base (ou do topo) do cilindro. Para a parte do dielétrico em série com a cavidade, temos:

$$C_b = \frac{\epsilon_0 \kappa A}{d - t} \quad (2.5)$$

FIGURA 2. 5: Corte de um dielétrico indicando uma cavidade e seu circuito equivalente.



FONTE: Kuffel, et al., 2000.

A diferença de potencial medida entre as paredes da cavidade pode ser obtida por:

$$V_c = \frac{C_b}{C_c + C_b} V_a = \frac{V_a}{1 + \frac{1}{\kappa} \left( \frac{d}{t} - 1 \right)} \quad (2.6)$$

Assumindo  $E_{cb}$  como a rigidez dielétrica do gás no interior da cavidade, pode-se calcular a diferença de potencial necessária para se iniciar uma descarga por:

$$V_{ai} = E_{cb} t \left\{ 1 + \frac{1}{\kappa} \left( \frac{d}{t} - 1 \right) \right\} \quad (2.7)$$

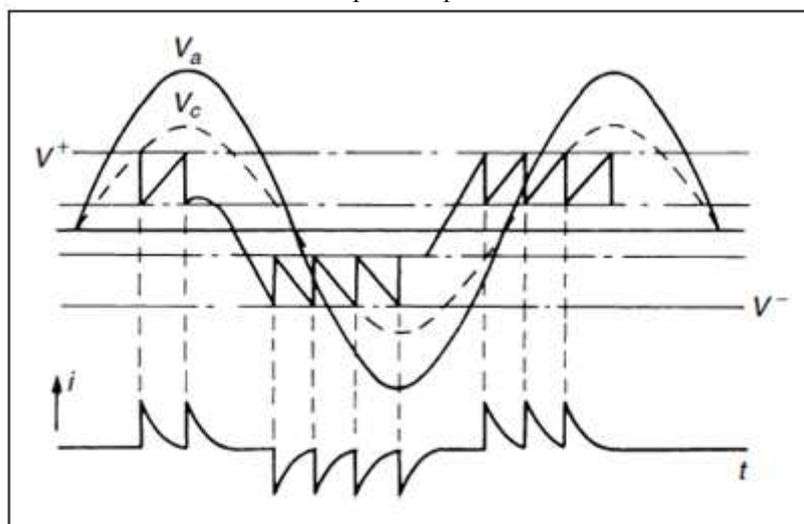
Na figura 2.6 é ilustrado o que pode acontecer quando aplica-se uma diferença de potencial elétrico entre os condutores separados por um isolante, em cujo interior, temos uma cavidade conforme figura 2.5. A linha contínua expressa a variação da diferença de potencial elétrico  $V_a$  entre os condutores metálicos. A linha tracejada mostra uma hipotética possibilidade de como varia a diferença de potencial entre as duas faces da cavidade em forma de cilindro, caso nenhuma descarga ocorra no interior da mesma. No ciclo positivo, se a diferença de potencial  $V_c$ , dada pela equação 2.7, atingir um valor suficiente para que a rigidez dielétrica do gás no interior da cavidade seja alcançada e/ou superada, pode-se iniciar um processo de descarga parcial. Este valor limite, a partir do qual existe a possibilidade de ocorrência da descarga parcial é indicado por  $V^+$  (semicíclo positivo) e  $V^-$  (semicíclo negativo) na figura 2.6. Com a ocorrência da descarga, tem-se uma corrente através da cavidade e sua diferença de potencial elétrico,  $V_c$ , diminui abruptamente. Eventualmente, conforme ilustrado, este processo de descarga pode ocorrer várias vezes durante um ciclo da diferença de potencial elétrico  $V_a$  e com polaridades se invertendo.

## 2.4 – Detecção e medição de descargas parciais

Quando da ocorrência de processos de descargas parciais, alguns efeitos associadas às mesmas são observáveis. Como exemplo, pode-se citar emissão de ondas sonoras (audíveis e não audíveis), emissão de radiações eletromagnéticas (em faixas de frequência visíveis ou não), reações químicas e emissão de gases. Na prática, qualquer

destes efeitos pode ser utilizado para se identificar e medir a ocorrência de descargas parciais. O que irá definir o melhor procedimento a ser utilizado serão condições de ambiente, características do equipamento, limitações técnicas e demandas associadas a quais interpretações se fazem necessárias (finalidade da detecção). Na figura 2.7 é apresentada uma visão simplificada de um sistema básico para detecção de ocorrências de descargas parciais. Em resumo, qualquer sistema se baseia em um modelo que disponibiliza um conjunto de equações que expressam as correlações entre as grandezas envolvidas. Além disso, existe um circuito externo que permite que essas correlações sejam exploradas de forma a viabilizar a medição da grandeza de referência. No caso de descargas parciais, os modelos, de forma global, podem utilizar informações de campos elétricos e magnéticos e circuitos, conforme especificado na Norma IEC 60270. Todos esses modelos estão correlacionados e em Kuffel, et al. (2000) detalham-se essas relações e as implicações práticas de adoção de um ou outro modelo. Segundo Kuffel, et al. (2000) e Kreuger (1964), os primeiros métodos de detecção de descargas parciais se baseavam em fenômenos acústicos. Os métodos mais utilizados são os baseados em medições elétricas e normatizados na norma IEC 60270.

FIGURA 2. 6: Sequência de descargas quando aplicada uma diferença de potencial senoidal entre condutores separados por um isolante.

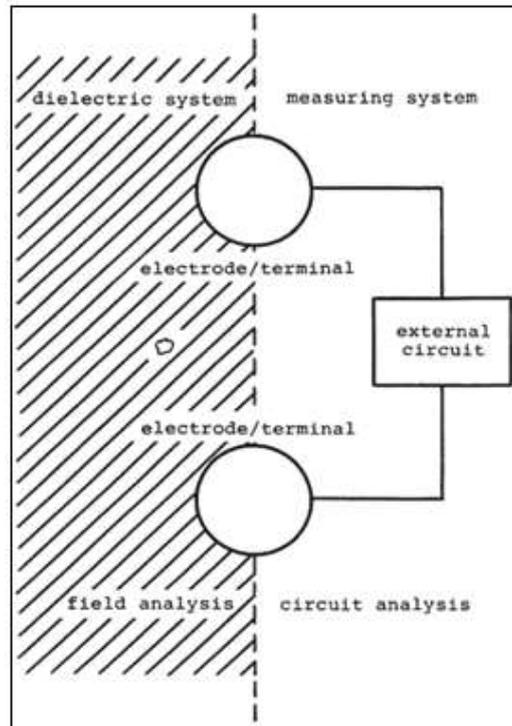


FONTE: Kuffel, et al., 2000.

Os métodos elétricos de detecção são baseados no surgimento de um pulso de descarga parcial (tensão ou corrente) nos terminais do objeto sendo avaliado. Para avaliação das grandezas fundamentais relacionadas aos pulsos de descargas parciais, pode-se utilizar uma simulação em que o objeto sendo testado pode ser substituído por um arranjo de capacitores como mostrado na figura 2.8. Nesta representação, a capacitância  $C_b$ , anteriormente explicitada na figura 2.5, em série com a cavidade foi substituída por duas capacitâncias ( $C_b'$  e  $C_b''$ ) de forma a prover uma melhor generalização.

Inicialmente, assume-se que a diferença de potencial elétrica  $V_s$  possui uma variação alternada ao longo do tempo e está aumentando. Conforme já mencionado, devido a uma menor permissividade elétrica no interior da cavidade, temos maior intensidade de campo elétrico nesta região. Com o aumento de  $V_s$ , aumenta a probabilidade de surgimento de uma primeira descarga no interior da cavidade. Esta descarga cria elétrons e íons positivos que são direcionados para paredes opostas dentro da cavidade, formando um dipolo e criando uma polarização adicional. Essa polarização reduz de forma substancial a diferença de potencial elétrico através da cavidade. Pelo modelo adotado, esse efeito causa um processo de descarga da capacitância  $C_c$ . Se  $V_s$  ainda continuar a aumentar (ou diminuir, no semiciclo negativo), novas linhas de campo surgirão e isso permitirá que o processo tenha a possibilidade de se repetir. Deve-se lembrar que a corrente em um capacitor é proporcional à taxa de variação da diferença de potencial entre seus terminais. No caso de uma diferença de potencial elétrico  $V_s$  contínua, somente durante o período transitório para estabelecimento do valor em regime permanente existe a probabilidade de ocorrência de descargas parciais. Uma vez atingido o valor em regime permanente, as descargas cessarão devido ao fato de que elétrons e íons estarão depositados nas paredes da cavidade e não haverá variação no fluxo de campo elétrico no interior da cavidade. Assim, processos de descargas do capacitor do modelo não mais ocorrerão.

FIGURA 2. 7: visão simplificada de um sistema de detecção de ocorrência de descargas parciais.



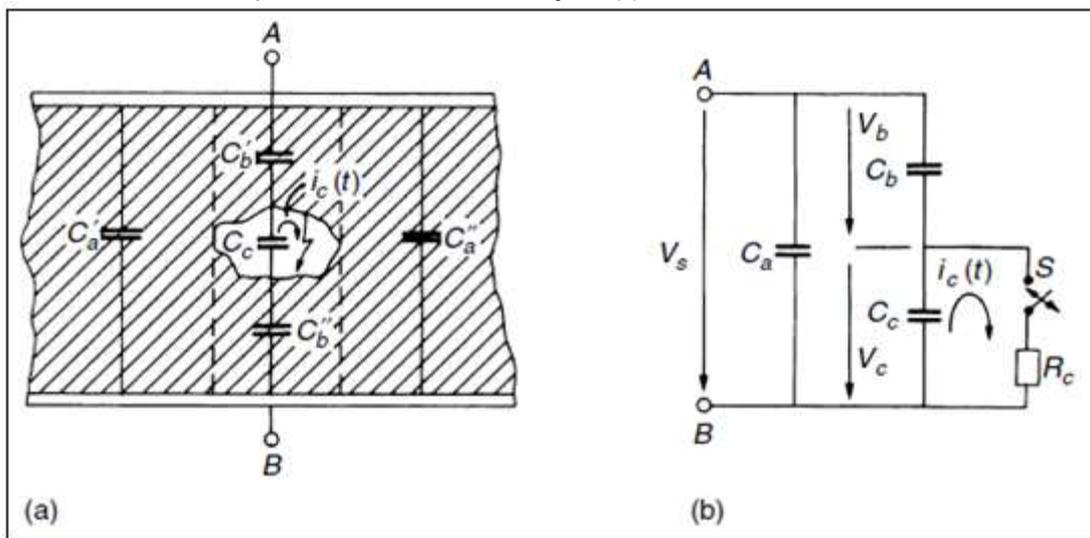
FONTE: McAllister, Crichton, 1998.

No modelo explicitado na figura 2.8, (b), a chave  $S$  é controlada pela diferença de potencial elétrico  $V_c$  e esta chave somente estará fechada por um curto período de tempo, durante o qual haverá fluxo da corrente  $i_c(t)$ . O resistor  $R_c$ , no modelo, existe para que exista a possibilidade, através da definição de seu valor, de se definir o período de ocorrência das descargas (controle da constante de tempo de um circuito  $RC$ ). A corrente  $i_c(t)$  não pode ser medida diretamente, mas pode ser simulada por uma função impulso (Delta de Dirac), pois, as descargas parciais são pulsos de muito curta duração (escala de nanosegundos), conforme Kuffel et al. (2000).

Na prática, os circuitos utilizados para medição de descargas parciais estão estabelecidos na norma IEC 60270 e utilizam a detecção de uma queda de potencial elétrico entre os terminais de uma impedância de medição provocada por correntes impulsivas no circuito exterior ao equipamento sendo avaliado (equivalente à corrente  $i_c(t)$  na figura 2.8). Como, em condições normais de operação, utiliza-se a frequência de

60 Hz, segundo Cuenca (2005), esta impedância de medição consiste em um resistor (utilizado para medição), um indutor (de alguns  $mH$ ) e de um capacitor (parasita e inerente ao sistema de medição). De forma resumida, as topologias definidas na norma IEC 60270 se diferenciam quanto à aplicabilidade (relacionada às características dos equipamentos sendo avaliados), à facilidade de implementação, ao melhor controle de interferências inerentes aos processos de medição e às demandas e/ou restrições associadas à calibração de instrumentos. Neste texto, serão omitidos maiores detalhes destes sistemas de medição, pois, o que interessa está relacionado às características das curvas associadas a correntes e diferenças de potencial elétricas impulsivas obtidas nos processos de medição e as considerações a serem feitas podem ser depreendidas da figura 2.8.

FIGURA 2. 8: representação básica utilizada para teste de descargas parciais em um objeto. (a) associação com estrutura real do objeto. (b) circuito elétrico associado.



FONTE: Kuffel et al., 2000.

As detecções baseadas em emissões luminosas decorrentes de descargas parciais utilizam sensores e/ou equipamentos fotográficos para registro das ocorrências

e, portanto, demandam a observação direta do meio de ocorrência, sendo impossíveis de uso para registro de descargas no interior de equipamentos e/ou isolamentos destes.

As bases de dados utilizadas neste trabalho se originaram de medições elétricas ou de simulações baseadas neste modelo. Daí a maior ênfase nesta forma de detecção. A seguir, brevemente, apenas apresentam-se outras possibilidades de detecção de ocorrências de descargas parciais.

As detecções baseadas em análises químicas demandam a viabilidade de análise de decomposição de produtos dissolvidos no isolante (normalmente óleos ou gases), permitindo uma definição do nível de degradação dos materiais. Assim, não há como avaliar, de forma clara, dados relativos à mensuração de características dos pulsos de descargas parciais. Outra restrição é que, normalmente, estas avaliações demandam interrupção de operação do equipamento.

As detecções baseadas nas emissões acústicas se baseiam na medição de ruídos e/ou vibrações através da utilização de sensores piezelétricos ou transdutores, dentro e/ou fora dos equipamentos. Equipamentos de alta sensibilidade permitem, inclusive, determinação dos pontos de ocorrência das descargas. O grande problema associado a este método são as interferências ambientais e, assim, normalmente, estão associados a situações em que se pode ter um bom controle do ambiente de efetivação das medições.

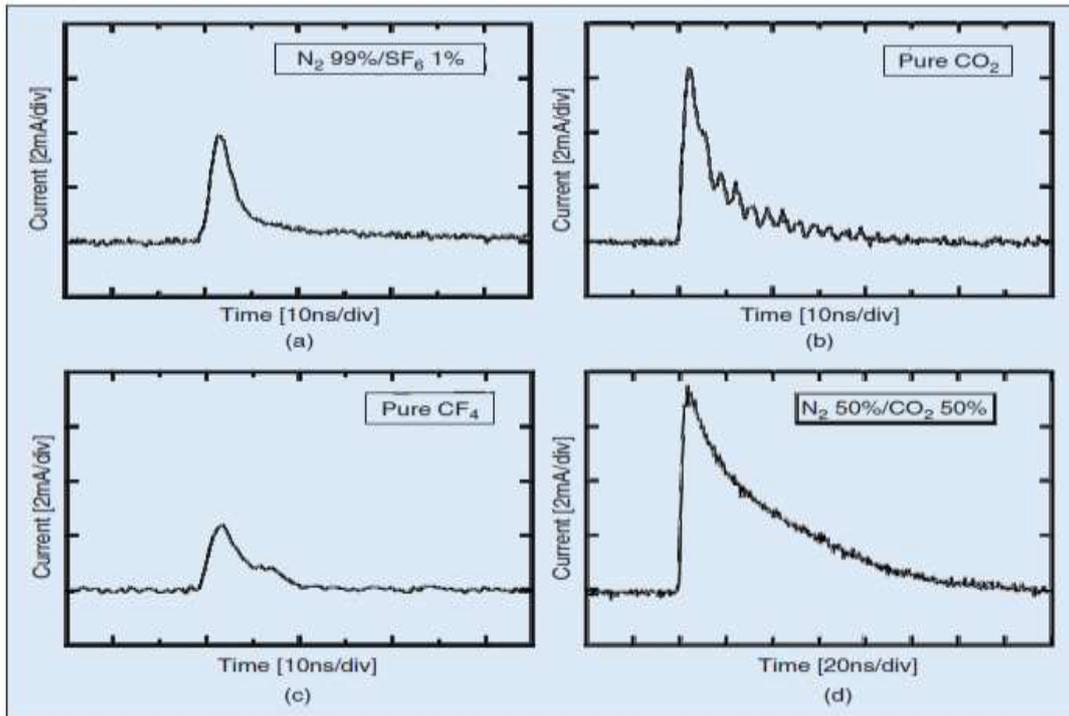
As detecções baseadas nas emissões eletromagnéticas utilizam sensores para captar essas emissões. Trata-se de um método adequado para mensuração do número e da intensidade das descargas, porém, não permite a localização dos pontos de ocorrência das mesmas. Também, neste caso tem-se a necessidade de um melhor controle do ambiente para realização das medições devido a alta probabilidade de que este venha a gerar interferências que podem comprometer a operação de avaliação.

## 2.5 – Caracterização de sinais associados às descargas parciais

Os sinais provenientes de descargas parciais são de natureza estocástica. Assim, pode-se considerar que, tanto os instantes de ocorrência quanto as amplitudes dos pulsos são aleatórios. Pelos modelos utilizados para levantamento, testes e/ou análises de ocorrências de descargas parciais descritos no tópico anterior, depreende-se que as curvas de resposta podem ser representadas por uma função impulso, para caracterização da frente de onda, e uma exponencial negativa, para expressar a variação do sinal após a ocorrência da descarga. Conforme descrito em Illias et al (2012), Okubo et al. (2002) e Kuffel et al. (2000), as características desses pulsos são fortemente influenciadas por fatores como localização da cavidade no isolante, características do gás nesta cavidade (como composição, pressão) e, também, pelas características da fonte de alimentação. Assim, a forma de onda do sinal de descarga parcial detectado contém, essencialmente, todas as informações de como este foi gerado e, em consequência, de quais eventuais falhas existem para que a mesma esteja ocorrendo (OKUBO et al., 2002). A título de exemplo, na figura 2.9 são apresentados gráficos que ilustram a influência da composição do gás, dentro da cavidade em que ocorrem as descargas parciais, na forma de onda do sinal detectado. Assim, sucessivas ocorrências de descargas parciais, ao longo do tempo, podem alterar a composição química do gás. Com a detecção dos sinais provenientes destas descargas e a análise das formas de onda, podem ser obtidos subsídios para correta definição da integridade do isolamento.

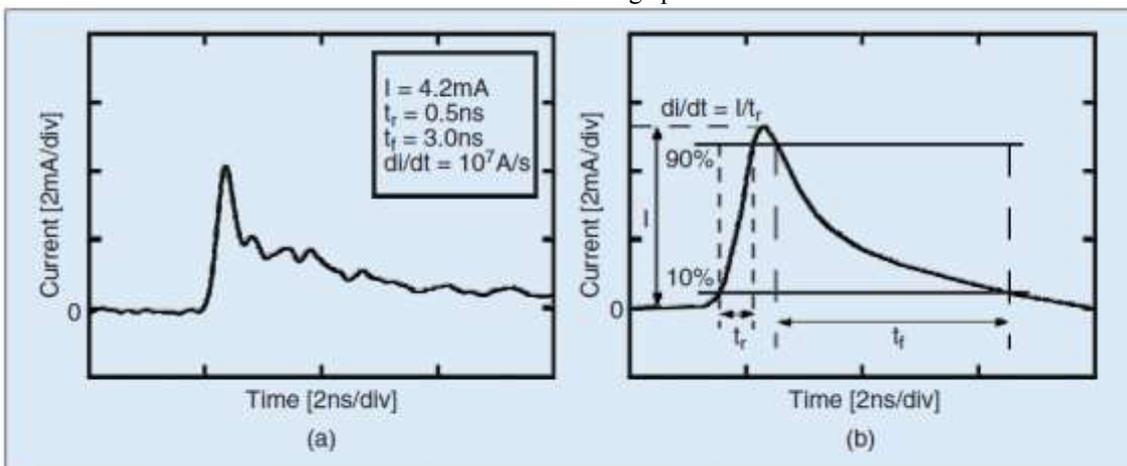
Na figura 2.10, apresenta-se um exemplo de um sinal que pode estar associado à ocorrência de uma descarga parcial. O tempo de frente de onda,  $t_r$ , pode variar de pouco menos de  $0,35 \text{ ns}$  até algumas dezenas de nano-segundos. Isso implica que a largura de banda pode variar entre algumas unidades de giga-hertz até dezenas de giga-hertz. Essa informação de largura de banda é de grande importância nas análises de estado de integridade de isolantes e na definição de parâmetros de sistemas de medição aplicáveis a eventos de descargas parciais.

FIGURA 2. 9: Forma de onda de um pulso de corrente de descarga parcial, tensão positiva e pressão do gás a 0.1 Mpa. (a) N<sub>2</sub> 99% / SF<sub>6</sub> 1%. (b) CO<sub>2</sub> puro. (c) CF<sub>4</sub> puro. (d) N<sub>2</sub> 50% / CO<sub>2</sub> 50%.



FONTE: Okubo, et al., 2002.

FIGURA 2. 10: (a) Forma de um pulso de corrente em SF<sub>6</sub> puro a 0.1 Mpa. (b) Definição de parâmetros de um sinal de descarga parcial.

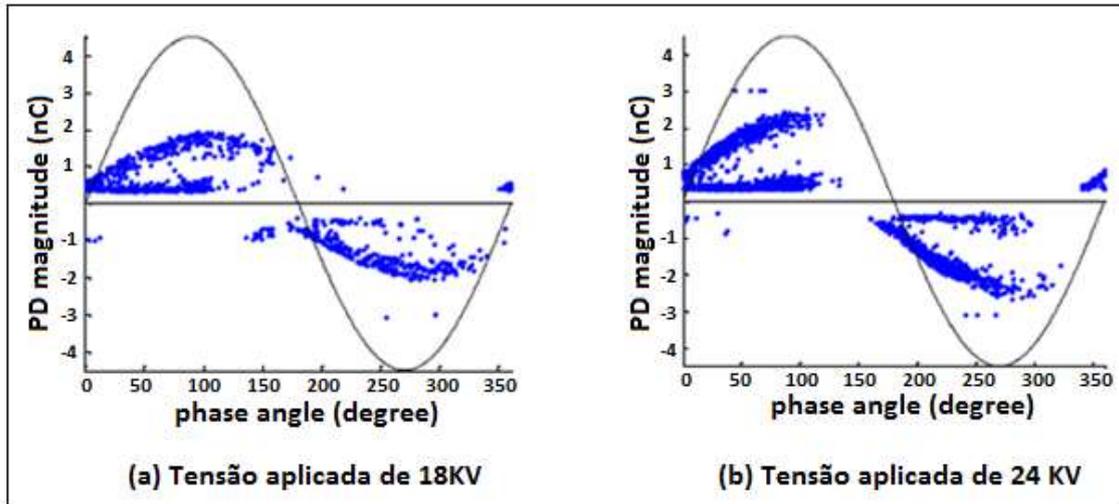


FONTE: Okubo, et al., 2002.

Ainda fazendo referência à figura 2.10, tem-se a definição de alguns parâmetros relevantes à forma de onda de um sinal associado à ocorrência de uma descarga parcial. O tempo de frente de onda,  $t_r$  (“*rise time*”), corresponde ao período da avalanche de elétrons e propagação da descarga. O tempo de decaimento,  $t_f$  (“*fall time*”) corresponde ao tempo, após o impulso inicial, em que ainda há deslocamento e recombinações de cargas associadas ao evento da descarga parcial. Em alguns casos, ao invés do tempo de decaimento, pode-se utilizar o tempo de meia onda. O terceiro parâmetro destacado é  $di/dt$ , que fornece a indicação de quão rápido se dá o estabelecimento da descarga. Em Okubo, et al. (2002) discute-se o relacionamento deste parâmetro com a intensidade do campo elétrico no interior da cavidade. Todos esses parâmetros estão profundamente relacionados às características da cavidade e do ambiente (composição) dentro da mesma.

Existem duas técnicas de medição e análise de ocorrências de descargas parciais, largamente utilizadas: PRPD (*phase resolved partial discharge*) e PSA (*pulse sequential analysis*), conforme Nyamupangedengu, Jandrell (2012). O primeiro método se utiliza de informações do ângulo de fase da fonte de alimentação e da amplitude da carga (aparente) associada à ocorrência da descarga parcial. Na figura 2.11 apresenta-se um gráfico que traduz as informações associadas a esta análise para duas amplitudes de tensões de alimentação e para eventos ocorrendo em cavidades. Tem-se um gráfico que associa o ângulo de fase da fonte de alimentação em um ciclo completo e a amplitude das descargas (expressas pelas cargas aparentes calculadas). O segundo método de análise, PSA, se utiliza da amplitude da tensão de alimentação aplicada e dos instantes de tempo de ocorrência das descargas. Não se utilizam informações de fase e valores de cargas associadas. Na figura 2.12, apresenta-se um exemplo de referência a ser utilizada neste tipo de análise. Basicamente, o gráfico apresenta a correlação da variação da tensão aplicada entre dois instantes de amostragem consecutivas ( $\Delta U$ ) e o número de ocorrências de descargas parciais.

FIGURA 2. 11: Exemplo de informações obtidas através de PRPD.

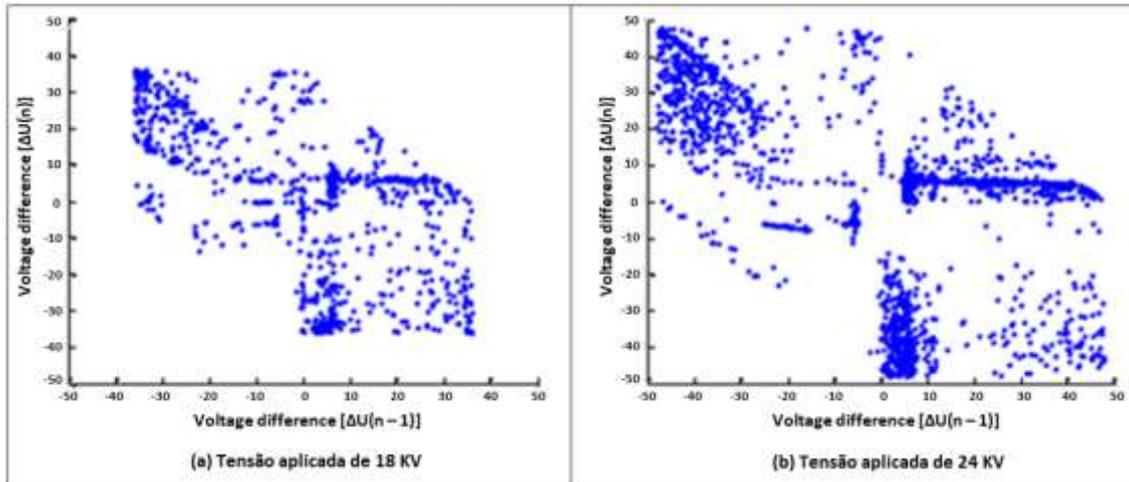


FONTE: Nyamupangedengu, Jandrell, 2012.

Em qualquer dos métodos de análise, utilizando-se das informações disponíveis, como distribuição dos pulsos, fase da tensão de alimentação, tempo de subida, tempo de meia onda, amplitudes de cargas aparentes, pode-se obter informações sobre o nível de degradação do dielétrico. Na prática, além da obtenção de resultados de medições das ocorrências de descargas parciais, pode ser necessária uma consulta ao histórico de manutenções e inspeções do equipamento para uma correta associação de resultados de medições e estado real de integridade do isolamento (equipamento). Em caso de equipamentos novos, é muito importante a medição de descargas parciais no início da vida útil do mesmo de forma a se criar referências para avaliações futuras.

Conforme mencionado, o sinal associado às ocorrências de descargas parciais, exemplificado na figura 2.10, apesar de possuir componentes em uma faixa consideravelmente ampla, possui regiões bem distintas. A parte relativa à frente de onda é composta por sinais de alta frequência. A parte associada ao decaimento do sinal apresentará uma composição com componentes de frequências mais baixas. Estas características serão exploradas na sequência deste trabalho.

FIGURA 2. 9: Exemplo de informações obtidas através de PSA.



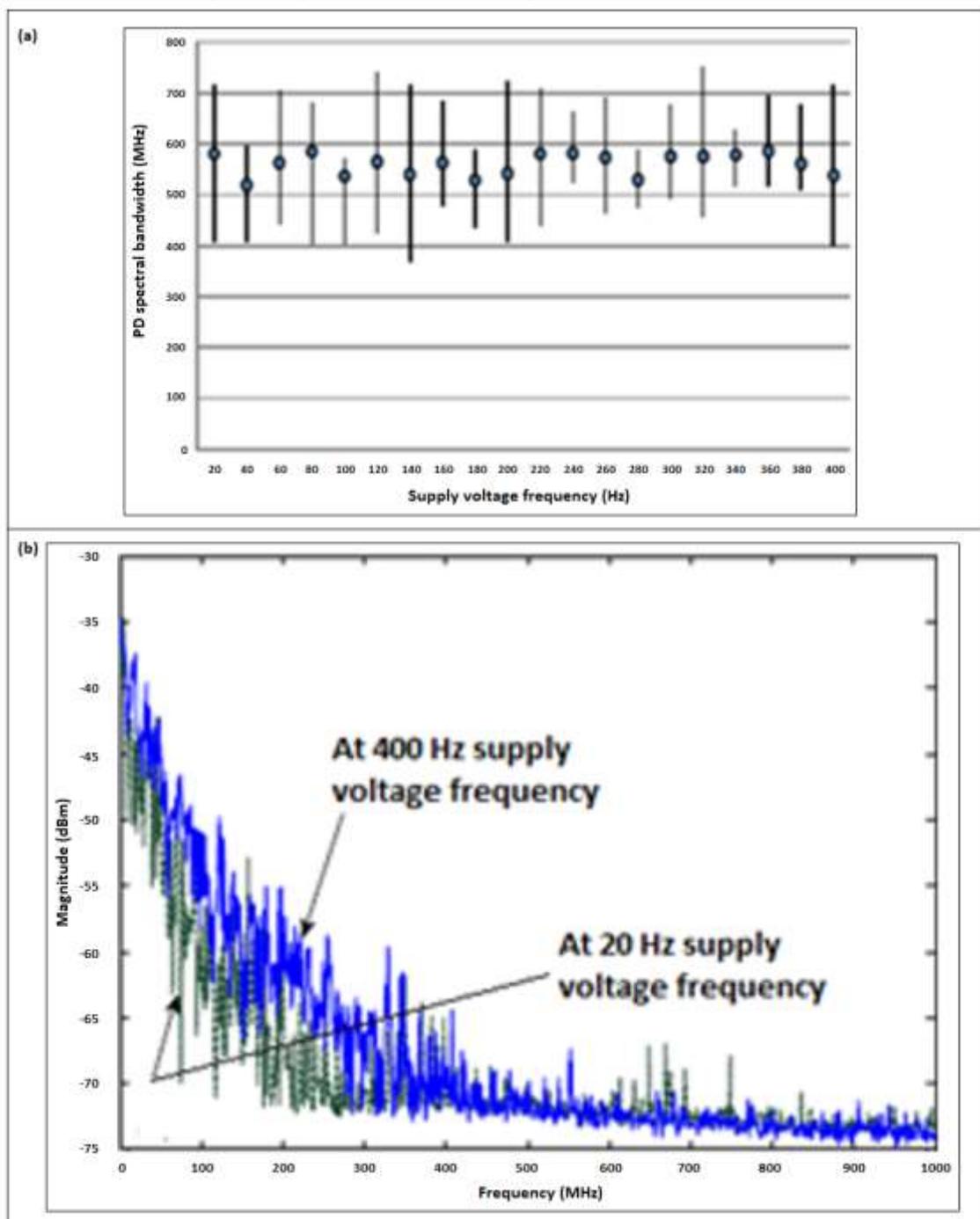
FONTE: Nyamupangedengu, Jandrell, 2012.

É importante destacar, conforme abordado em Nyamupangedengu, Jandrell (2012), que a faixa de frequências do sinal de descargas parciais pode apresentar alterações, também, devido à frequência da fonte de alimentação e não somente com características associadas às cavidades no isolamento e à amplitude da fonte de alimentação. Na figura 2.11, (a), apresenta-se como o espectro de frequências pode variar com a variação da frequência da fonte de alimentação. Na figura 2.11, (b), apresenta-se a variação da amplitude das várias componentes de frequência para duas fontes de alimentação com frequências distintas (20 Hz e 400 Hz).

Outro ponto, de especial importância, explicitado na figura 2.9, é a presença de ruído nos sinais amostrados. Estes ruídos podem ter como causa o próprio processo utilizado para medição como, também, interferências provenientes do ambiente. A existência destes ruídos é um fator crítico porque, normalmente, a intensidade de sinais amostrados nas medições de descargas parciais é muito baixa e, assim, pode-se ter extrema dificuldade no reconhecimento destes sinais em meio às amostras obtidas. A principal causa da baixa intensidade dos sinais amostrados é a forma como é feita a detecção do mesmo: a coleta de dados é externa ao isolamento e/ou equipamento; os

eventos ocorrem internamente ao mesmo. Assim existe forte atenuação no sinal, entre o ponto de ocorrência do evento e o ponto de medição, principalmente, para frequências mais altas (importantes para caracterização da frente de onda). O aumento de sensibilidade, normalmente acarreta maior captação de sinais de interferências e, portanto, maior comprometimento do sinal amostrado. A correta realização de interpretações nos sinais provenientes de medições de ocorrências de descargas parciais está diretamente associada à capacidade de eficaz separação do sinal dos ruídos existentes. O presente trabalho focou exatamente na viabilização de um sistema eficiente nesta separação sinal / ruído.

FIGURA 2. 10: Espectro de frequências associado a ocorrências de descargas parciais. (a) Variação na faixa de frequências em função da frequência da fonte de alimentação. (b) Características das componentes para dois valores de frequência na fonte de alimentação.



FONTE: Nyamupangedengu, Jandrell, 2012.

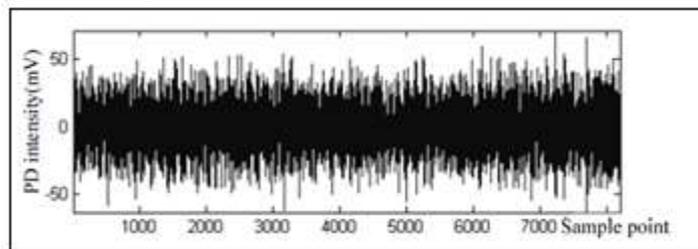
## Capítulo 3

# Transformada de Wavelets

### 3.1 – Considerações iniciais

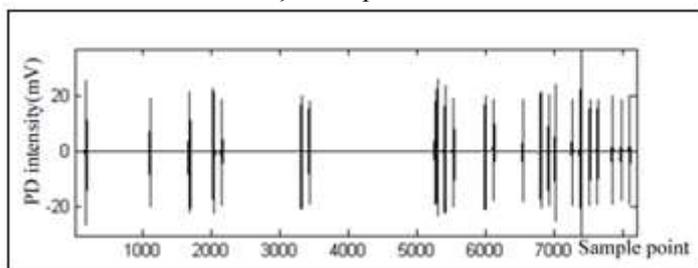
No capítulo anterior, procurou-se caracterizar um pulso de sinal associado à ocorrência de uma descarga parcial. As principais características estão associadas à existência de uma frente de onda com grande derivada, modelada como impulso (componentes de alta frequência) e uma parte modelada por decaimento exponencial (componentes de frequências mais baixas). Essas duas regiões do pulso, com características bem diversas e bem distribuídas temporalmente, permitem uma boa forma de se identificar o sinal em meio a ruídos. Isso porque, embora possam ser compostos por combinação de sinais com amplo espectro de frequências, os ruídos possuem estas componentes distribuídas de forma aleatória por todo o período de sua ocorrência. Uma análise focada em avaliação de amplitudes de sinais, em muitos casos, pode não ser suficiente para correta identificação de sinais de descargas em meio a ruídos (interferências). A título de ilustração da complexidade do problema, apresenta-se, na figura 3.1 um exemplo de sinal possível de ser amostrado quando do monitoramento de sinais provenientes de descargas parciais, e, na figura 3.2, um exemplo deste mesmo sinal após identificação e eliminação do ruído. Enquanto a supressão dos ruídos não tiver sido realizada, nenhuma operação de análise visando identificação de eventuais indícios de falhas pode ser realizada.

FIGURA 3. 1: Exemplo de sinal proveniente de monitoramento de eventos de descargas parciais original.



FONTE: Mota, 2011.

FIGURA 3. 2: Exemplo de sinal proveniente de monitoramento de eventos de descargas parciais após identificação e supressão de ruído.

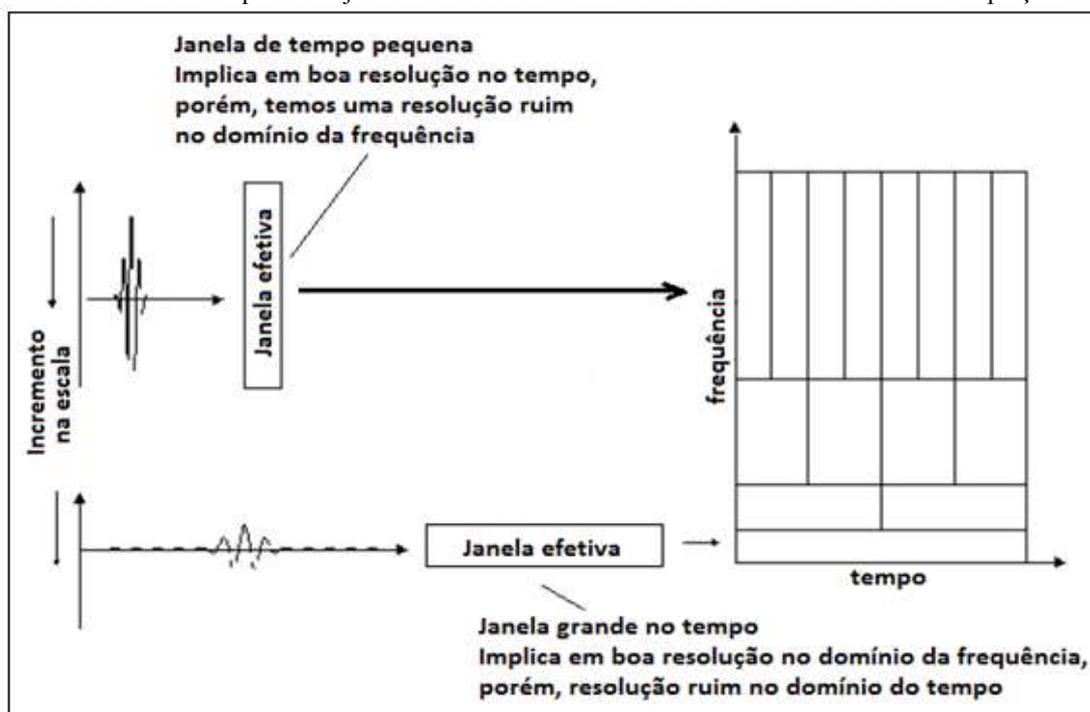


FONTE: Mota, 2011.

Através de uma simples inspeção na figura 3.2, confirma-se a condição não estacionária e aleatória dos pulsos decorrentes de descargas parciais. Essas características inviabilizam a utilização de técnicas baseadas em decomposições que utilizam somente análises do espectro de frequência. A explicitação das diversas componentes de frequência do sinal não nos permite identificar os sinais provenientes de ocorrências de descargas parciais pois, tanto estes como sinais de ruídos, muito provavelmente, terão várias componentes de frequência em comum. Este tipo de análise não permite utilizar uma importante característica temporal dos sinais provenientes de eventos de descargas parciais: a localização temporal (suporte compacto). Sinais de descargas parciais e ruídos podem possuir componentes de baixas e altas frequências, porém, a análise temporal dos primeiros permite a identificação de uma assinatura característica que possui grande potencial para diferenciá-los em meio a ruídos.

Análises baseadas em wavelets permitem associar informações do domínio da frequência com informações do domínio do tempo. Basicamente, tratam-se de técnicas que se utilizam de janelas de tamanho variável para análise do sinal. De forma mais clara, há a possibilidade de utilizar uma faixa de tempo mais estreita para obter informações relativas às componentes de alta frequência (e/ou obtenção de informações bem localizadas do sinal) e faixas de tempo mais amplas para obtenção de informações relativas às componentes de baixa frequência do sinal (e/ou informações mais globais do sinal). Na figura 3.3, destacam-se estas possibilidades, que permitirão obter informações relevantes de sinais tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência.

FIGURA 3. 3: Esquema de janelas flexíveis utilizada na transformada de wavelets. Adaptação.

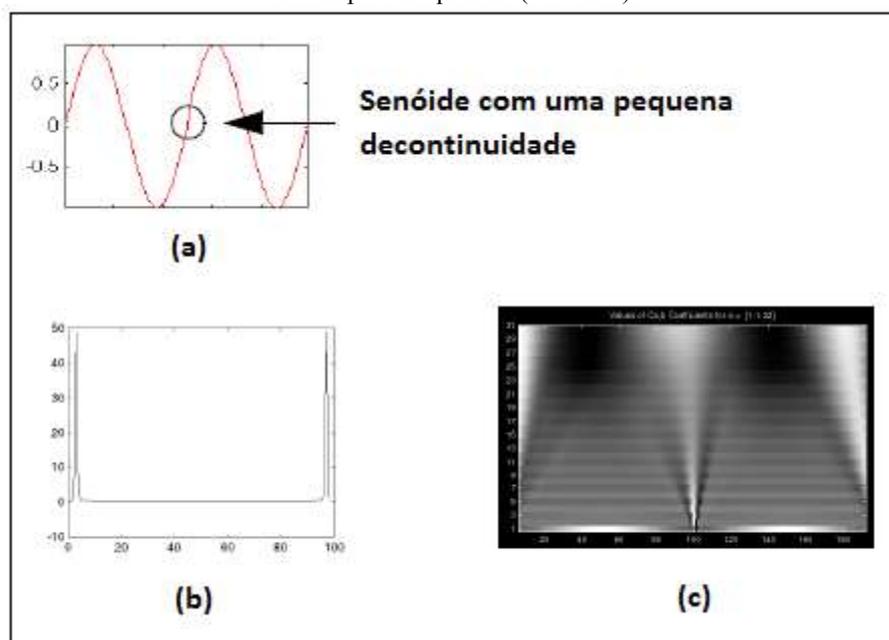


FONTE: Addison, 2002.

Além disso, estas definições de largura de janelas de tempo são feitas de forma implícita, ou seja, não existe a necessidade de se possuir conhecimento prévio do

sinal sendo analisado para definição de quando utilizar uma janela com dada característica. Na figura 3.4, é apresentado um exemplo para que seja possível comparar os resultados obtidos por uma análise baseada em frequência e uma análise baseada em informações de tempo/frequência. Neste exemplo o sinal é uma simples senoide com uma pequena descontinuidade. O importante nessa comparação é que, quando utilizamos apenas informação de frequência, não temos como identificar o momento de ocorrência da descontinuidade, bem como informações associadas a este evento. Em muitas situações, estas informações podem ser a justificativa para que o sinal esteja sendo analisado e, assim, a perda das mesmas pode ser indesejável.

FIGURA 3. 4: (a) Sinal senoidal com uma pequena descontinuidade. (b) Coeficientes obtidos por uma análise baseada em frequência (Fourier). (c) Coeficientes obtidos por uma análise utilizando informações de tempo e frequência (wavelets).



FONTE: Misiti et al., 1997.

A análise baseada em wavelets é capaz de revelar aspectos do sinal, como descontinuidades e/ou pontos com alta derivada, que não podem ser explicitados por outras formas de análise, como, por exemplo, transformadas de Fourier. Nas análises

utilizando conceitos de Fourier, o sinal é decomposto em componentes de frequências diversas e, para isso, são utilizadas como referência senoides que possuem duração infinita e são periódicas. No caso das análises baseadas em wavelets utilizam-se formas de onda com duração limitada, valor médio nulo e energia finita. Normalmente, estas formas de onda, denominadas por wavelets, são irregulares e assimétricas.

Matematicamente, o processo utilizado na transformada de Fourier é expresso pela equação:

$$\hat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (3.1)$$

Assim, a amplitude de cada senoide  $e^{j\omega t}$  é igual à sua correlação com a função  $f(t)$ . Portanto, pode-se determinar uma série de coeficientes de Fourier  $f(\omega)$  que, multiplicados por senoides de frequências  $\omega$  apropriadas, permitem expressar a função  $f(t)$  original como uma combinação de senoides de frequências e amplitudes específicas. Quando  $f(t)$  é definida apenas em um intervalo, por exemplo  $[0, 1]$ , a transformada de Fourier se traduz em uma decomposição em uma base ortonormal de Fourier  $\{e^{j2\pi mt}\}_{m \in \mathbb{Z}}$  de  $L^2[0, 1]$ . Se  $f(t)$  é uniformemente regular, então, os coeficientes da transformada de Fourier terão um rápido decaimento à medida que a frequência  $2\pi m$  é incrementada e, assim, tem-se uma representação possível de ser definida com poucos coeficientes (MALLAT, 2009). No entanto, se  $f(t)$  tiver descontinuidades e/ou singularidades (traduzidas por transientes locais), o número de coeficientes para representação destes eventos locais pode aumentar de forma considerável e, proporcionalmente, tem-se maior dificuldade de análise e representação do sinal no domínio da frequência.

As bases de função definidas com uso de wavelets também são expressas através de coeficientes. No entanto, neste caso são necessários poucos coeficientes para representação de transientes e singularidades. Novamente, conforme será apresentado no próximo tópico, faz-se uso de convolução, porém, no caso de wavelets, os sinais de avaliação possuem escala e localização temporal.

### 3.2 – Conceitos básicos

A transformada de wavelets é um método de transformação de uma função (ou sinal) do domínio do tempo para outro domínio (tempo/frequência) visando destacar algumas características e tornando a análise mais simples (ADDISON, 2002). Para conseguir realizar esta conversão, faz-se uso de uma forma de onda localizada  $\psi(t)$  (wavelet) que deve satisfazer a algumas condições.

A primeira condição é que a função  $\psi(t)$  deve pertencer ao espaço de sinais de energia finita. Se a operação estiver sendo realizada no tempo contínuo, tem-se:

$$L^2(\mathcal{R}) = \left\{ f : \mathcal{R} \rightarrow \mathfrak{R}; \int_{\mathcal{R}} |f(t)|^2 dt < \infty \right\} \quad (3.2)$$

Caso a operação esteja sendo realizada no tempo discreto, isso implica em:

$$l^2(\mathcal{R}) = \left\{ (x_i)_{i \in \mathcal{Z}}; \sum_{i=-\infty}^{+\infty} |x_i|^2 < \infty \right\} \quad (3.3)$$

A segunda condição é que a função satisfaça a condição de admissibilidade. Assumindo que  $\Psi(\omega)$  é a transformada de Fourier de  $\psi(t)$  e que  $C_g$  é a constante de admissibilidade de  $\psi(t)$ , devemos ter:

$$C_g = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\Psi(\omega)^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (3.4)$$

A equação 3.4 indica que a transformada de Fourier de  $\psi(t)$  deve anular-se para a frequência nula de modo que  $C_g$  seja finita e isso implica que as wavelets devem possuir um espectro de frequência similar a um filtro passa faixa. Uma transformada de Fourier nula para frequência nula também implica que os valores médios das funções wavelets sejam nulos no domínio do tempo. Estas duas últimas considerações serão importantes quando da definição de uma forma eficiente para cálculo das transformadas de wavelets. A condição de energia finita implica, pelo teorema de Parseval (OPPENHEIM, p. 61, 1999), a mesma energia do sinal em qualquer domínio (tempo ou frequência), conforme destacado por Mallat (2009). Por último, segundo Addison (2002), nos casos de

wavelets complexas, sua transformada de Fourier deve ser real e nula nos casos de frequências negativas. No domínio do tempo, estas condições correspondem à afirmação de que  $\psi(t)$  seja um sinal de energia finita, oscilatório, devendo ter um tempo de decaimento rápido e valor médio nulo.

O procedimento básico para cálculo da transformada consiste em produtos internos entre a função (ou sinal) e versões dilatadas e deslocadas no tempo da wavelet  $\psi(t)$ . Matematicamente, para uma função contínua  $f(t)$ , a transformada de wavelet pode ser obtida por:

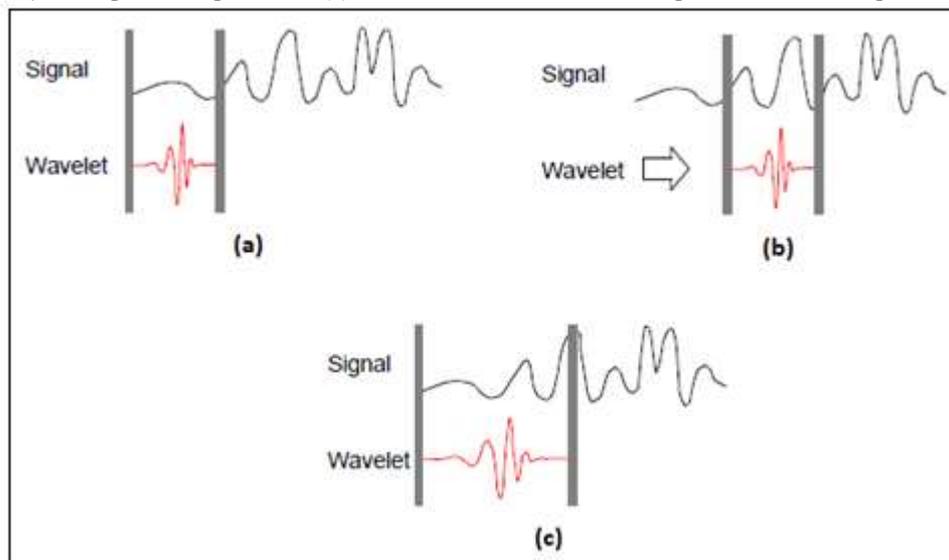
$$T(a, b) = w(a) \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (3.5)$$

Nesta equação,  $w(a)$  indica uma função de peso,  $a$  representa um parâmetro de dilatação (indicação de escala) e  $b$  um parâmetro de localização (translação no tempo). Estes dois parâmetros, no caso, são números reais. O asterisco indica o complexo conjugado no caso de análise no domínio complexo. Tipicamente, conforme Addison (2002),  $w(a)$  é definido como  $[1 / (a)^{1/2}]$  por razões de conservação de energia (manutenção da energia do sinal nos domínio do tempo e da transformada). A figura 3.5 mostra graficamente o procedimento expresso pela equação 3.5. Basicamente, define-se uma escala para a wavelet e faz-se a produto interno desta com a função (ou sinal). Esta definição de escala está intimamente relacionada com as componentes de frequência que se deseja avaliar (tamanho das janelas, conforme mencionado anteriormente). De forma usual, a função  $\psi(t)$  utilizada como wavelet é denominada wavelet mãe e suas formas alteradas em escala e transladadas no tempo (mediante variações nos parâmetros  $a$  e  $b$  da equação 3.5) são denominadas wavelets filhas. Assim, pode-se assumir que wavelet filha é uma função que depende de informações de tempo, escala e localização temporal, ou  $\psi_{a,b}(t) = f(t, a, b)$ .

Uma vez concluídos todos os produtos internos para uma escala, efetua-se a alteração de escala (alteração das referências de frequências de avaliação) e repete-se o procedimento. Na figura 3.6, exemplifica-se o resultado do procedimento de

transformada de wavelet. Nesta representação bidimensional, têm-se as várias amplitudes dos coeficientes calculados em função da escala e da localização temporal. Estas amplitudes estão associadas à paleta de cores destacada na figura e poderiam, numa representação tridimensional, ser a terceira dimensão. Os coeficientes da transformada de wavelets estão associados às variações de janelas de tempo e frequência que ocorrem em cada escala e possibilitam uma transcrição razoável e/ou recuperação eficiente de características do sinal nos dois domínios.

FIGURA 3. 5: Processo de uma transformada wavelet contínua. (a) Define-se uma escala para a wavelet e processa-se o produto interno entre o sinal e a wavelet na escala definida. (b) Move-se a wavelet para uma nova posição e repete-se o processo. (c) Altera-se a escala da wavelet para realizar novo produto interno.



Fonte Misiti et al., 2009.

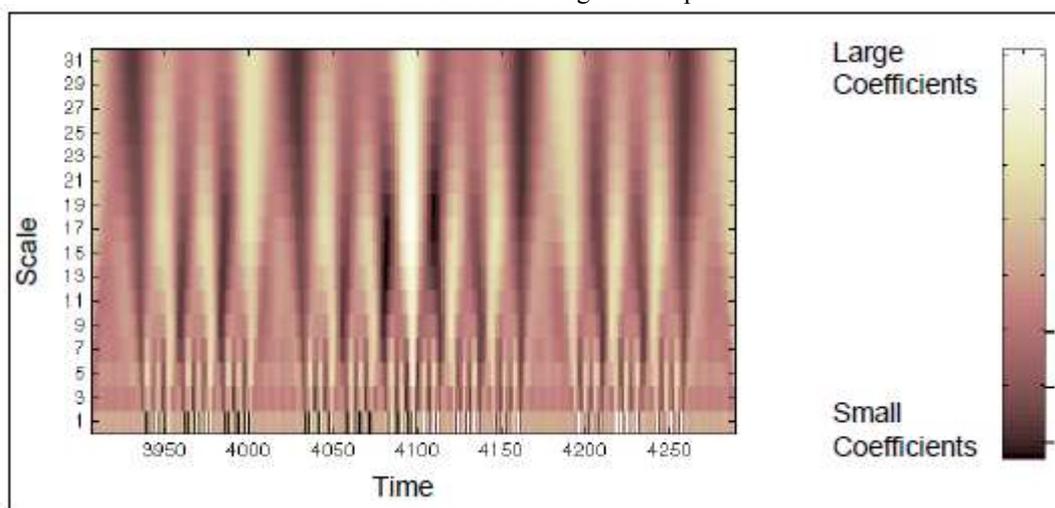
Da mesma forma que no caso da transformada de Fourier, existe, também, a definição de uma transformação inversa, ou seja, havendo acesso aos coeficientes obtidos por uma transformada de wavelets, pode-se obter a função (ou sinal) que originou estes coeficientes. A transformada inversa contínua de wavelets é dada por:

$$f(t) = \frac{1}{C_g} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{+\infty} T(a,b) \psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2} \quad (3.6)$$

em que  $C_g$ , denominada constante de admissibilidade, é definida para permitir que o sinal seja reconstruído com sua energia total (original). Assim, a constante de admissibilidade, além de garantir a existência da função wavelet  $\psi(t)$ , também, garante a existência da transformada inversa de wavelets no regime de tempo contínuo.

Por esta equação, calcula-se a função (ou sinal) original integrando a wavelet original (e não seu conjugado, mesmo no caso complexo) para todas as escalas e localizações temporais. Se, neste processo, limita-se a integração para apenas alguns valores de escala, elimina-se, na reconstrução do sinal, algumas componentes de frequência. Portanto, viabiliza-se um filtro básico. Da mesma forma, pode-se alterar os valores de coeficientes de forma a interferir na forma como as informações de escalas e tempos serão utilizados no processo de reconstrução (*thresholding process*).

FIGURA 3. 6: Representação bidimensional dos coeficientes obtidos pela transformada de wavelets para várias escalas ao longo do tempo.



FONTE: Misiti et al., 2009.

Pela simples análise das equações 3.4 e 3.5, percebe-se que os processos envolvidos no cálculo dos coeficientes (transformada direta) e na reconstrução do sinal (transformada inversa) são custosos computacionalmente, pois existe a dependência de integração (contínua) com limites infinitos. Deve ser ressaltado que, embora não haja

perda de informação, a transformada de wavelets no domínio contínuo é altamente redundante (POULARIKAS, 1996). Esta redundância está relacionada ao processo de construção das escalas e translações no tempo, mais especificamente com os parâmetros  $a$  e  $b$  nas equações 3.4 e 3.5, durante o processo de execução das transformadas direta e inversa (RIOUL; VETTERLI, 1991).

Em Addison (2002), Daubechies (1992) e Mallat (2009) demonstra-se que estas operações podem ser executadas utilizando-se apenas algumas informações do sinal, no caso da transformada direta, e alguns dos coeficientes no caso da transformada inversa, desde que observadas algumas condições. Desta forma, pode-se operar em um domínio discreto e, ao invés de integrações, pode-se utilizar somas discretas. A operação utilizando informações discretas pode ser viabilizada de duas formas, descritas resumidamente na sequência.

Na primeira, denominada transformada de wavelets discreta de tempo contínuo, os procedimentos consistem em utilizar valores discretos para escalas e translações no tempo (ou seja, definindo valores discretos para as variáveis  $a$  e  $b$  nas equações 3.4 e 3.5). Então, utilizam-se aproximações discretas de valores contínuos e deve ser estabelecida uma resolução para gerenciar o nível de aproximação para os valores reais. Portanto, está implícita a admissão de um erro inerente aos processos de cálculo das transformadas direta e inversa.

Numa segunda forma, temos a chamada DWT (*Discrete Wavelet Transform*), transformada de wavelets discreta de tempo discreto, em que tanto a variação dos parâmetros de wavelets quanto a integração são realizados de forma discreta. Pode-se reconstruir com perfeição o sinal original e tem-se a possibilidade de operação com funções (ou sinais) discretos. Como essa foi a implementação de referência utilizada neste trabalho, no próximo tópico ela será explicada de forma um pouco mais detalhada, procurando destacar pontos considerados relevantes.

Anteriormente, foram definidos requisitos para que uma dada função possa ser utilizada como wavelet e isso indica que qualquer função que atenda a estes requisitos possa ser, em tese, efetivamente utilizada na implementação de uma transformada de wavelets. Na verdade, a escolha da função (wavelet) está muito relacionada com os objetivos da análise sendo realizada (características a serem destacadas no sinal sendo processado) e com restrições na operacionalização das transformadas (demandas de recursos computacionais). Mais adiante, quando da apresentação de resultados obtidos nos processos de *denoising* de sinais de descargas parciais, serão apresentados exemplos e discussão que deixarão bem claras as implicações de escolha de uma dada função com relação aos resultados obtidos nos processos de transformadas (direta e inversa).

### **3.3 – Transformada de wavelets discreta de tempo discreto**

No tópico anterior, mencionou-se que a operação em domínio discreto permite diminuir a quantidade de informações redundantes quando dos cálculos dos coeficientes da transformada de wavelets (contínua). Esta redundância se, por um lado, pode permitir um sistema mais robusto e menos sensível a ruídos, por outro, aumenta muito a demanda de recursos para que as operações sejam efetivadas. No caso do presente trabalho, os dados disponíveis são discretos (resultantes de amostragem de sinais). Além disso, existem duas demandas importantes: primeiro, a necessidade de minimizar recursos para processamento do sinal (identificação de pulsos e operação de *denoising*); segundo, tem-se de garantir que o sinal, após o processamento, não perca suas características (pois isso pode inviabilizar interpretações necessárias a partir do mesmo). A opção pelo uso da transformada de wavelets discreta de tempo discreto (DWT) justifica-se por esses fatores e por sua capacidade de identificação de singularidades do sinal e de viabilização de informações nos domínios de tempo e frequência.

Segundo Daubechies (1992), assumindo um sinal discreto no tempo,  $f(k)$ , em que  $k \in Z$ , cada uma das wavelets filhas pode ser expressa como:

$$\psi_{m,n} = a_0^{-m/2} \Psi(a_0^{-m} \cdot k - n \cdot b_0) \quad (3.7)$$

Nesta equação,  $a_0$  e  $b_0$  são valores de referência fixos para escala e translação no tempo discreto e  $m$  e  $n$  irão definir escala e translação para uma dada wavelet filha. Assim,  $k, m, n, a_0, b_0 \in Z, a_0 > 1$  e  $b_0 \neq 0$ . Com isso, cada um dos coeficientes wavelet discretos,  $T(m, n)$ , pode ser calculado por:

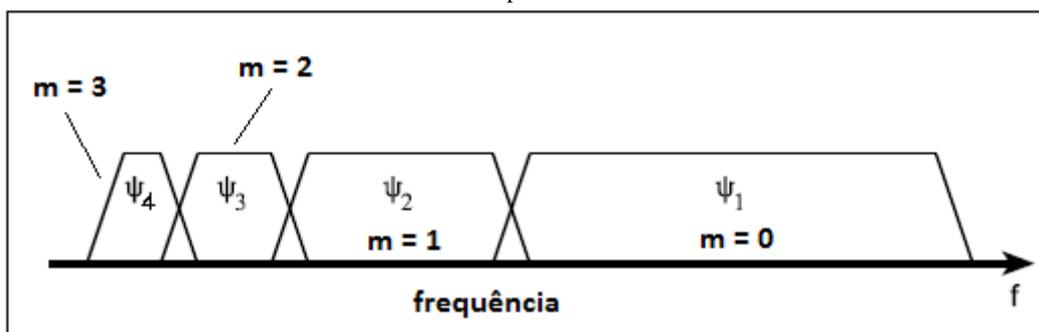
$$T(m, n) = a_0^{-m/2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} f(k) \cdot \psi(a_0^{-m} \cdot k - n \cdot b_0) \quad (3.8)$$

Com uma escolha adequada da função wavelet, bem como dos parâmetros associados à escala e translação no tempo, pode-se definir uma base ortonormal com as wavelets filhas,  $\psi_{m,n}$ , evitando redundâncias. Assim, pode ser obtida uma reconstrução perfeita do sinal com a utilização da equação:

$$f(k) = \sum_{m=0}^{\infty} \sum_{n=0}^{\infty} T(m, n) \cdot \psi_{m,n}(k) \quad (3.9)$$

Um caso especial, no qual temos uma estrutura de construção mais simples, ocorre quando definimos  $a_0 = 2$  e  $b_0 = 1$  e, neste caso, a transformada de wavelets discreta é referida como transformada de wavelets diádica ortonormal, segundo Addison (2002) e Daubechies (1992). A consequência prática da adoção destes valores para os parâmetros é que a quantidade de coeficientes necessários à representação do sinal numa dada escala sempre será a metade em relação à escala anterior (equivalente à redução pela metade da frequência de amostragem). Então, no domínio da frequência, tem-se comportamento de um filtro passa-faixa como tradução da aplicação das wavelets (MALLAT, 1989). À medida que é aumentado o fator de escala ( $m$ , no caso) são obtidos uma largura de faixa menor e um espectro formado por frequências mais baixas, sempre variando num fator de dois de uma escala para sua subsequente. Este comportamento é ilustrado na figura 3.7.

FIGURA 3. 7: Espectro de frequências associadas a wavelets filhas e suas respectivas escalas de frequência.



FONTE: Fugal, 2009.

Existe um modelo matemático, denominado análise multiresolução, utilizado para tornar formal a representação de uma função em escalas. Por este modelo, pode-se decompor um sinal em escalas e em cada uma destas obtém-se uma aproximação do sinal original. Considerando  $j$  uma dada escala, no caso particular de  $L^2(\mathbb{R})$ , essa representação em escalas pode ser obtida com a utilização de uma frequência de amostragem dada por  $2^j$  e o conjunto de todas essas aproximações constitui um subespaço de  $L^2(\mathbb{R})$ . Assim, uma aproximação do sinal original, pertencente a cada subespaço, pode ser obtida através do uso de um filtro passa-baixa (MALLAT, 2009). Mallat (1989) demonstrou que a diferença que pode ser observada entre aproximações de duas escalas subsequentes,  $2^j$  e  $2^{j-1}$ , pode ser obtida através da decomposição do sinal associado a esta diferença em uma base de wavelets ortonormal do  $L^2(\mathbb{R})$ . Isto equivale a dizer que qualquer sinal contínuo ( $L^2(\mathbb{R})$ ) ou discreto ( $l^2$ ) pode ser decomposto com um uso de um filtro passa-baixa (filtro de escala) e de outro passa-faixa (filtro wavelet) (MALLAT, 1989). Deve ser destacado: a transformada de wavelets discreta (DWT) utiliza apenas escalas que são potências de dois e isto significa que, a cada passo do procedimento de cálculo, promove-se uma dilatação no tempo seguindo potência de dois. Na sequência, far-se-á uso da terminologia de nível ou nível de decomposição para referência a um passo ou etapa no procedimento de cálculo (um nível estará associado

ao logaritmo na base dois da escala:  $nível = \log_2(escala)$ ). Então, com a informação de nível, é possível inferir qual a escala associada ao mesmo.

Em uma análise das equações 3.8 e 3.9, verifica-se que ainda existem somatórios com limites infinitos e isso torna o cálculo das transformadas de wavelets (direta e inversa) complicado e/ou custoso. No domínio do tempo, na prática, as translações são limitadas pela duração do sinal sob investigação. Quando da definição das condições necessárias para que uma dada função possa ser utilizada como wavelet, mencionou-se que a mesma deve possuir transformada de Fourier nula para frequências nulas e que isso equivaleria a associar à função um comportamento equivalente a um filtro passa faixa. Pelos conceitos envolvidos na transformada de Fourier, sabe-se que uma compressão no tempo é equivalente a dilatar o espectro de frequência, elevando os valores de frequência nesta faixa. Assumindo  $\alpha$  um número real qualquer, esta afirmação, matematicamente, pode ser traduzida pela equação:

$$\mathfrak{F}\{f(\alpha t)\} = \frac{1}{|\alpha|} F\left(\frac{\omega}{\alpha}\right) \quad (3.10)$$

Com uma escolha adequada da wavelet mãe e controlando o processo de dilatação da mesma no tempo (gerando uma wavelet filha a cada dilatação) pode-se efetuar a cobertura no domínio do tempo (através das translações), ao mesmo tempo em que cobre-se as faixas de interesse no domínio da frequência, pois, a cada dilatação é definida uma faixa de frequência a ser destacada. Com uma escolha adequada das wavelets filhas, conforme destacado na figura 3.7, garante-se uma cobertura adequada no domínio da frequência.

Quando da apresentação da equação 3.5, iniciou-se o processo com janelas (faixas) estreitas no domínio do tempo (equivalente à utilização de uma wavelet filha pouco dilatada). No domínio da frequência, isso equivale a uma faixa larga em altas frequências (na prática, limitada pela frequência de Nyquist). À medida que sejam utilizadas janelas mais largas no tempo (uso de wavelet filha mais dilatada), passa-se a cobrir faixas mais estreitas no domínio da frequência, porém, em um espectro de mais

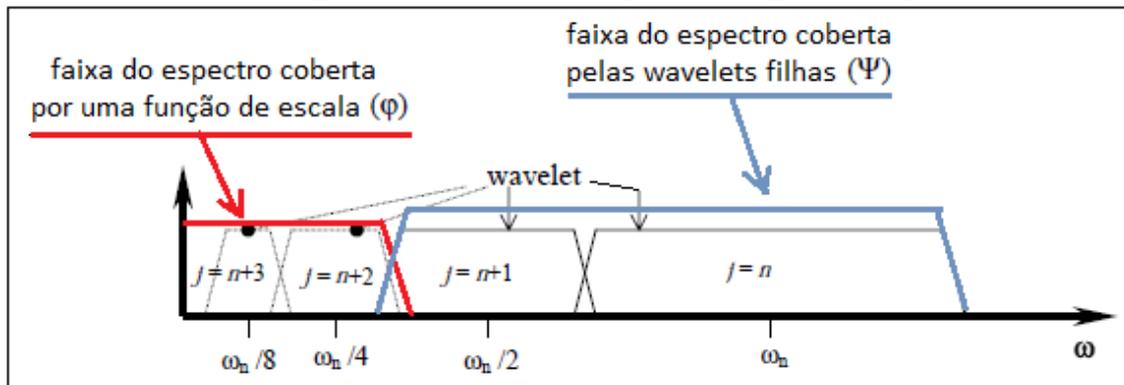
baixas frequências. Assim, em tese, deve-se utilizar uma infinita série de dilatações no tempo para que seja coberto todo o espectro de frequências até a frequência nula. Na prática, da mesma forma que o sinal pode ser delimitado no tempo, pode-se definir um valor de frequência que, para valores inferiores a esta, não mais comprometa a análise do sinal. Isto equivale a dizer, sob a ótica da multiresolução, que é possível a definição de um limite de escalas  $e$ , com estas, obter uma quantidade de aproximações para o sinal suficiente para uma representação adequada do mesmo. Matematicamente, pode-se definir uma base suficiente para definir o subespaço do problema. Mallat (1989) propôs a utilização de uma base composta por um conjunto de wavelets filhas e por uma função de escala  $\varphi$ , que deve possuir o comportamento de um filtro passa baixa, conforme ilustrado na figura 3.8. Esta função de escala, assim, estaria substituindo um número infinito de wavelets filhas (associadas às escalas  $n+2, n+3, \dots$  na figura 3.8), ou seja, pode-se associar à função de escala uma transformada de wavelets com escalas definidas por estas wavelets filhas. A combinação de uma função de escala e um conjunto de wavelets filhas (associadas a um dado número de escalas) assume o comportamento de um banco de filtros.

Na figura 3.9, (a), apresenta-se uma ilustração com a configuração deste banco de filtros e, na figura 3.9, (b), como é definida a cobertura do espectro do sinal original a cada escala (a cada dilatação no tempo).

Do exposto, conclui-se que a implementação de uma transformada de wavelets pode ser realizada por um banco de filtros. Na prática, existem algumas facilidades extras. No caso discreto, opera-se segundo uma dada taxa de amostragem e a frequência necessária é definida pelo teorema de Nyquist. Utilizando-se uma base de representação diádica (base ortonormal e nenhuma redundância), é possível saber como variam os valores de frequências e o tamanho da faixa a cada escala (sempre fator de dois). Torna-se, assim, possível a substituição do filtro passa faixa associado à wavelet filha, em cada escala, por um filtro passa alta e, com isso, viabiliza-se uma maior simplificação na estrutura. A implementação prática segue o algoritmo piramidal

(MALLAT, 1989) e são demandados o sinal (vetor) de entrada,  $x(k)$ , a definição da wavelet mãe ( $\psi(k)$ ) e a função de escala ( $\varphi(k)$ ). Os dois últimos, conforme mencionado, são filtros na implementação. Cada um dos coeficientes da transformada de wavelets discreta é calculado por uma decomposição recursiva do sinal de entrada e estes são agrupados em conjuntos de aproximações (saídas dos filtros passa baixa) e detalhes (saídas dos filtros passa alta).

FIGURA 3. 8: Divisão do espectro de frequências em partes associadas a wavelets filhas e uma parte, de baixa frequência, associada à uma função de escala (base diádica).



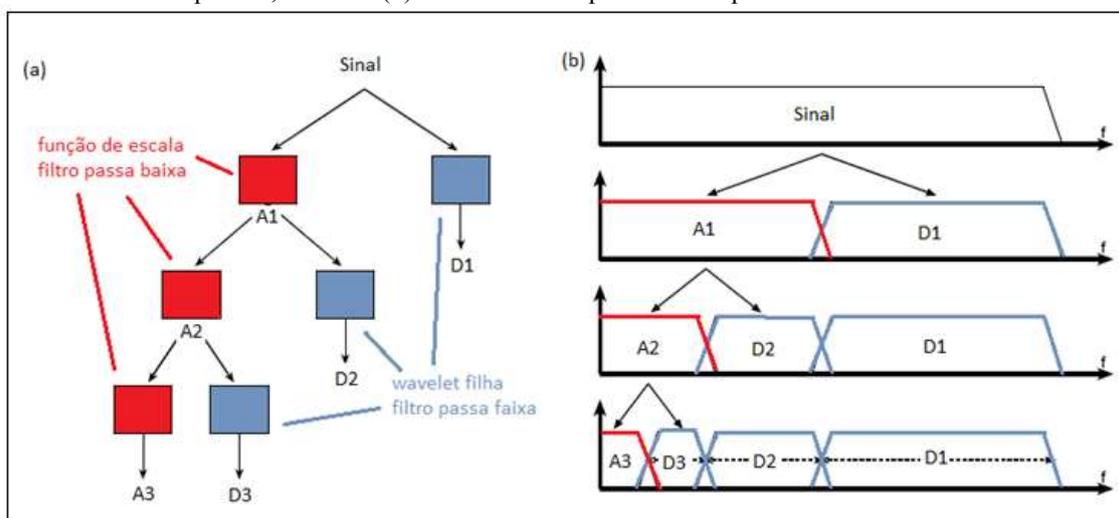
FONTE: Fugal, 2009. Adaptado pelo autor.

Para a  $j$ -ésima escala, o algoritmo calcula a transformada a partir dos coeficientes  $a_{j-1, k}$  do nível  $j-1$  da seguinte forma, assumindo  $n$  como o número de coeficientes do filtro utilizado:

$$a_{j,k} = \sum_n \varphi(n - 2k) a_{j-1,n} \quad (3.11)$$

$$d_{j,k} = \sum_n \psi(n - 2k) a_{j-1,n} \quad (3.12)$$

FIGURA 3. 9: Utilização de um banco de filtros (a) para obtenção de uma cobertura, no domínio da frequência, do sinal. (b) Cobertura do espectro de frequência em cada escala.



FONTE: Fugal, 2009. Adaptado pelo autor.

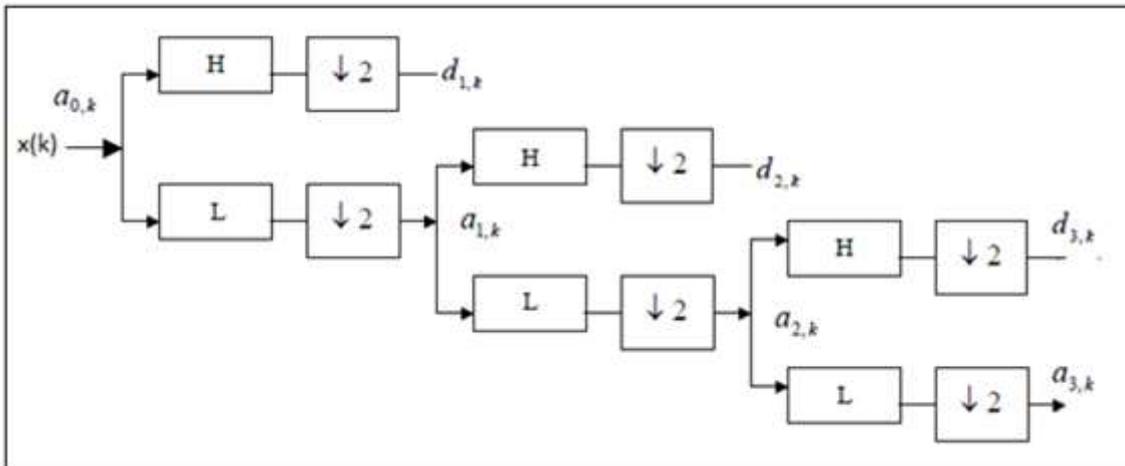
A implementação proposta por Mallat (1989) e que envolve somas de convolução, pode ser interpretada como processos de filtragem seguidos por decimações (ou *downsampling* - um a cada dois coeficientes são descartados). O número de coeficientes de aproximações ( $a_{j,k}$ ) e detalhes ( $d_{j,k}$ ) no nível  $j$  será metade do número de aproximações do nível  $j-1$  ( $a_{j-1, k}$ ), preservando-se, assim, a quantidade de dados inicial e, portanto, a frequência de Nyquist. Na figura 3.10 apresenta-se uma representação do banco de filtros. Nesta figura,  $H$  identifica os filtros passa alta,  $L$  identifica os filtros passa baixa, os círculos com números dois ao lado setas para baixo indicam as operações de decimação.

Para reconstrução do sinal a partir dos coeficientes, utiliza-se um processo similar. Este processo é ilustrado na figura 3.11. A diferença é que, neste caso, as operações de decimação são substituídas por expansões (inserção de zeros entre as amostras dos coeficientes). O cálculo do  $n$ -ésimo coeficiente do nível  $j$  será obtido pelas somas de convolução entre os coeficientes dos filtros utilizados e informações de  $k$  aproximações e  $k$  detalhes do nível  $j + 1$ , da forma especificada por:

$$a_{j,n} = \sum_k \psi(n-2k).d_{j+1,k} + \sum_k \varphi(n-2k).d_{j+1,k} \quad (3.13)$$

Portanto, o processo de reconstrução se inicia no nível mais alto (equivalente à maior escala de tempo) e recursivamente segue até serem obtidos os valores de todos os coeficientes originais.

FIGURA 3. 10: Exemplo de banco de filtros para decomposição do sinal (três níveis de decomposição).

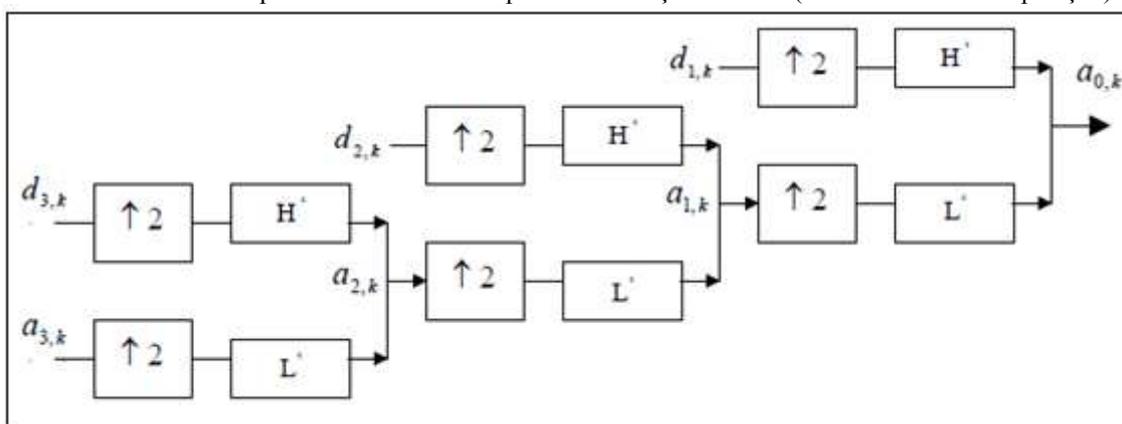


FONTE: Mallat, 1989.

A definição dos coeficientes destes filtros é tratada de forma detalhada em Daubechies (1992) e, em Fugal (2009) e Jensen, Cour-Harbo (2001), apresenta-se uma abordagem mais acessível utilizando conceitos de filtros. Cada uma destas propostas viabiliza um melhor destaque de alguma característica do sinal sendo avaliado e de qual o nível de superposição espectral quando escalas diferentes são comparadas, conforme ilustrado na figura 3.8. De forma resumida, quando um filtro (wavelet) é excelente para detecção de eventos de curta duração, ele é inadequado para definição perfeita de características de frequência do sinal. Na figura 3.12, apresenta-se um exemplo em que são fornecidas as respostas em frequência de dois filtros (wavelets) típicos encontrados na literatura, o Daubechies 2 (Db2, filtro de dois coeficientes) e Daubechies 4 (Db4, filtro com quatro coeficientes). A figura permite realizar uma comparação da largura

das bandas de transição dos mesmos. Esta resposta em frequência dos filtros (wavelets) terá forte impacto na capacidade de separação dos sinais provenientes de descargas parciais e ruídos. Filtros com mais coeficientes, apesar de viabilizarem maior detalhamento do sinal no domínio da frequência, torna o trabalho de reconstrução mais complicado (e com maior demanda de recursos).

FIGURA 3. 11: Exemplo de banco de filtros para reconstrução do sinal (três níveis de decomposição).

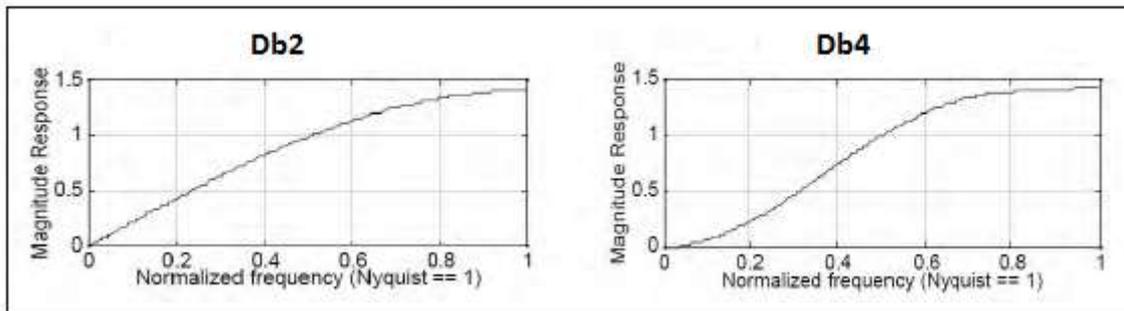


FONTE: Mallat, 1989.

Já foi mencionado que as wavelets filhas formam uma base que pode ser utilizada para criar uma representação do sinal original. A ortonormalidade garante uma base linearmente independente e, portanto, nenhuma redundância e o menor número de vetores (elementos) possível para correta representação da informação original. Estas características são importantes no presente trabalho, pois há uma grande necessidade de minimizar recursos computacionais uma vez que, na plataforma a ser utilizada, estes são escassos. Em Addison (2002) discute-se a possibilidade de utilização de wavelets reais ou complexas. No caso de uso destas últimas, tem-se a possibilidade de destaque de informações de fase e amplitude no domínio da frequência, ou seja, pode-se viabilizar melhor discriminação de características do sinal no domínio da frequência. No capítulo anterior, foi destacado que, em muitos casos, informações de amplitude de componentes

de frequência podem não ser determinantes para uma distinção dos sinais associados a descargas parciais e a ruído. Neste trabalho, foram utilizadas apenas wavelets reais.

FIGURA 3. 12: Resposta em frequência de dois filtros básicos.



FONTE: Fugal, 2009.

### 3.4 – Cone de influência

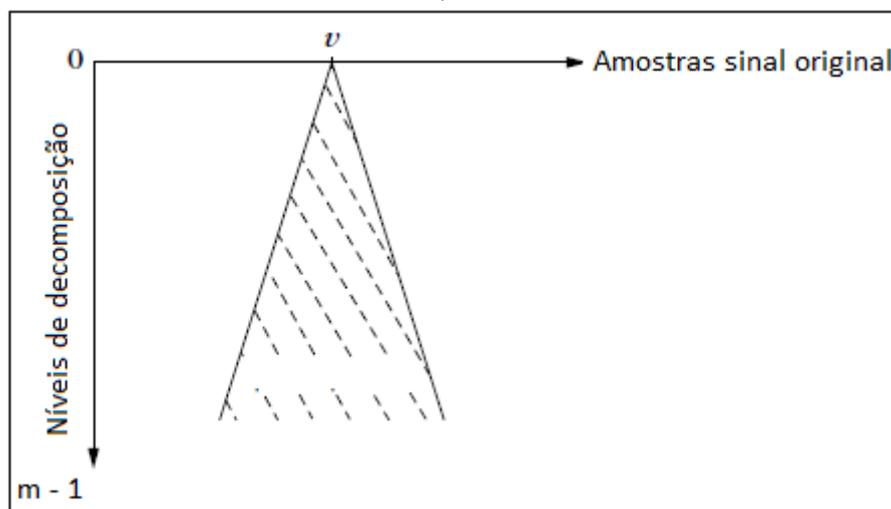
Considerando um sinal finito com  $N$  amostras e filtros (passa baixa e passa alta) com  $k$  coeficientes, os  $n$ -ésimos coeficientes de aproximação ( $a_{m,n}$ ) e de detalhe ( $d_{m,n}$ ) do  $m$ -ésimo nível de decomposição podem ser obtidos por (ADDISON, 2002):

$$a_{m,n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{i=1}^k c_i a_{m-1,2n+i} \quad (3.14)$$

$$d_{m,n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{i=1}^k b_i a_{m-1,2n+i} \quad (3.15)$$

Nestas equações,  $c_i$  e  $b_i$  são os  $i$ -ésimos coeficientes dos filtros passa baixas e passa altas utilizados, respectivamente. Considerando que  $m-1 = 0$  faz referência ao sinal original, ou seja,  $a_{0,j}$  ( $a_{1-1,j}$ ) é a  $j$ -ésima amostra do sinal original, cada coeficiente de aproximação (ou cada amostra do sinal original, se  $m = 1$ ) é utilizado no cálculo de  $k$  aproximações e  $k$  detalhes do próximo nível de decomposição. Na figura 3.13, procura-se ilustrar o fato de que, tomando-se uma dada amostra do sinal original, indicada por  $v$ , a cada nível de decomposição tem-se um número crescente de coeficientes que dependem do mesmo. Assim, tem-se o chamado cone de influência (MALLAT, 2009).

FIGURA 3. 13: Ilustração do cone de influência.



FONTE: Mallat, 2009. Adaptado pelo autor.

Algo parecido ocorrerá quando são analisados os procedimentos envolvidos para cálculo da transformada de wavelets de tempo discreto inversa (IDWT). Se for tomado um coeficiente (aproximação ou detalhe) do  $m$ -ésimo nível de decomposição cujo índice seja  $I_m$ , este terá influência na definição de todos os coeficientes de aproximação da camada  $m - 1$  cujos índices  $I_{m-1}$  estiverem na faixa definida por:

$$(2I_m - 1) \leq I_{m-1} \leq (2I_m - 1 + k) \quad (3.16)$$

em que  $k$  é o número de coeficientes do filtro utilizado (associado à família de wavelets utilizada).

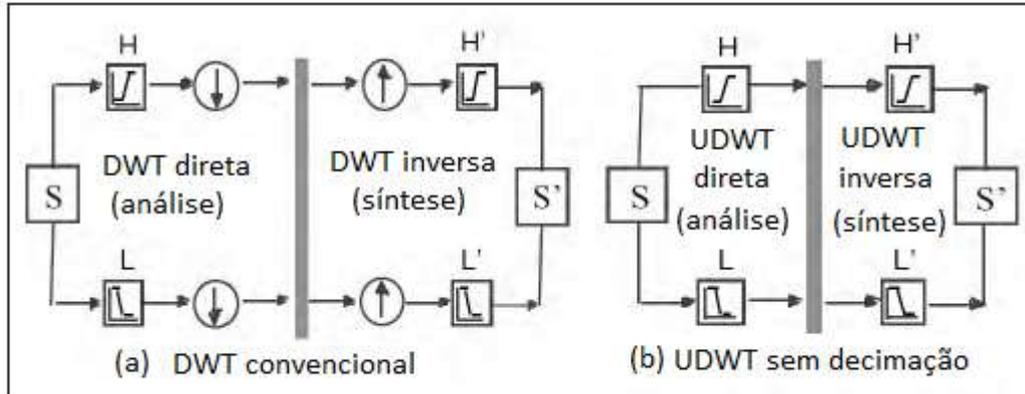
Esta relação de dependência entre coeficientes (detalhes e aproximações) de camadas de decomposição diferentes permite que, alterando de forma controlada alguns destes coeficientes, seja possível destacar ou anular características do sinal sob análise, quando da reconstrução (propagação das alterações).

### 3.5 – Considerações adicionais

No tópico anterior, foi abordada a implementação proposta por Mallat (1989) para a transformada de wavelets discreta. O esquema do banco de filtros utilizado, para um nível de decomposição, é apresentado na figura 3.14, (a). Nesta figura, esta implementação DWT é chamada de “forma convencional”, as operações relativas à transformada direta são chamadas de análise e as associadas ao cálculo da transformada inversa são chamadas de síntese. Pela forma de implementação (devido às operações de *downsampling* e *upsampling*), esta DWT apresenta um problema que pode ser crítico para algumas aplicações: ela é variante à translação. Isto quer dizer que, se o sinal a ser analisado sofrer uma translação (mudança de fase), os valores calculados para os coeficientes nos diversos níveis de decomposição irão se alterar. Também devido à forma de implementação, existe a possibilidade de ocorrências de distorções nas bordas dos sinais reconstruídos. A transformada de wavelets pode ser extremamente sensível a singularidades, dependendo da configuração dos filtros utilizados. Em um sinal finito podem ocorrer trechos de alta derivada, tanto no início quanto no fim do vetor de dados. Estas particularidades afetarão muito o espectro de frequências e a reconstrução do sinal. Na prática, estes efeitos podem não ser um problema se, durante as operações de processamento do sinal, puderem ser detectados e compensados de forma adequada.

Existem metodologias alternativas para operacionalização da transformada de wavelets de forma a contornar estas distorções ou evitar que haja perda de alguma singularidade do sinal. Na figura 3.14, (b), apresenta-se uma configuração básica para uma implementação, com um nível de decomposição, da transformada de wavelets discreta sem decimação, UDWT (*Undecimated Discrete Wavelet Transform*). A diferença básica é a retirada das operações de *downsampling* e *upsampling*. A ausência destas operações significa o aumento no número de coeficientes durante a transformada direta. Matematicamente, isso significa que a base não é ortogonal, e, conseqüentemente, há redundâncias de informações que possibilitam uma transformada invariante à translação.

FIGURA 3. 14: Forma de implementação, utilizando bancos de filtros, para (a) DWT e para (b) UDWT.



FONTE: Fugal, 2009. Adaptado pelo autor.

Em Coifman, Donoho (1995) faz-se uma proposta de implementação que permite, também, uma transformada de wavelets invariante à translação utilizando os mesmos procedimentos da DWT convencional, porém, as decimações são eliminadas com a inserção de rotações em cada nível de decomposição e a realização de médias aritméticas. Devido à forma de cálculo dos coeficientes da DWT convencional e aos efeitos da translação do sinal nestes cálculos, não existe a necessidade de cálculo de todos os coeficientes a cada rotação e, assim, reduz-se consideravelmente a complexidade e quantidade de cálculos envolvidos no cálculo literal da UDWT apresentado na figura 3.14, (b).

Tanto a UDWT quanto a proposta descrita em Coifman, Donoho (1995) foram testadas em software durante o desenvolvimento do presente trabalho. Embora tenham apresentado resultados muito consistentes na reconstrução, não foram utilizadas na implementação em FPGA. Estas implementações, dado um aumento na complexidade com relação à DWT, se mostraram mais difíceis para implementação em hardware. Esta maior dificuldade está associada a uma maior demanda por recursos, a um aumento de complexidade para que determinadas operações sejam realizadas e a uma maior dificuldade na sincronização dos diversos processos necessários. Essa maior demanda por recursos está diretamente relacionada ao maior número de coeficientes

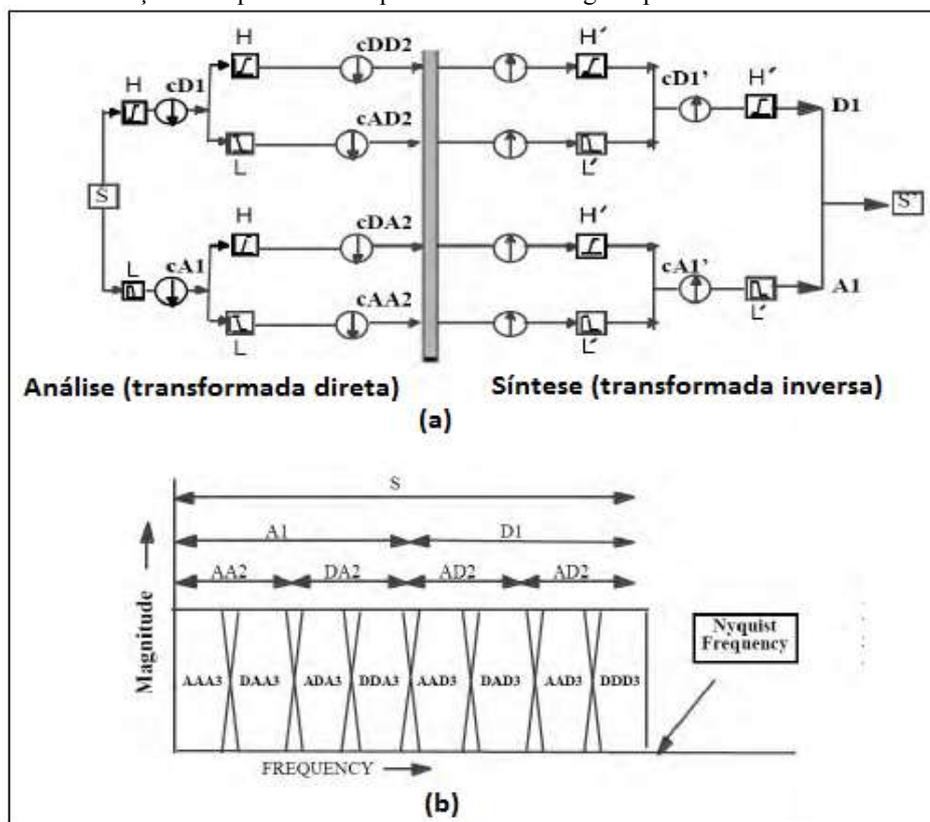
necessários (redundância de informações) e aos procedimentos extras para operacionalização dos processos. A utilização da DWT (MALLAT, 2009) permitiu uma implementação extremamente simples, com menor quantidade de coeficientes armazenados em memória e com uma grande facilidade na sincronização dos processos. Como consequência, minimizou-se a demanda por memória. Além disso, a operação on-line e sequencial dos procedimentos evitou que ações explícitas para tratamento de bordas tivesse de ser implementado.

Nas implementações apresentadas até o presente momento para transformadas de wavelets, sempre foi efetuada a decomposição do sinal em detalhes e aproximações, porém, as informações de detalhes somente são utilizadas quando da reconstrução do sinal. Conforme mencionado, as aproximações sempre estão associadas às frequências mais baixas em cada nível de decomposição. Em alguns problemas, os detalhes (associadas às frequências mais altas em cada nível de decomposição) podem carregar informações relevantes para interpretação do sinal e/ou operações de eliminação de ruídos (*denoising*). Em Addison (2002), Fugal (2009) e Mallat (2009) apresenta-se uma variação da DWT convencional, denominada transformada de wavelets de pacotes, WPT (*Wavelet Packet Transform*), em que, a cada nível de decomposição, tanto aproximações quanto detalhes são decompostos, conforme ilustrado na figura 3.15, (a). Com isso, conforme ilustrado em 3.15, (b), utiliza-se um maior número de faixas de frequências e, portanto, tem-se a possibilidade de melhor representação do espectro de frequências (através dos coeficientes de aproximações e detalhes). Essa melhor representação está associada a uma melhor discriminação das componentes (e coeficientes) de altas frequências. Matematicamente, isso significa que são utilizadas bases de maior número de componentes (vetores) para representação do subespaço do problema. Associado a essa melhor representação do subespaço, demanda-se uma maior quantidade de cálculos (maior carga computacional).

Em todas as bases de testes utilizadas, a composição espectral para altas frequências das amostras provenientes de descargas parciais e ruídos era muito parecida.

Informações de amplitudes, normalmente, não se mostraram eficazes no processo de classificação (em nenhuma das bases de dados foi possível a determinação de um limiar, a partir do qual, se pudesse ter perfeita reconstrução dos sinais de descargas parciais). Apenas com relação a ruídos AM, foram encontradas assinaturas típicas de ruídos em frequências intermediárias que não se fazem presentes nos sinais associados a descargas parciais e, assim, nestas frequências intermediárias haveria algum ganho na classificação dos sinais. Como foi procurado um procedimento que pudesse ser generalizado para todas as condições representadas pelas amostras utilizadas e sempre a diminuição de carga computacional foi assumida como requisito fundamental, optou-se por não utilizar a WPT na versão de implementação final.

FIGURA 3. 15: (a) Representação básica da configuração de um banco de filtros, para implementação de uma WPT, um nível de decomposição. (b) Representação, para três níveis de decomposição, da distribuição do espectro de frequência do sinal original para as diversas escalas.



FONTE: Fugal, 2009.

## **Capítulo 4**

# **Ruídos associados a sinais de descargas parciais**

### **4.1 – Introdução**

Nos capítulos anteriores, procurou-se caracterizar os sinais provenientes de ocorrências de descargas parciais, destacando suas características e, principalmente, explicitando a distribuição temporal das componentes de seu espectro de frequência durante a ocorrência de um evento. Também, efetuou-se uma introdução básica sobre transformada de wavelets, que se mostra uma ferramenta efetiva para explicitar as características de sinais associados a descargas parciais. Esta eficiência das transformadas de wavelets possui forte fundamentação teórica e é confirmada, na prática, em vários trabalhos publicados em áreas diversas, sendo que, alguns destes, serão destacados mais adiante neste capítulo.

Na sequência, procura-se efetivar uma caracterização básica dos ruídos normalmente encontrados quando da realização de monitoramentos destinados à identificação de ocorrências de descarga parciais.

### **4.2 – Caracterização de ruídos**

Conforme descrito no capítulo 2, sinais provenientes de ocorrências de descargas parciais se caracterizam por uma frente de onda impulsiva seguida por uma

parcela representada por uma curva com decaimento exponencial. Assim, apesar de possuir um espectro de frequência amplo, a distribuição temporal das componentes de alta frequência é bem específica.

Os procedimentos de detecção de sinais associados a descargas parciais, normalmente estão associados a três tipos de ruídos. Estes possuem origens associadas ao ambiente (do equipamento sendo monitorado), à operação do equipamento e ao próprio sistema de medição. Ruídos de fundo e térmicos podem ser modelados como distribuições Gaussianas com médias zero e diferentes desvios padrões (MOTA, 2011). Ruídos harmônicos e senoidais podem ser modelados através de sinais modulados em amplitude (AM), definidos por:

$$n_{AM}(t) = \sum_{c=1}^n \left\{ A_c \left[ 1 + \sum_{m=1}^k \mu_m \text{sen}(\omega_m t) \right] \cos(\omega_c t) \right\} \quad (4.1)$$

Nesta equação,  $A_c$  e  $\omega_c$  são, respectivamente, amplitude e frequência das portadoras,  $\mu_m$  é o índice de modulação e  $\omega_m$  é a frequência da  $m$ -ésima onda modulada.

Ruídos transitórios podem ser modelados como ruídos Gaussianos multiplicados por janelas exponenciais, Gaussianas e retangulares com amplitudes, espaçamento e larguras variáveis, definidas por:

$$W_{Exp}(t) = A(e^{-\alpha t} - e^{-\beta t}) \quad (4.2)$$

$$W_{Gauss}(t) = \frac{1}{\alpha \sqrt{2\pi}} e^{-t^2 / 2\sigma^2} \quad (4.3)$$

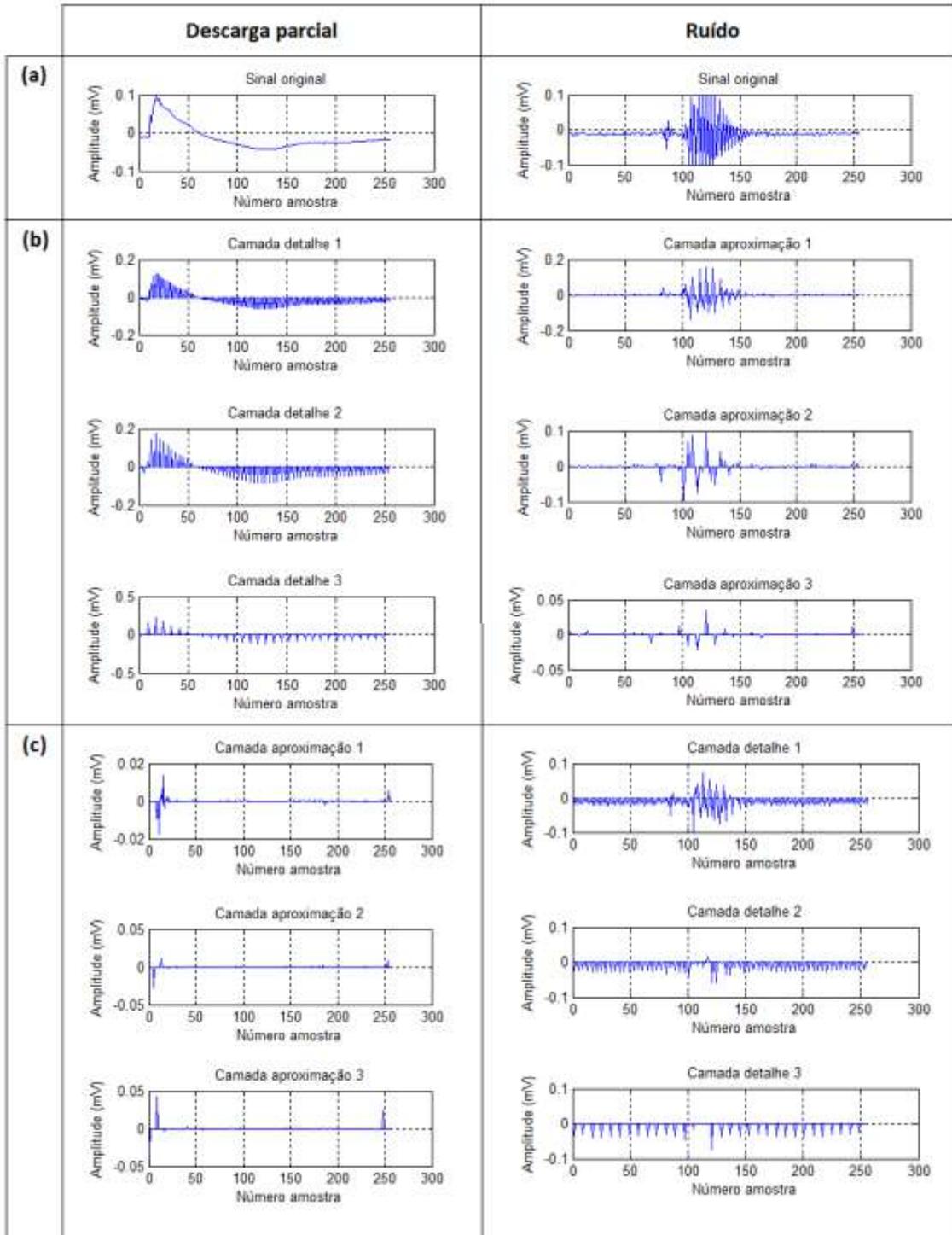
$$W_{Rect}(t) = \begin{cases} 1, & t_0 \leq t \leq t_1 \\ 0, & \text{nos demais casos} \end{cases} \quad (4.4)$$

Nestas equações,  $A$  representa a amplitude do pulso,  $\alpha$ ,  $\beta$  são fatores de amortecimento,  $\sigma$  é o desvio padrão para definição da Gaussiana e  $t_0$  e  $t_1$  são os instantes de tempo (pontos de descontinuidade) que definem a janela retangular (MOTA, 2011).

A análise das equações 4.1- 4.4 permite perceber que modelos associados a ruídos típicos possuem uma distribuição temporal, para as frequências de seu espectro, bem diferente do observado para um sinal associado à descarga parcial. A utilização da transformada de wavelets permite explicitar essas características dos sinais (nos domínios do tempo e/ou frequência). Pode-se, então, utilizar essas informações de forma a promover uma correta identificação e separação do sinal foco em meio a ruídos.

A título de exemplo, são apresentados os resultados obtidos pela utilização de uma transformada de wavelets discreta, com três camadas de decomposição, sobre um sinal associado com descarga parcial (figura 4.1) e um sinal associado com ruído transitório em sólido (figura 4.2). Nestas figuras, além do sinal original (a), são apresentados aproximações (b) e detalhes (c) em cada camada. Para possibilitar uma melhor visualização do cone de influência (que permite melhor visualização entre a relação entre amostra de sinal e coeficientes nas diversas camadas), adotou-se o artifício de complementar os conjuntos de aproximações e detalhes com zeros de forma a recompor o número de amostras do sinal original.

FIGURA 4.1: Ilustração contendo comparação de exemplos de sinais de descargas parciais e ruídos.  
 (a) Sinais originais. (b) Detalhes e (c) aproximações destes sinais em três níveis de decomposição.



### 4.3 – Propostas para eliminação de ruídos

Neste tópico efetua-se uma revisão de métodos descritos na literatura que, utilizando transformada de wavelets, permitem uma adequada separação entre sinais provenientes de descargas parciais e ruídos de origens diversas. Nessa revisão, devido à alta demanda de recursos para implementação e devido à natureza dos dados no escopo deste trabalho, não são descritas soluções baseadas em transformadas de wavelets de tempo contínuo. Apenas a título de exemplo, Guillen, et al. (2014) utilizam este tipo de transformada (com wavelets complexas), associada a operações de correlação, com objetivo de localizar pontos de ocorrência de descargas parciais. Jeyabalan, Usa (2009) também utilizam operações de correlação com intuito semelhante. Dey et al. (2010) utiliza operações de convolução com sinais de referência, implicitamente, através de uma variação na teoria de transformadas de wavelets: “*cross-wavelets transforms*” (basicamente, calcula-se a transformada de wavelets da convolução de dois sinais). Neste trabalho, utilizaram-se dados de “ruídos puros” e provenientes do monitoramento de descargas parciais que se encontram contaminados por ruídos, para se estruturar um classificador, baseado em regras de decisão (ao estilo de lógica *fuzzy*), sem a necessidade de eliminação de ruídos de forma explícita.

Um conjunto representativo de abordagens procura explorar a manipulação dos coeficientes de aproximações e detalhes, dos vários níveis de decomposição, para promoção da desejada eliminação dos ruídos nos sinais amostrados. Conforme pode ser observado na figura 4.1, sinais provenientes de descargas parciais e ruídos possuem distribuições de coeficientes (aproximações e detalhes) bem distintas, embora os espectros de frequências, nos dois casos, possam ser bastante semelhantes. Assim, pode-se calcular os coeficientes de aproximações e detalhes através da transformada de wavelets direta e, depois, manipular estes coeficientes de forma a obter, após a reconstrução (transformada de wavelets inversa), um sinal livre de ruídos. Essa manipulação dos coeficientes pode ser feita de duas formas.

Na primeira, definem-se quais coeficientes devem ser utilizados na reconstrução com base no uso de limiares de amplitude ou de posições temporais associadas. Neste tipo de abordagem, normalmente, existe a necessidade de alguma operação de identificação de características dos sinais para subsidiar as operações de ajuste de valores dos coeficientes (aproximações e/ou detalhes) nos níveis de decomposição. O processo de identificação somente pode ser dispensado caso alguma característica dos sinais envolvidos (amplitude, espectro de frequências) possa ser critério de decisão claro, ou seja, possa, com grande margem de certeza, permitir a distinção entre os sinais envolvidos.

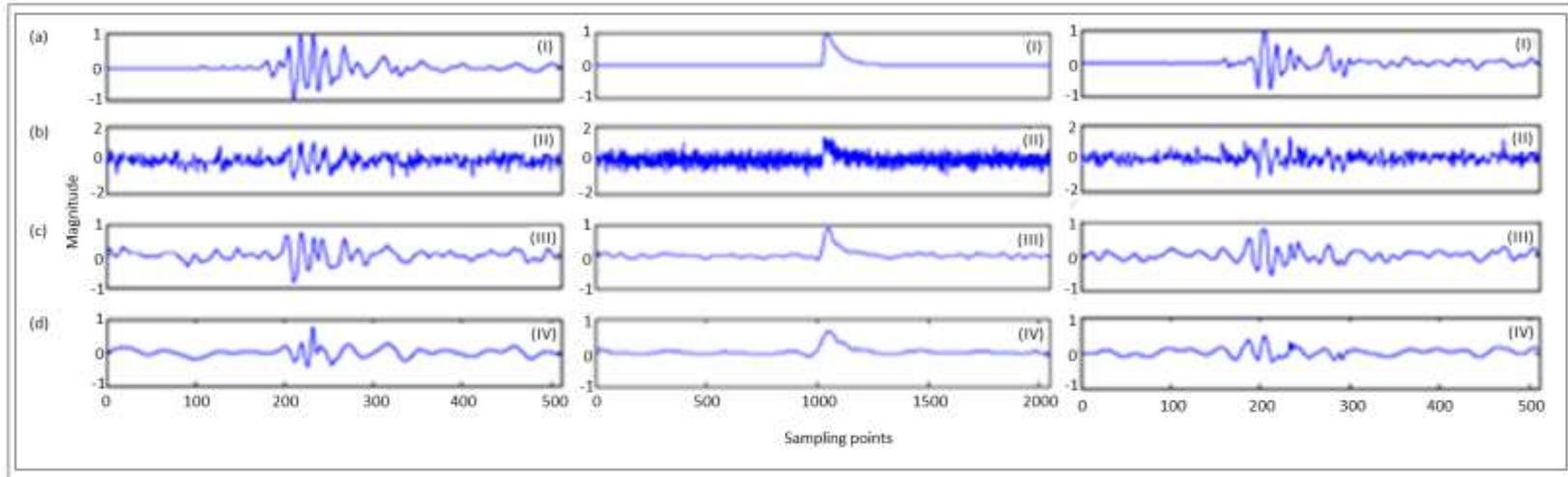
A segunda forma de abordagem é composta por métodos que conseguem definir, previamente, um conjunto de filtros que, com boa margem de precisão, permitam destacar características de interesse e eliminar componentes indesejadas (ruídos). A grande vantagem desta abordagem é a eliminação da necessidade de operações de identificação do sinal quando do processamento deste e, assim, em tempo de execução, as operações demandadas se referem aos cálculos das transformadas direta e inversa. Conforme será apresentado adiante, os métodos que utilizam esta abordagem para conseguirem melhores resultados, normalmente, admitem utilização de filtros (wavelets) diferentes para cada nível de decomposição. O grande problema desta implementação é a pouca capacidade de adaptação a eventuais variações nos sinais durante a operação. Assim, podem ser efetivos para monitoramentos off-line e com possibilidade de controle de interferências ambientais, mas, em operações on-line e com condições ambientais adversas, podem perder muito da sua capacidade de eliminar as componentes indesejáveis no sinal obtido no monitoramento. Assim, alguns métodos se utilizam de operações extras no processamento visando garantir alguma adaptabilidade.

Como foi mencionado no capítulo 3, cada coeficiente (aproximação ou detalhe), em cada nível de decomposição, pode ser necessário para calcular outros coeficientes, tanto no nível anterior (quando da transformada inversa), quanto no posterior (quando da transformada direta). Assim, uma manipulação indevida de um

único coeficiente pode provocar resultados muito distantes do esperado (cone de influência). Um exemplo é mostrado na figura 4.2 em que se pode observar o sinal original e os resultados obtidos por duas técnicas de reconstrução (eliminação de ruídos) baseadas em limiares de amplitude. Cada técnica possui regras de seleção de limiares bem definidas que foram determinadas conforme características esperadas para o sinal de entrada. Assim, se o sinal de entrada possuir características diferentes da esperada, a operação de reconstrução, por operar de forma não adaptativa, possuirá resultados adversos, com grande probabilidade de não serem satisfatórios.

Assim, decisões de manipulação dos coeficientes devem seguir alguma referência que não a simples retirada de coeficientes de valores abaixo ou acima do limiar. As formas de geração destas referências de decisão é que diferenciam muitas das abordagens propostas ao longo dos últimos anos. Por exemplo, em Cunha et al. (2015), a partir da análise de um sinal conhecido, procura-se definir qual família de wavelets possui melhores resultados para cada nível de decomposição. A decisão é baseada na energia associada aos componentes que carregam informações de descargas parciais e avaliação de relação sinal ruído obtida pela reconstrução do sinal a partir do nível de decomposição em análise. Assim, o método propõe uma definição de um filtro específico (wavelet) para cada nível de decomposição. Opção muito parecida foi descrita em Li et al. (2010), com algumas variações nos critérios de seleção de filtros. Hussein et al. (2015) realiza uma breve revisão de métodos baseados em limiares para, em seguida, efetuarem a proposta de uma função baseada em histogramas (resultante de avaliações de várias famílias de wavelets) para definição de um filtro específico para cada nível de decomposição. Em Hussein et al. (2015), também, destaca-se a necessidade de conhecimento prévio do sinal e da amplitude dos ruídos envolvidos (o que na prática nem sempre é possível se determinar).

FIGURA 4.2: Comparativos dos resultados de métodos utilizando limiares para separação de ruído e sinais provenientes de descargas parciais. (a) sinal de referência. (b) Sinal com ruído. (c)-(d) Resultados de operação de eliminação de ruídos por duas abordagens.



FONTE: Li et al., 2010.

Em Seo, et al. (2015), propõe-se a utilização de limiares específicos por nível de decomposição, definidos por médias estatísticas, porém mantém-se o processo de iterações para seleção da melhor família de wavelets, após avaliação de reconstruções. Li, et al. (2012) utilizam-se de um algoritmo genético para seleção dos valores de limiar a serem utilizados para reconstrução do sinal. No caso, a função de avaliação é o erro quadrático médio entre um sinal de referência e um sinal obtido pela aplicação de limiares definidos em cada iteração.

Todos os trabalhos citados estão relacionados ao processamento de sinais de descargas parciais e utilizam amostras provenientes de formas diversas de monitoramento. Algumas dessas abordagens foram implementadas para situações específicas e dependem que as características dos ruídos não excedam os valores existentes quando da configuração das estruturas. Assim, em algumas das abordagens, caso as amplitudes de ruídos excedam determinados limites, a separação destes dos sinais de interesse não será executada de forma eficiente.

Adotando método diferente das propostas anteriores, tem-se uma abordagem apresentada por Mota et al. (2011), constituída por quatro etapas básicas: primeiro uma etapa que utiliza decomposições com transformada de wavelets invariante à translação, verificação de limiar e identificação de módulos de coeficientes máximos locais; segundo, identificação de relacionamento entre máximos locais em diferentes níveis de decomposição por meio da construção de linhas de máximos; terceiro, utiliza-se um agente baseado em máquinas de vetores de suporte (SVM) previamente treinado para identificar os componentes provenientes de descargas parciais (utilizando os componentes máximos locais nos diversos níveis de decomposição); quarto, realiza-se a reconstrução do sinal utilizando uma transformada de wavelets invariante à translação. Para o treinamento do agente baseado em SVM são utilizados conjuntos de dados previamente selecionados, com informações de ruídos e sinais de descargas parciais com características esperadas nas condições de operação. A eficiência na identificação estará diretamente relacionada a quão representativo do espaço do problema foi o

conjunto utilizado no treinamento. Com um conjunto adequado, o agente SVM pode conseguir definições de hiperplanos que pode deixá-lo bastante eficiente e flexível quando do surgimento de *outliers*. A utilização de transformadas de wavelets invariante à translação, apesar de causar um aumento na complexidade, se mostra bastante eficiente na eliminação de componentes associadas a ruídos. Esta abordagem, quando comparada às outras apresentadas anteriormente, pode apresentar maior demanda computacional, porém explora de forma mais simples as qualidades oferecidas pela transformada de wavelets, mostra-se robusta e com boa capacidade de adaptação a alguma variação nas características de interferências e que não foram totalmente previstas quando em operação. Além disso, possui as operações envolvidas no processo bem definidas e facilmente isoladas e isto permite que adaptações sejam mais facilmente implementadas (total ou parcialmente) de modo a simplificar procedimentos, minimizando esforços e recursos computacionais. Por esses motivos, e por se tratar de uma abordagem pouco explorada na literatura para o problema foco, esta foi assumida como ponto de partida para o presente trabalho.

## Capítulo 5

# Considerações sobre o FPGA utilizado

### 5.1 – Introdução

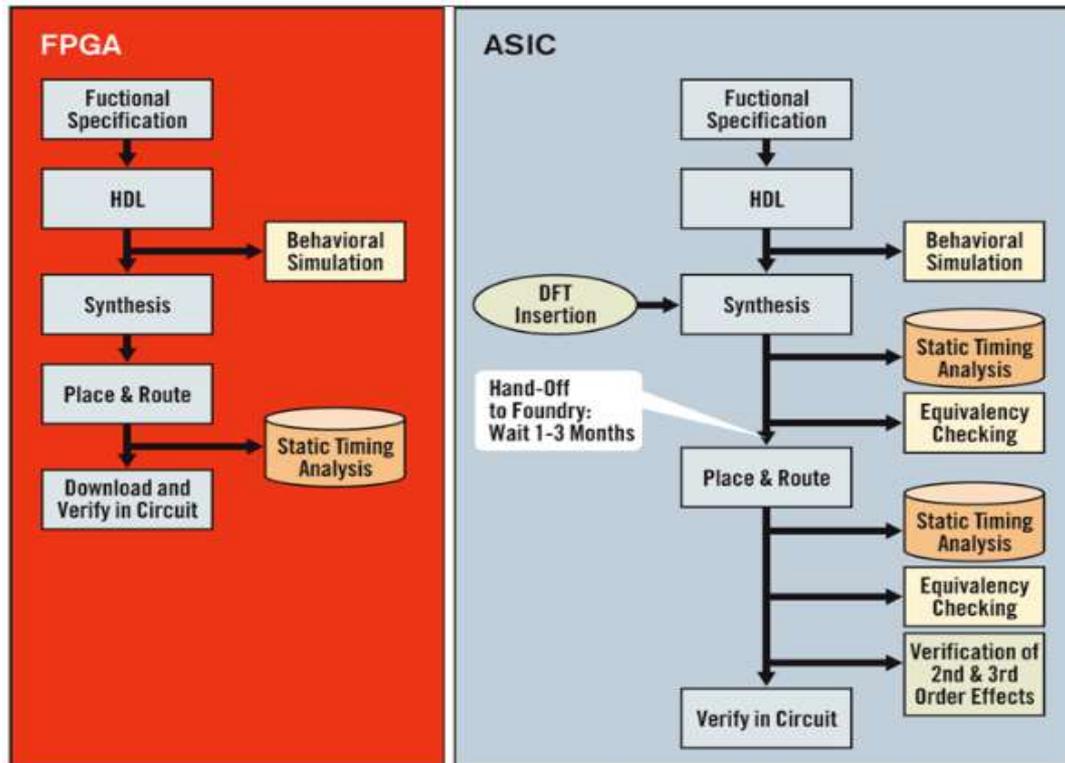
No próximo capítulo, será definido um procedimento que permite identificar e promover uma satisfatória separação de sinais associados a descargas parciais de ruídos (com origens diversas). Conforme será destacado, a metodologia proposta procura simplificar procedimentos e, com isso, procura-se minimizar a demanda por recursos computacionais. A intenção, com isso, é promover a viabilização de um agente com menos requisitos de hardware (e com menor custo) que permita a efetivação de monitoramento local e on-line de sinais associados a descargas parciais.

Como se deseja viabilizar uma operação local do agente, limites de custos, dimensões, características construtivas, dentre outros, devem ser impostos para que seja viabilizada sua implantação de forma a mais simples e funcional possível. A conjunção destes limites aponta para a adoção de um dispositivo com propósito específico. Pelo menos em tese, pode-se conseguir a definição de um agente que maximize a utilização de seus recursos na execução do processo foco, havendo a possibilidade de, realmente, executar operações em paralelo, maximizando a taxa de entrada de dados (requisito importante para este agente). De forma resumida, duas opções podem se apresentar como abordagens possíveis para implementação do agente definido. A primeira opção seria baseada em ASIC (*Application-Specific Integrated Circuit*) - circuito integrado para aplicação específica. Esta opção está associada ao desenvolvimento de um sistema digital específico com o propósito único de realizar a sequência de ações demandadas por nosso agente (recepção do sinal, cálculo da transformada de wavelets direta,

identificação do sinal e reconstrução do mesmo promovendo o expurgo do máximo de informações de ruídos possível). Assim, o sistema digital criado (hardware e software) se destinará apenas a realizar as funções definidas em projeto. Uma segunda possibilidade seria a implementação da sequência de ações necessárias em um FPGA (*Field-Programmable Gate Arrays*) – arranjos de portas programáveis em campo. Neste caso, a implementação digital do sistema é realizada em um dispositivo de hardware criado para ser de propósito geral mas que permite sua programação em nível lógico. Assim, pode-se operar na estruturação das ações necessárias no nível de portas lógicas, gerando um agente com propósito específico (em uma plataforma mais geral), mas tendo que obedecer a restrições pré-definidas inerentes à plataforma utilizada.

Na figura 5.1, apresenta-se uma comparação do fluxo de projeto associado às duas abordagens explicitadas. No caso de uma solução baseada em ASIC, desenvolve-se o projeto de toda a solução. O desenvolvimento dos circuitos integrados específicos para todos os procedimentos demandados permite a possibilidade de otimização de todos os requisitos. Estes requisitos, além dos envolvidos diretamente no processamento do sinal, podem englobar especificações de hardware e software. Assim, existe certa flexibilidade na definição de quais células padrão (*standard cells*) serão utilizadas, quais as especificações de áreas, layouts, consumos, número e posicionamento de vias, posicionamento e padrões de entrada/saída, por exemplo. Há grande liberdade na definição de especificações, tanto em nível de circuito integrado, quanto em escala macroscópica. Da mesma forma, pode-se especificar softwares de forma otimizada, como, por exemplo, protocolos de comunicação, criptografia, compactação. Existe, portanto, a possibilidade de que seja definida a melhor configuração possível para execução de dado processo, podendo-se otimizar demandas e recursos (como, por exemplo, consumo de energia e velocidade de processamento). Dado o nível de especificação e complexidade, temos um ciclo de projeto que envolve mais etapas, mais tempo e maior custo. A fabricação de circuitos integrados adiciona complexidade e etapas adicionais ao projeto.

FIGURA 5.1: Comparação de fluxos de projeto associados ao desenvolvimento de uma solução baseada em FPGA e ASIC.



FONTE: Xilinx, 2016.

FPGAs são dispositivos com estruturas (circuitos integrados digitais) pré-fabricados que podem ser eletricamente configurados de forma a viabilizar sua operação como um sistema (ou circuito) digital com finalidade específica. Assim, basicamente, para que assuma uma função específica, depende apenas de uma configuração de suas estruturas internas. Como o processo de criação da solução não depende da fabricação de componentes, o fluxo de projeto é minimizado e podem ser reduzidos requisitos como o tempo para execução e os recursos demandados. Essa natureza mais flexível do FPGA tem como contrapartida um aumento significativo em área, tempo de processamento e consumo de energia quando da operação dos circuitos digitais. Um FPGA requer, aproximadamente, de 20 a 35 vezes mais área para implementação de uma célula padrão ASIC. Além disso, seu desempenho (velocidade para processamento), para essa célula padrão, é cerca de 3 a 4 vezes menor, com um

consumo dinâmico dez vezes maior que um circuito ASIC (KUON; ROSE, 2007). Esses resultados se devem à necessidade de implementação de estruturas internas, no FPGA, como vias e componentes funcionais, que permitam a reprogramação. No entanto, para pequenos projetos (número de unidades e complexidade), ou para testes e simulações, essas desvantagens são amplamente compensadas pela diminuição sensível nos custos e tempo de ciclo de projeto e pela flexibilidade para recuperação de erros e mudanças de especificações (possibilidade de reprogramação).

Com a utilização de FPGAs, questões relativas à fabricação de circuitos integrados, padrões de comunicação e interfaces, alimentação, dentre outros, passam a ter de ser observados quando da definição da plataforma a ser utilizada. Uma vez definida a plataforma, as preocupações do projetista se deslocam para os procedimentos associados ao problema foco e para questões relativas à melhor forma de implementação das funções demandadas, dadas as restrições impostas e recursos disponibilizados. Além disso, tem-se um dispositivo que facilmente pode ser reconfigurado, permitindo fácil correção de erros e readequações impostas devido a mudanças de padrões e/ou requisitos de projeto.

Um detalhe importante a ser destacado é que, conforme mencionado e ilustrado na figura 2.10, os sinais associados às ocorrências de descargas parciais podem sofrer alterações devido a condições ambientais, características dos equipamentos e processos de medição utilizados. Assim, torna-se imprescindível uma configuração adequada do agente de acordo com essa conjuntura de fatores para que o mesmo consiga operar de forma adequada. Mais especificamente, configuração adequada significa, na metodologia proposta neste trabalho, uma definição da família de wavelets a ser utilizada, do número de camadas de decomposição na transformada de wavelets e das referências de avaliação (para ruídos e sinais de descargas parciais). Assim, um agente implementado utilizando padrão ASIC, para que possa ter uma utilização mais ampla, depende de uma estrutura mais complexa, pois, dependerá de recursos extras para permitir armazenamento de mais parâmetros e uma forma para definir quais destes

serão utilizados em dada condição, ou alguma forma de prover a atualização destes parâmetros (por exemplo, algum tipo de memória e estrutura de comunicação para atualização da mesma). Também, deve-se considerar que essa flexibilidade de configuração em tempo de execução, normalmente, implica em passos extras nos procedimentos e, portanto, perda de tempo na execução. Assim, para o problema foco, considerando a capacidade de reprogramação (que permite uma forma simples de adaptar a operação do agente) e a adoção de procedimentos mais enxutos (procedimentos de execução estáticos) acrescentam algumas variáveis que podem tornar a utilização de FPGAs interessante.

## 5.2 – Conceitos básicos

Como precursores iniciais dos FPGAs, podem ser destacados os dispositivos PLDs (Programmable Logic Devices). Os primeiros destes dispositivos foram implementados para permitir a construção de circuitos combinacionais genéricos. Basicamente, consistiam em um circuito integrado com um arranjo de portas lógicas (AND, OR, NOT) e vias. Havia vários mecanismos, conforme fabricante, para conexão entre vias e portas neste arranjo e, o principal, havia várias formas de configurar estas conexões após a manufatura do dispositivo. Os engenheiros de hardware da época designaram como “programação” a operação de definir como seria a conexão entre portas e vias, de forma que alguma operação lógica fosse executada.

Basicamente, o que diferencia um FPGA de um PLD é que, no primeiro, as portas lógicas não são fisicamente implementadas (pois são utilizados geradores de função e memórias) e as configurações são armazenadas, na maioria dos casos, em memórias voláteis (RAM estática). Com isso, um FPGA pode ser configurado e reconfigurado mesmo depois de ser fabricado, testado e instalado. Para facilitar a operação de programação (definição das interligações das unidades lógicas), foram desenvolvidas linguagens de programação denominadas HDL (*Hardware Description*

*Language*) que permitem uma interface mais amigável ao usuário. Ao longo do tempo, estas linguagens tiveram agregadas funcionalidades que permitem síntese, simulação e testes dos códigos antes da efetiva implementação.

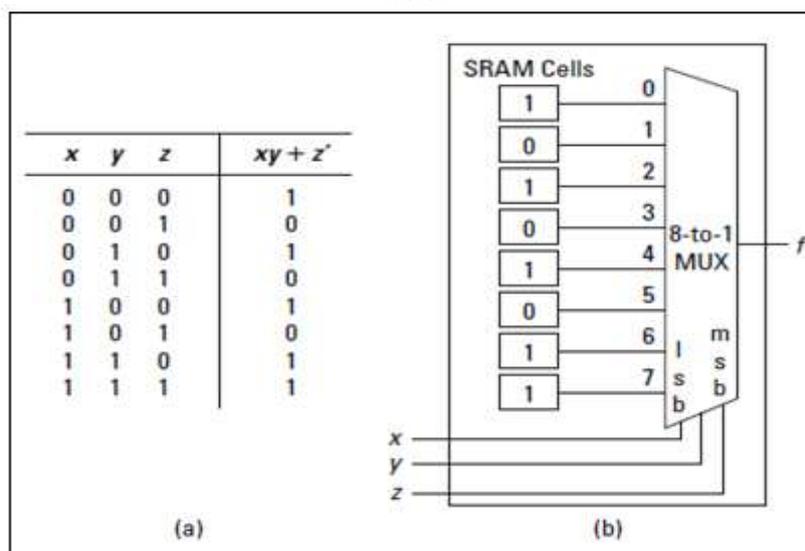
No processo evolutivo entre PLDs e FPGAs, além das portas básicas iniciais, foram acrescentados flip-flops, alteradas as formas de conexões entre as portas e as vias e, também, foram adotados blocos funcionais ao invés de uma única estrutura totalmente interconectada. A adoção de blocos funcionais replicados permitiu uma série de ganhos, incluindo a simplificação e barateamento do processo de fabricação (com transistores CMOS). Durante esta evolução houve grande variação nas tecnologias e soluções utilizadas para permitir a programação. Estas técnicas possuem relação íntima com a arquitetura utilizada. Historicamente, podem ser citadas abordagens baseadas no uso de EPROM, EEPROM, memória flash, memória estática e “*antifuse*”. Neste texto, será apresentada apenas a análise de memória estática que está relacionada à plataforma utilizada na implementação.

Memórias estáticas (SRAM) são a base de tecnologias de programação encontradas em dispositivos de fabricantes diversos, como Xilinx, Lattice e Altera. Inicialmente, sua maior desvantagem estava associada à grande área necessária para implementação, comparada com outras tecnologias como as utilizadas em memória de somente leitura (ROMs). Pelo menos cinco transistores são necessários para implementação de uma SRAM. A evolução dos processos produtivos, associada à rapidez de reprogramação e ao fato de se poder utilizar processos padrões para fabricação, permitiu que se viabilizasse seu uso intensivo nos FPGAs nas operações de seleção de linhas de conexão e na implementação de geradores de função. Em alguns casos, sua volatilidade é destacada como vantagem por gerar uma camada a mais na segurança de códigos proprietários.

Conforme já mencionado, nos PLDs as funções lógicas eram implementadas com uso de portas lógicas impressas nos circuitos integrados. Nos FPGAs que utilizam SRAMs, pode-se executar essas mesmas funções lógicas

utilizando-se apenas memórias e um multiplexador. Um exemplo dessa implementação é apresentado na figura 5.2, em que é apresentada uma função lógica com três entradas e uma saída.

FIGURA 5.2: Gerador de função de três entradas. (a) Tabela verdade. (b) Implementação de uma look-up table.



FONTE: Sass, Schmidt, 2010.

Na parte (a) apresenta-se a tabela verdade associada à função lógica. Para cada combinação das entradas dessa função corresponde uma saída, que é armazenada em uma memória (SRAM). Essa estrutura (células SRAM e multiplexador) é conhecida como LUT (*look-up table*) e pode ser utilizada para gerar funções lógicas complexas. Devido ao uso de uma estrutura fixa, funções diferentes, implementadas em uma mesma LUT, sempre terão o mesmo atraso de propagação. Para implementação de funções lógicas com maior número de entradas (ou saídas) podem ser utilizadas mais estruturas LUTs. Normalmente, existem recursos adicionais que permitem uma conexão com mínimos atrasos entre estruturas LUTs vizinhas.

Os geradores de funções (LUTs) provêm as construções básicas para circuitos combinacionais e, normalmente, em sua saída, possuem incorporados flip-

flops. Conforme será visto mais adiante, esta combinação, além da possibilidade de armazenamento da saída dos geradores de função, pode permitir aumento nas funcionalidades da estrutura. Esta combinação de flip-flop e LUT resulta na estrutura de mais baixo nível de um FPGA e recebe a designação de célula lógica (LC - *logic cell*). O número de células lógicas é uma das referências quando da comparação entre dispositivos FPGAs. Circuitos combinacionais e sequenciais podem ser implementados com uma ou mais de uma célula lógica. Operações mais complexas necessitarão de mais células lógicas e, portanto, devem possuir conexões as mais eficientes possíveis para minimizar atrasos durante a execução das operações. Assim, normalmente, células lógicas vizinhas são agrupadas em blocos lógicos. A formação de blocos lógicos permite conexões mais eficientes entre células lógicas e, com algumas adaptações, permitem aumentar as funcionalidades das estruturas. Além disso, obtêm-se melhoria nos tempos de propagação e a simplificação na definição de roteamentos de sinais. As denominações e características associadas a esses blocos lógicos podem variar conforme fabricante. Por exemplo, nos FPGAs da Xilinx, um agrupamento de células lógicas recebe o nome de *slice*. A quantidade de células lógicas neste agrupamento pode variar conforme dispositivo. Dois *slices* e uma lógica de *carry* recebem o nome de bloco lógico configurável (CLB, *Configurable Logic Block*). Assim, um bloco lógico configurável passa a permitir uma possível configuração para realizar cálculos matemáticos simples. Os blocos lógicos são conectados por vias, interconectadas através de chaves. A constituição e configuração dos blocos lógicos, bem como a forma de interconexão e chaveamento, irão variar conforme fabricante. No caso do dispositivo utilizado neste trabalho, por exemplo, as chaves são controladas com base em informações armazenadas em células SRAM.

Na periferia (perímetro externo) do chip, existem blocos desenvolvidos para operar como entrada e saída, ou seja, são a interface entre os blocos e vias internos e os terminais externos do dispositivo (circuito). Estes blocos de entrada/saída são denominados IOBs (Input/Output Blocks) e podem ser configurados para realizar vários padrões de comunicação básicos (LVCMOS, LVTTTL, PCI, por exemplo), conforme

destacado em Sass, Schmidt (2010). Além das funções de entrada e saída, os blocos lógicos podem ser configurados para executar funções especiais, como, por exemplo, memórias, DSP (*Digital Signal Processing*), processadores, gerenciadores de clock. Estes blocos foram desenvolvidos e incorporados à medida que evoluções tecnológicas permitiram sua viabilização e cada um deles possui uma estrutura mais complexa que as células lógicas precursoras padrões. A existência destes blocos permite que o FPGA possa realizar operações mais complexas em estruturas construídas especificamente para as mesmas. Com isso, aumenta-se a versatilidade e aplicabilidade dos FPGAs, permitindo que estes possam atender, de forma eficiente, demandas antes impossíveis. Diferentes arquiteturas implicam diretamente em como unidades lógicas, interconexões e blocos com funções específicas podem ser programados e, portanto, as escolhas de arquiteturas (plataformas) podem interferir de forma decisiva nos resultados dos processamentos.

As evoluções nos processos tecnológicos envolvidos na fabricação de circuitos integrados têm transformado os FPGAs de simples dispositivos com interconexões programáveis em componentes de sistemas. Se microprocessadores e microcontroladores são encarados como componentes programáveis de um sistema, os dispositivos FPGAs atuais devem ser enquadrados em categoria similar, fornecendo uma diferente perspectiva de sistemas programáveis (MEYER-BAESE, 2007). Se por um lado a inclusão de blocos com funções dedicadas pode aumentar a eficiência para determinadas operações e ampliar o uso dos FPGAs, em sistemas mais complexos, por outro lado, estas novas funções podem criar restrições de projeto importantes. Por exemplo, em dispositivos da Xilinx temos a inclusão de blocos DSP especializados dispersos pela grade (circuito integrado do FPGA). Assim, aumenta-se muito o desempenho no processamento de operações matemáticas. No entanto, a interconexão externa a estes blocos pode ser um gargalo se vários destes módulos tiverem de ser utilizados, pois estes estão dispersos. Assim, o uso de vários destes blocos em um dado processamento pode implicar em tabelas de roteamento complexas, comprometendo o

desempenho da estrutura e provocando o consumo de outros recursos para finalidades de interconexão.

### 5.3 – Dispositivo utilizado

Na figura 5.3 apresenta-se uma tabela na qual é destacado o FPGA utilizado como plataforma base para o presente trabalho. O modelo utilizado é o Kintex-7 XC7K325T, da Xilinx. Pela figura, pode-se observar que este modelo possui 326.080 células lógicas formadas por LUTs de seis entradas.

FIGURA 5.3: Tabela com recursos da família Kintex-7, Xilinx, Em destaque o dispositivo utilizado como plataforma base do presente trabalho (XC7K325T).

Device	XC7K70T	XC7K160T	XC7K325T	XC7K410T	XC7K355T	XC7K420T	XC7K480T
Market	Ideal Price-Performance Balance				Higher Transceiver-to-I/O Ratios		
Sample Applications	Wireless, Audio, Video, Broadcast, and Aerospace and Defense				Higher Performance Wired Applications		
Logic Cells (k)	65,600	162,240	326,080	406,720	356,160	416,960	477,760
Block Memory (Kb)	4,860	11,700	16,020	28,620	25,740	30,060	34,380
I/O	300	400	500	500	300	400	400
DSP48E1 Slices	340	600	840	1,540	1,440	1,680	1,920
PCIe Gen2 Hard Block <sup>(1)</sup>	1	1	1	1	1	1	1
Analog Mixed Signal Block	1	1	1	1	1	1	1
Transceivers (12.5 Gb/s)	8	8	16	16	24	32	32
Memory Interface Performance (Mb/s) <sup>(2)</sup>	1,866	1,866	1,866	1,866	1,066	1,066	1,066

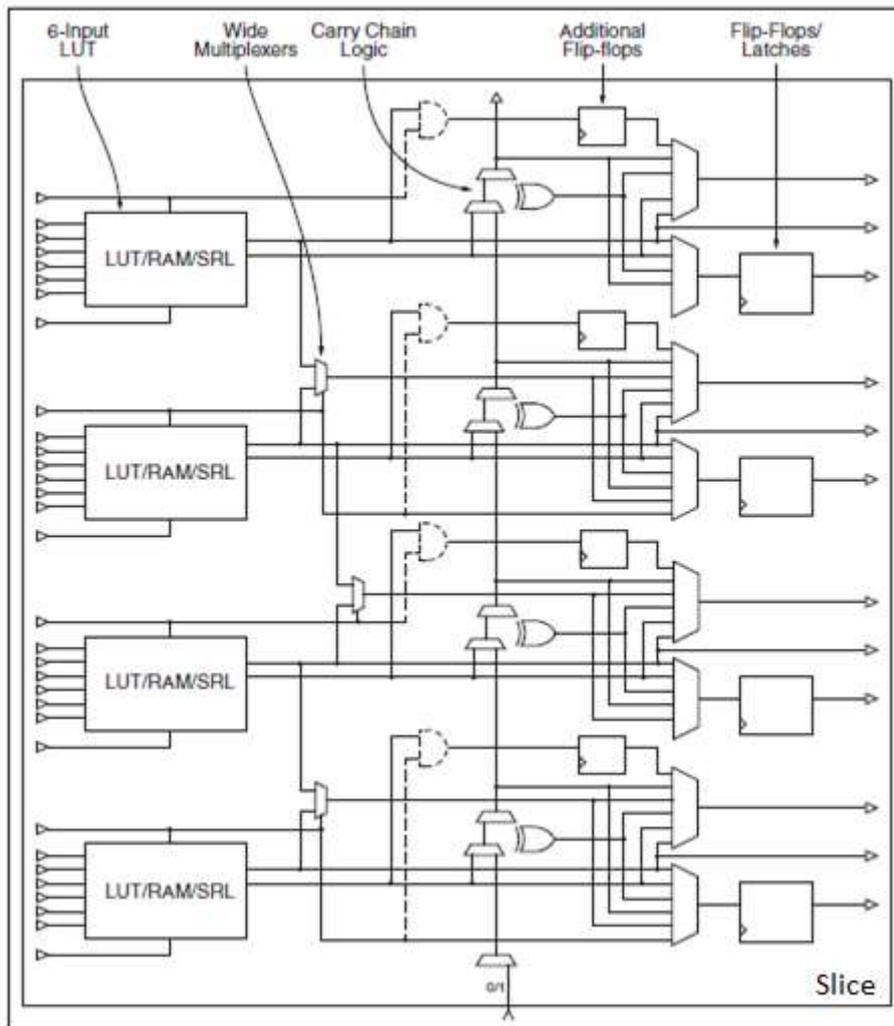
Notes:  
 1. Supports PCI Express Base 2.1 specification at Gen1 and Gen2 data rates. Gen3 supported with soft IP.  
 2. Supported in a mid-speed grade devices.

FONTE: Mohsen, 2013.

Cada bloco lógico configurável (CLB), exemplificado na figura 5.4, é composto por dois *slices*, cada um com quatro LUTs, quatro *flip-flops*, lógicas *carry-chain* e

quatro *flip-flops* extras que podem ser configurados como *latches*. Os multiplexadores podem ser utilizados de forma separada das LUTs de forma a prover maior versatilidade.

FIGURA 5.4: Estrutura dos blocos lógicos configuráveis para Kintex-7.



FONTE: Mohsen, 2013.

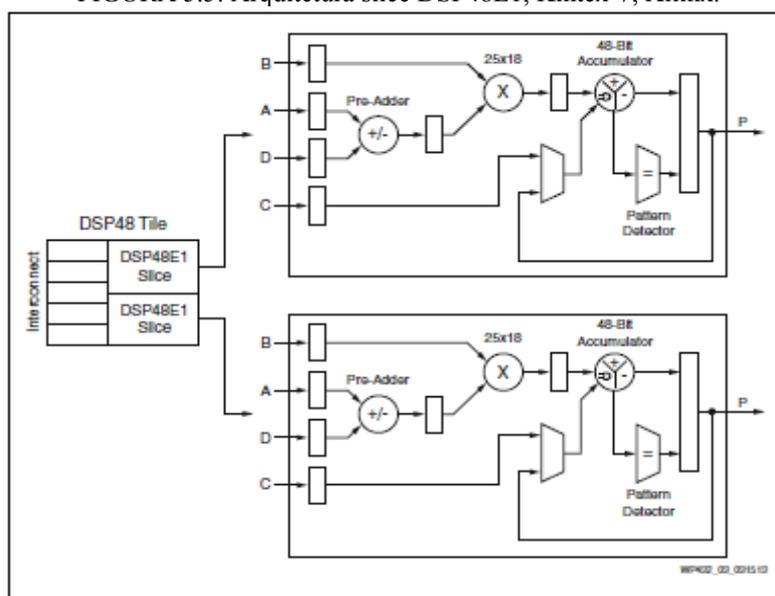
Qualquer *slice* pode assumir funções lógicas, aritméticas e ROM. Alguns dos *slices*, denominados SLICEM, possuem células RAM (256 bits) e *shift registers* (128

bits) e isso permite, além das funções anteriores, o uso como elementos de memória e/ou registradores de deslocamento distribuídos.

Os sinais de controle, *clock*, *clock enable*, *set/reset*, são comuns a todos os elementos de armazenamento em um *slice*. Estes sinais também serão compartilhados para formação de memórias distribuídas.

Na figura 5.5 é apresentada a estrutura básica de um *slice* DSP. Estes elementos estão distribuídos por toda a estrutura e suportam muitas funções independentes, incluindo multiplicação, multiplicação e adição, comparador de amplitude, contadores, dentre outras. Cada multiplicador suporta 18x25 bits e pode utilizar um pré-somador que pode operar até 741 MHz. Além disso, existem cinco interconexões de alta velocidade que podem ser utilizadas para conectar dois *slices* DSP (MOHSEN, 2013). Assim, o modelo utilizado disponibiliza uma estrutura considerável para realização de operações matemáticas sem que seja necessária a utilização dos blocos lógicos convencionais que, certamente, não permitiriam a realização destas operações com o mesmo desempenho.

FIGURA 5.5: Arquitetura slice DSP48E1, Kintex-7, Xilinx.



FONTE: Mohsen, 2013.

Adicionalmente à RAM distribuída (SLICEM) o dispositivo também possui um grande número de blocos de 36KB de memória (RAM), separados em duas partes de 18KB controladas independentemente. A quantidade destes blocos está explicitada na figura 5.3. A forma de configuração destes blocos de memória é bastante versátil (MOHSEN, 2013).

#### **5.4 – Implementações de transformadas de wavelets em FPGA**

Na literatura existem muitos exemplos de implementações de transformadas de wavelets, contínua ou discreta, em FPGAs. Muitos trabalhos, dada a finalidade dos processamentos executados, focam apenas no processamento das transformadas de wavelets direta (DWT). Em Salvador et al. (2012) discute-se sobre a utilização de algoritmos evolucionários na definição dos coeficientes dos filtros utilizados nas implementações das transformadas de wavelets. O foco do artigo é em operações de compressão de imagens. Em conjunto com os procedimentos normais associados à DWT, existem operações visando garantir a adaptabilidade aos padrões de imagem fornecidos ao sistema. Os resultados apresentados com relação à síntese de códigos e tempos de processamento foram similares às simulações realizadas neste trabalho para procedimentos semelhantes.

Implementações para identificação de sinais e padrões, utilizando somente a transformada direta como em Huang (2002), Chilo, Lindblad (2008), Ordaz-Moreno (2008), Bahoura, Ezzaidi (2012), apresentaram resultados de síntese também similares aos obtidos neste trabalho. Nestes trabalhos, as taxas de amostragem são da ordem de poucos quilohertz. Em Szadkowski (2015), para identificação de padrões em sinais, trabalhou-se com a utilização de múltiplos canais de entrada e uma estrutura de processamento utilizando paralelização e *pipelining* e, assim, obteve-se uma frequência de amostragem de 200 MHz, garantindo-se o processamento da DWT (foram utilizados dispositivos da Altera). Recursos similares foram utilizados em Zhang, Wang, Ahmad

(2012) para processamento de imagens, ou seja, múltiplos canais de entrada, *pipelining* e paralelização.

## 5.5 – Considerações sobre o projeto

Foram apresentados alguns detalhes do FPGA utilizado neste trabalho no tópico 5.3. O conhecimento da arquitetura e dos detalhes do dispositivo utilizado é importante porque estes possuem impacto direto na programação necessária para que o hardware opere conforme especificação desejada. Muitos projetistas utilizam uma linguagem de descrição de hardware (HDL), como VHDL ou Verilog, e deixam as decisões quanto à síntese e ao mapeamento entregues a alguma ferramenta. No entanto, o conhecimento da arquitetura pode direcionar a forma de definição do código HDL e garantir operações de síntese e mapeamento mais eficientes, garantindo maior desempenho (XILINX, 2009).

Como os recursos estão distribuídos pelo circuito integrado do FPGA, rotinas complexas e que utilizem muitos destes recursos podem demandar operações mais aprimoradas de roteamento de sinais. Por isso, em Mohsen (2013) e Xilinx (*Synthesis and Simulation Designs Guide*, 2009) orienta-se a utilização de *pipelining*, minimização de operações de *set/reset* e sinais de controle globais. Assim, nos códigos HDL, a utilização de mais módulos de código de programação e estruturas com o maior grau de independência possível tende a permitir alocação de recursos de forma mais fácil e eficiente. Além disso, estas práticas tornam mais simples as operações de roteamento de sinais, além de minimizá-las. Estas observações anteriores subsidiaram as opções adotadas neste trabalho de forma a se obter uma estrutura mais enxuta e viável de implementação.

# Capítulo 6

## Método proposto

### 6.1 – Introdução

O objetivo inicial deste trabalho era a viabilização de uma implementação da abordagem proposta por Mota et al. (2011) em FPGA. Independente da forma de implementação, para que seja possível a maximização da taxa de amostragem, duas condições básicas devem ser atendidas: primeiro, devemos procurar uma metodologia eficiente para realização dos procedimentos necessários; segundo, esta metodologia deve ser adequada a uma implementação em hardware, minimizando demandas por recursos disponibilizados na plataforma utilizada.

Um primeiro ponto a ser destacado na proposta de Mota et al. (2011) é a existência de um classificador. Algumas operações dependem de prévio conhecimento se dada parcela em análise se refere a ruído ou sinal e a função do classificador é gerar esta informação. Se, por um lado a existência destas informações de rótulo (classe) permitem operações bem mais direcionadas e simples quando da reconstrução (*denoising*), por outro existe a necessidade de procedimentos extras para classificação dos padrões de entrada. Estes procedimentos se referem à extração de características (que serão fornecidas como entrada ao módulo classificador) e ao processo de classificação propriamente dito. Deve-se destacar que a existência deste classificador torna o sistema mais robusto quando de sua operação (melhor tratamento de *outliers*). O classificador utilizado, baseado em um agente SVM (*Support Vector Machines*), se por um lado é muito robusto, por outro pode necessitar de muitos recursos para viabilização. Em Haykin (2001) há uma explanação detalhada da implementação de um agente

baseado em SVM. De forma resumida, para a análise de uma instância de entrada, a função de avaliação é dada por (HAYKIN, 2001):

$$f(\vec{x}) = \left[ \left( \sum_{i=1}^{N_s} a_i y_i K_i(\vec{x}_i, \vec{x}) \right) + b \right] \quad (6.1)$$

Nesta equação,  $a_i$  são multiplicadores de Lagrange,  $b \in \mathfrak{R}$  é um escalar, denominado bias, e  $N_s$  é o número de vetores de suporte. Considerando  $d$  a dimensão dos vetores no espaço do problema,  $\vec{x}_i \in \mathfrak{R}^d$  representa o  $i$ -ésimo vetor de suporte e, para um problema com duas classes possíveis,  $y_i \in \{-1,1\}$  indica a classe associada ao  $i$ -ésimo vetor de suporte. Os parâmetros anteriores são todos definidos durante a operação de treinamento do agente.  $K_i(\vec{x}_i, \vec{x})$  é uma função denominada *inner-product kernel* ou, simplesmente, *kernel*. Esta função recebe dois vetores com dimensões do espaço de entrada e computa um produto interno destes, no espaço de características (ampliado).  $\vec{x} \in \mathfrak{R}^d$  identifica a instância de entrada a ser avaliada durante a operação do agente. Cabe ressaltar que, quanto mais similares forem os vetores de características associados às classes do problema, maior o número de vetores de suporte necessários e, portanto, maior a complexidade da equação 6.1. No capítulo 7, através de resultados de avaliações experimentais, tornar-se-á possível medir, de forma clara, a dimensão desta complexidade nas operações associadas à eliminação de ruídos de sinais de descargas parciais.

## 6.2 –Proposta para o agente classificador

Na busca por procedimentos mais simples (menor demanda por recursos), mais facilmente paralelizáveis e que permitam uma implementação em hardware mais eficiente, o primeiro procedimento adotado foi o desenvolvimento de um agente classificador, denominado SSGC (MACHADO, MOTA, 2015), para substituir o agente baseado em SVM. Inicialmente, foram mantidos todos os procedimentos desta

referência, com exceção do classificador. Na sequência, apresenta-se uma descrição deste classificador proposto.

Independente da forma de implementação do classificador, sua operação básica envolve receber uma instância de entrada, utilizar uma função de avaliação para identificar a classe desta instância e enviar o resultado desta avaliação para uma saída. No presente caso, as instâncias de entrada são representadas por vetores de características compostos pelos coeficientes das linhas de máximos locais, nos diversos níveis de decomposição (MOTA et al., 2011). Um agente baseado em aprendizado supervisionado terá sua forma de operação definida através de um treinamento que utiliza um conjunto de amostras pré-classificadas. Este conjunto de dados de treinamento deve possuir uma representatividade adequada para o espaço do problema. Basicamente, a operação de treinamento irá prover os parâmetros para a definição de uma função de avaliação que define uma superfície de decisão (como nos métodos SVM, *Support Vector Machines*, e MLP, *Multilayer Perceptron*) ou podem definir referências no espaço do problema, em cujas vizinhanças existem instâncias de uma das classes (aglomerações, como no método proposto).

Dependendo de fatores diversos, como ruídos e sinais provenientes de fontes diversas, quando da aquisição de sinais associados a eventos de descargas parciais, pode existir uma baixa similaridade entre os sinais amostrados. Esta baixa similaridade deve ser entendida como vetores de características das amostras de entrada de uma mesma classe mapeando para regiões dispersas no espaço do problema. Então, se for definido um modelo geral para representar este conjunto de dados, é de se esperar uma estrutura de modelo complexa. Assim, havendo a necessidade de utilização deste modelo para identificar novas instâncias de entrada, muito provavelmente, ter-se-á uma operação que demande mais recursos para que seja executada. Para ilustração dessa diversidade das amostras dos sinais encontrados, traduzida pelos vetores de características, será utilizado o método de mapas auto-organizáveis (SOM, “*Self Organized Maps*”), proposto por Kohonen (1982, 1990), também descrito em Haykin (2001).

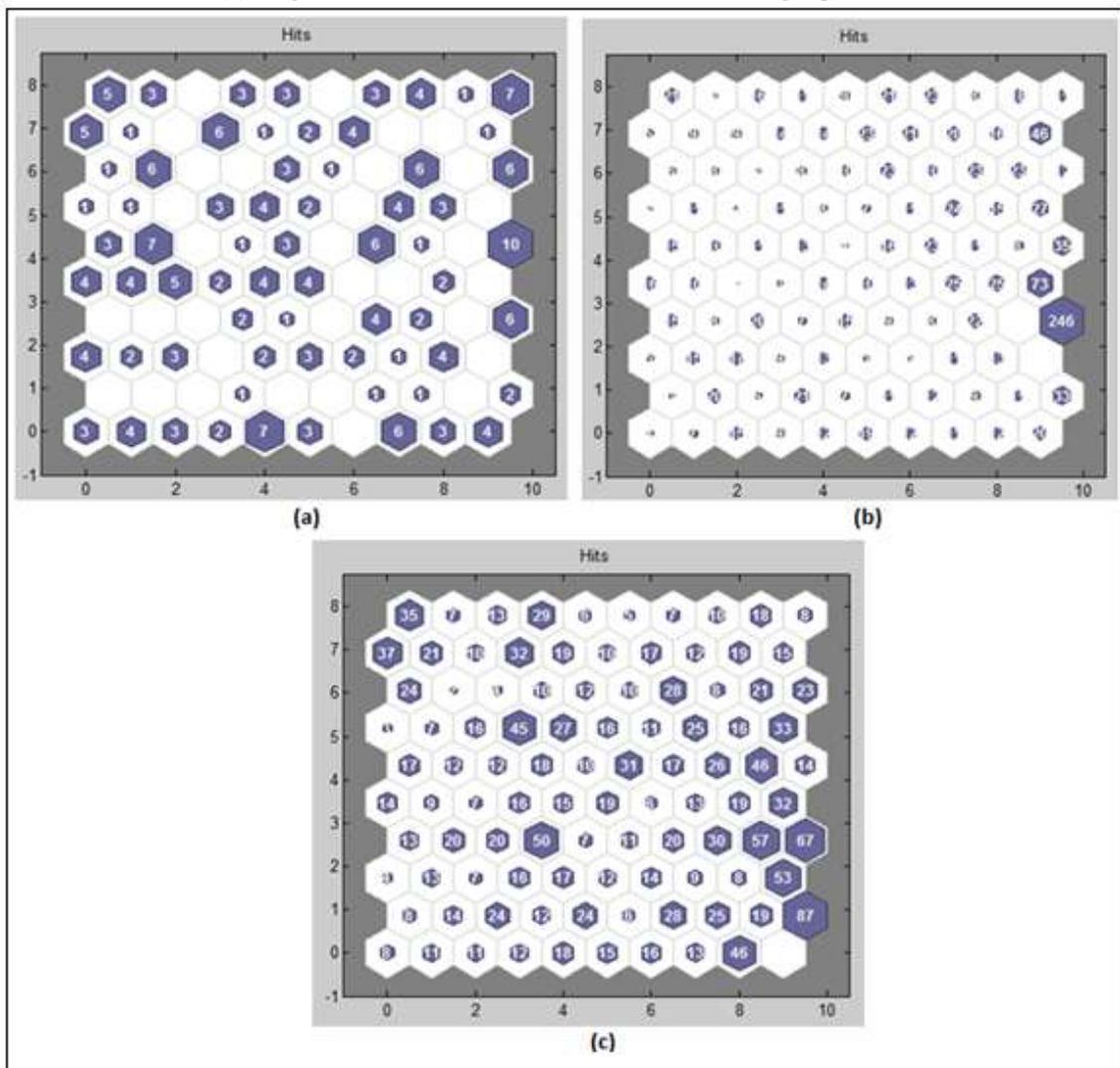
O fato do método SOM se basear em aprendizado não supervisionado, na sua forma original, pode torná-lo não ideal para operações de classificação. Devido à sua implementação, o método SOM pode associar duas instâncias de entrada de uma mesma classe a neurônios diferentes na grade, caso essas instâncias estejam em posições distantes no espaço do problema (o que equivale a dizer que possuem vetores de características pouco similares). Da mesma forma, duas amostras de classes diferentes, mas que estejam próximas no espaço do problema, podem ser associadas a um mesmo neurônio da grade. Assim, quando da distribuição das instâncias de entrada pela grade de neurônios, um problema com duas classes pode possuir uma representação de saída que pode indicar um problema com mais classes do que o esperado. Então, o método SOM pode não ser muito eficiente para ser utilizado como classificador, mas pode permitir uma formação eficiente de agrupamentos (conjuntos de instâncias com alta similaridade). Essa característica será utilizada para, por enquanto, avaliar o grau de similaridade entre as instâncias de entrada do problema foco.

Tomando-se um conjunto de amostras de sinais associados às ocorrências de descargas parciais, pode-se submetê-lo a um agente SOM. Os vetores de características são os módulos de máximos locais definidos conforme Mota et al. (2011). Basicamente, este agente irá separar as amostras em clusters de acordo com suas similaridades. A separação é efetivada com base nos vetores de características das amostras utilizadas, ou seja, de acordo com a localização das amostras no espaço do problema. Na figura 6.1, (a), tem-se uma ilustração de como estas amostras foram distribuídas numa representação bidimensional. Cada hexágono da figura está associado a um neurônio e os números representam quantas amostras de entrada estão mais próximas (distância Euclidiana) de cada neurônio da grade. Conforme pode ser verificado, embora haja apenas sinais associados a descargas parciais, a grande dispersão dos mesmos pela grade indica que estes sinais são bastante heterogêneos.

Na figura 6.1, (b), apresenta-se uma representação similar para outro conjunto de amostras, todas com informações de ruídos. Na figura 6.1, (c), explicita-se o

resultado da mesma operação para um conjunto de dados misto, ou seja, com amostras de ruídos e de descargas parciais.

FIGURA 6.1 – Exemplo dos resultados da execução do método SOM (clusters formados), quando o treinamento utilizou: (a) apenas amostras de sinais de descargas parciais; (b) apenas amostras de ruídos; (c) conjunto de amostras de ruídos e sinais de descargas parciais.



A figura 6.1 indica que, embora a transformada de wavelets permita explicitar diferenças entre sinais de ruídos e de descargas parciais, o procedimento de classificação utilizando informações globais, ou seja, definindo uma regra para todo o

conjunto de dados, provavelmente não será uma operação trivial. Então, se forem utilizados agentes MLP e SVM para efetivação da operação de classificação, é de se esperar estruturas complexas ou necessidade de mais vetores de suporte, respectivamente.

Como existe a necessidade de um classificador que seja de implementação simples e que demande menos operações e recursos, procurou-se viabilizar um conjunto de procedimentos para atendimento a esses requisitos. Além disso, esse conjunto de procedimentos deve manter um desempenho similar à estrutura utilizada originalmente.

O aprendizado com múltiplas instâncias (MIL, *Multiple Instance Learning*) é um paradigma introduzido por Dietterich et al. (1997), quando investigava o problema de predição de atividades de drogas. MIL foi proposto como uma variação de métodos de aprendizado supervisionado para tentar otimizar a solução de problemas nos quais temos conhecimento incompleto sobre saídas das amostras. Essa incompletude pode levar em consideração tanto os rótulos dos dados, sem conhecimento das saídas associadas aos mesmos, quanto amostras de entrada que podem possuir diferentes características, mas estão associados a uma mesma saída da função de mapeamento. Assim, diferentes instâncias de amostras podem ser reunidas em *bags* (conjunto formado por instâncias utilizando algum critério). A composição (características de instâncias) de formação de cada *bag* pode variar conforme o problema em foco. Normalmente, pode-se formar *bags* com instâncias que apresentam alguma similaridade (quer por seus vetores de características, quer pelo rótulo associado ao conjunto, independente de cada instância). Da mesma forma, a classificação (rotulação) pode ser realizada para o *bag*, sem classificação específica para cada instância dentro do mesmo, ou para instâncias dos *bags*.

Para o presente trabalho, adotaram-se esses conceitos de MIL de forma a viabilizar um classificador que, ao invés de definir parâmetros de referência globais para a avaliação, opera com conjuntos menores (posições mais restritas no espaço do problema). Assim, pode-se operar com uma função de avaliação mais simples para cada

uma destas regiões mais restritas. De forma equivalente, pode-se assumir que, ao invés de uma única função de avaliação, normalmente mais complexa, podem ser utilizadas “várias” funções de avaliação mais simples. Os métodos que utilizam múltiplas instâncias dependem da definição dos *bags*. O foco é um problema em que buscamos criar *bags* com instâncias de uma única classe e com grande similaridade (especialmente próximas). Assim, pode-se rotular cada *bag* com a classificação das instâncias associadas ao mesmo durante a fase de treinamento. Quando da avaliação de uma nova instância de entrada na operação do agente, esta receberá a classificação do *bag* ao qual for associada, utilizando-se uma métrica de distância.

Resumida e genericamente, as operações necessárias para definição do classificador proposto envolvem cinco etapas. Primeiro, promove-se a separação das instâncias de treinamento de acordo com similaridades de seus vetores de características. Instâncias altamente correlacionadas e com uma mesma classificação serão associadas a um mesmo *bag*, formando um subconjunto de avaliação. Segundo, o *bag* é rotulado com a classificação das instâncias associadas ao mesmo. Terceiro, define-se um neurônio para cada *bag*, sendo que os pesos sinápticos de cada neurônio deverão ser definidos de acordo com características das instâncias de treinamento associadas ao *bag*. Quarto, utiliza-se algum procedimento heurístico ou estatístico para eliminação de redundâncias e condições conflitantes. Quinto, considerando os neurônios remanescentes, utiliza-se alguma métrica para prover uma forma de avaliar novas instâncias de entrada. Deve-se ressaltar que, durante a operação, somente a quinta etapa deve ser executada.

A implementação destas etapas genéricas foi realizada de duas formas. Nas duas propostas, a separação das instâncias de treinamento em *bags* foi realizada de forma simples, utilizando o método SOM. Porém, nestas implementações utilizou-se um método de treinamento supervisionado, baseado nas informações de classificação das instâncias de treinamento. Assim, o método SOM foi modificado para uma versão com aprendizado supervisionado. Conforme mencionado, o método SOM é bastante

eficiente na definição de agrupamentos e isso permitiu a definição de dois procedimentos para conseguir separar as instâncias de treinamento de acordo com suas similaridades.

Em uma primeira proposta, utilizou-se todo o conjunto de treinamento. Este conjunto é fornecido a um agente SOM que, em sua forma padrão, pode separar as instâncias de acordo com suas similaridades. A cada neurônio da grade SOM é associado um *bag*. Após a execução do método, tem-se uma lista de instâncias mais próximas deste neurônio e, portanto, estas serão as instâncias associadas ao *bag*.

Na sequência, verifica-se cada um dos *bags* e cada uma das instâncias destes. Todo *bag* associado a somente instâncias de ruídos ou somente instâncias de descargas parciais é mantido e recebe como rótulo a classificação de suas instâncias associadas. Neurônios que não possuem vinculação com nenhuma instância de treinamento (*bags* vazios) são descartados. Neurônios cujas instâncias são associadas a diferentes classes também são descartados e executa-se novamente o método SOM somente para estas instâncias. As execuções do método SOM são feitas recursivamente até que não haja mais neurônios associados a instâncias de classes diferentes ou que um limite máximo de recursões seja atingido. As execuções recursivas, com número cada vez menor de instâncias, visam aumentar a densidade de neurônios em regiões do espaço em que a similaridade entre ruídos e sinais de descargas parciais é muito alta. Por último, neurônios associados a apenas uma instância também são descartados e suas instâncias passam a ser vinculadas ao *bag* com mesmo rótulo mais próximo.

Após essas operações, obtém-se um conjunto de neurônios que podem ser referências para classificações de novas instâncias de entrada. Através do uso de distância Euclidiana, procura-se o neurônio mais próximo da nova instância de entrada e atribui-se a ela a classificação do *bag* associado ao neurônio.

Na segunda proposta, designada como SSGC (*self-scalable grid classifier*), apresentada em Machado, Mota (2015), também foi utilizado o método SOM. Porém,

foram realizadas algumas alterações na forma original do método, além da utilização de informações de classificação das instâncias (aprendizado supervisionado). Uma alteração consiste na métrica. Ao invés de distância Euclidiana, foi utilizada a distância Manhattan (*City Block Metric*) tanto durante a fase de treinamento, quanto na fase de operação. Com isso, obteve-se uma simplificação adicional nos procedimentos necessários, pois a decisão de classificação de uma instância de entrada dependerá da comparação (menor valor) para cálculos de distância definidas por:

$$d_{j,i} = \sum_{k=1}^d |x_{jk} - y_{ik}|. \quad (6.2)$$

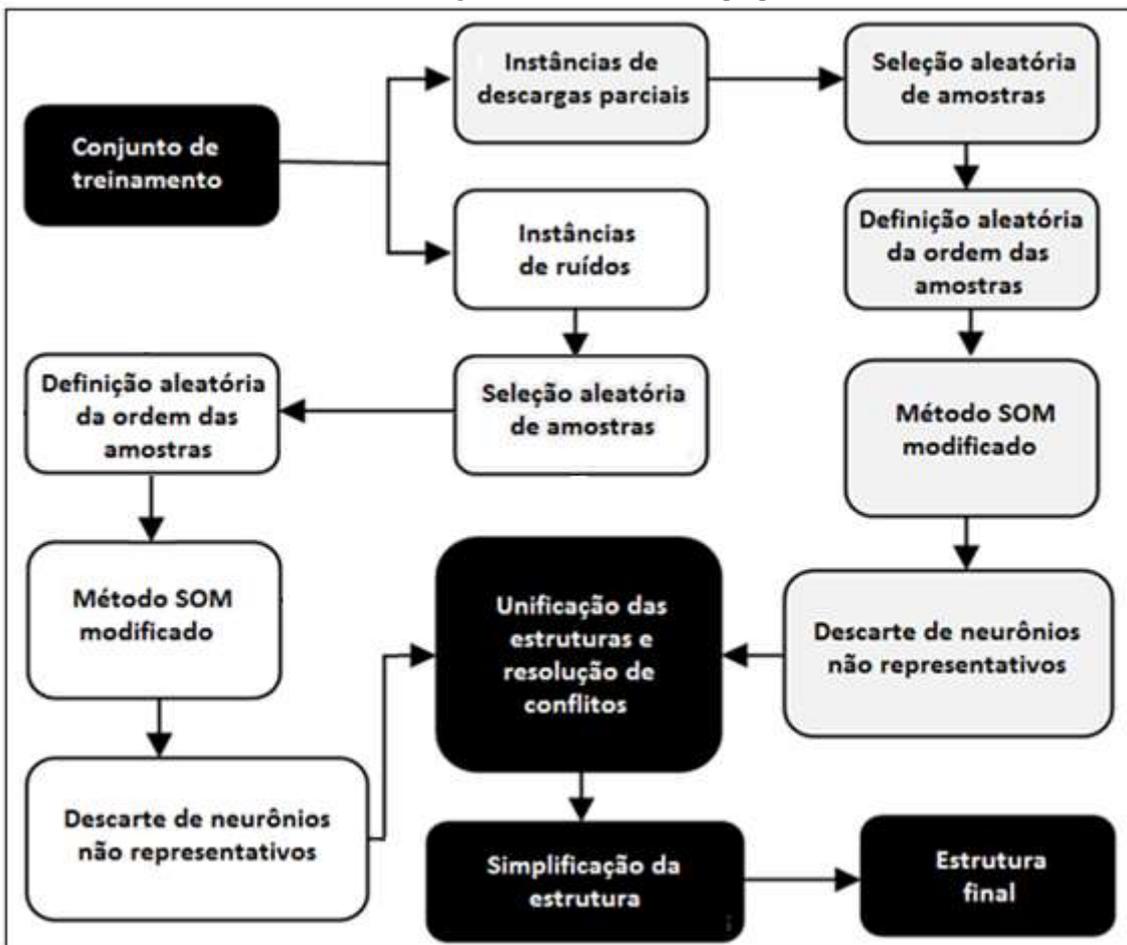
Nesta equação,  $d_{j,i}$  representa a distância entre a  $j$ -ésima instância de entrada e o  $i$ -ésimo neurônio.  $x_{jk}$  e  $y_{ik}$  representam o  $k$ -ésimo componente do vetor de características da  $j$ -ésima instância de entrada e do  $i$ -ésimo neurônio, respectivamente.

Outra alteração adotada foi a separação das instâncias de treinamento em dois conjuntos, um com instâncias de ruídos e outro com instâncias de sinais associados às descargas parciais. Na figura 6.2, apresenta-se um fluxograma básico do SSGC. Com a referida separação das instâncias de treinamento antes da utilização do agente SOM modificado, evita-se a formação de *bags* com instâncias de mais de um rótulo. Para problemas de maior complexidade, esta abordagem se mostrou bem mais vantajosa que a anterior, pois, ao final do procedimento, obteve-se uma redução considerável no número de neurônios de referência. De qualquer forma, a separação dos conjuntos implica na utilização do agente SOM duas vezes, uma para cada conjunto formado. Após essas execuções, com as instâncias alocadas de forma aleatória, são obtidas duas grades e cada uma delas estará configurada para uma dada classe do problema. Aqueles neurônios com *bags* vazios ou com apenas uma instância de treinamento são descartados pois subentende-se que estejam posicionados em regiões pouco representativas para o problema.

Em seguida, as duas grades são unidas. Após isso, o que pode acontecer é que instâncias de uma classe podem se tornar mais próximas de neurônios (referências) de outra classe. Para contornar este tipo de situação, adota-se o seguinte procedimento:

primeiro, toma-se cada instância de treinamento, aleatoriamente escolhida, e verifica-se qual o neurônio com maior similaridade (utilizando a equação 6.2). Se instância de treinamento e neurônio forem de classes diferentes, cria-se um novo neurônio na posição desta instância. Isto proporciona um aumento da densidade da grade nas regiões mais críticas do espaço do problema. O procedimento é repetido com todas as instâncias de treinamento. Com isso, obtêm-se uma estrutura em que os neurônios estarão associados a bags com instâncias de uma única classe. A estrutura nesta condição recebeu a designação “*Norm*” e será alvo de algumas considerações mais adiante.

FIGURA 6. 2 – Diagrama básico do método proposto SSGC.



Após o processamento anterior, ainda é possível a existência de certas regiões do espaço que contenham neurônios adjacentes com mesmo rótulo. Isso é uma indicação de que ainda seja possível a exclusão de algum neurônio da estrutura. Para evitar eventuais perdas no desempenho do classificador, utiliza-se a seguinte heurística na avaliação desta possibilidade: toma-se um conjunto de teste e avalia-se o desempenho do classificador, retendo os resultados obtidos (percentuais de verdadeiros positivos e verdadeiros negativos com relação ao total de amostras testadas); retira-se um dos neurônios da grade e efetua-se o mesmo teste; caso o desempenho seja mantido dentro de certa margem de variação admissível, o neurônio é excluído, caso contrário, é reinserido. Nas simulações, foi definido o valor de 1% como limite máximo admissível.

Completados os procedimentos, obtém-se uma grade com neurônios definidos, em número e posição, de acordo com a complexidade do problema (definido pela similaridade das instâncias de treinamento fornecidas). Cada neurônio possuirá um vetor de pesos sinápticos e um rótulo (no caso, ou ruído ou sinal de descarga parcial). Uma nova instância de entrada será classificada com o rótulo do neurônio mais próximo, de acordo com a equação 6.2.

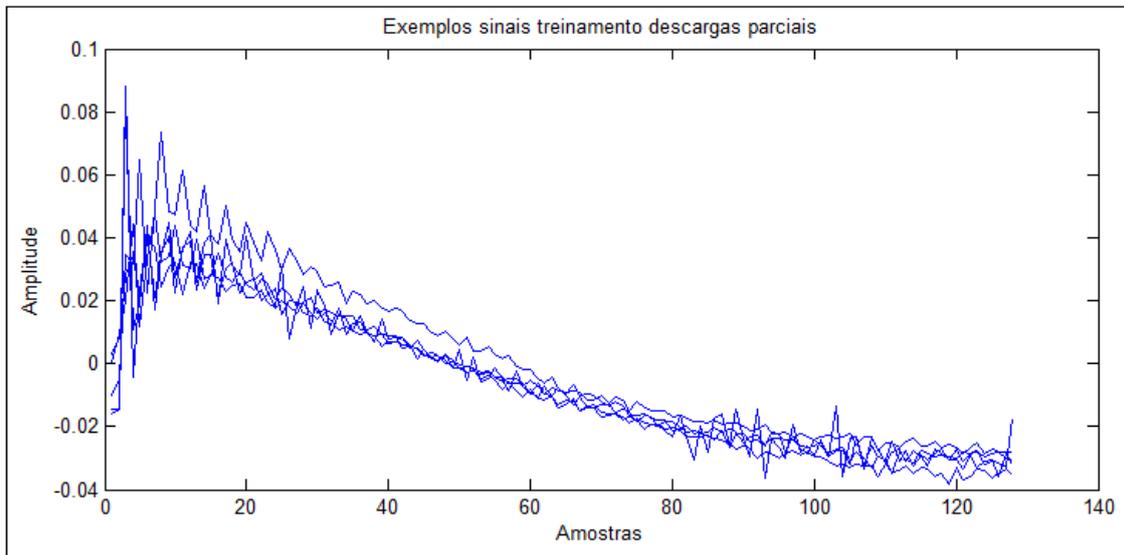
Os resultados obtidos por esta heurística promoveram uma redução considerável no número de neurônios de referência, principalmente, para problemas mais complexos. Nestes casos, a redução do número de referências chegou a cerca de 50% em comparação à proposta anterior, em que se utilizou recursivamente o método SOM. Com relação ao desempenho (percentual de verdadeiros positivos e verdadeiros negativos), observou-se uma perda inferior a 1%, na média. Para problemas mais simples, os resultados das duas implementações foram muito similares, tanto no número de neurônios de referência, quanto no desempenho final. Assim, como o número de neurônios de referência possui impacto na quantidade de cálculos a serem realizados, quando da operação do agente classificador, e isso se mostra crítico para a implementação desejada, optou-se por utilizar esta versão na estrutura final.

### 6.3 – Proposta para estrutura completa

Basicamente, em Mota et al. (2011), as etapas específicas para processamento do sinal são: execução da transformada de wavelets invariante à translação (DWT), identificação de características do sinal, classificação dos sinais utilizando estas características, ajustes dos coeficientes nas diversas camadas de decomposição conforme saída do classificador e reconstrução do sinal utilizando os coeficientes ajustados. Até o momento, foram descritas apenas as alterações efetuadas na etapa relativa à classificação. Em Mota et al. (2011), as operações associadas à identificação de características (com uso de módulos máximos locais) e reconstrução (baseado em transformada invariante a translação) implicam em uma complexidade considerável para implementação em hardware. Essa complexidade implica em aumento na demanda por recursos e na dificuldade de definição de processos paralelos de forma a não impactar a taxa de amostragem dos sinais de entrada. Na sequência, descrevem-se os esforços realizados para substituir estes procedimentos de forma a se obter uma implementação em hardware mais simples.

No capítulo 4 foi mencionado que em Jeyabalan, Usa (2009) e em Guillen, et al. (2014) utilizaram-se operações de correlação para identificação dos sinais e tempos de ocorrência das descargas parciais. Isso é possível porque, para um conjunto de condições ambientais, características do equipamento, processo e equipamentos de medição, pode-se esperar uma forma de onda comum. Essa forma de onda pode ser definida através do histórico de medições. A título de exemplo, na figura 6.3 apresentam-se algumas amostras de sinais provenientes de ocorrências de descargas parciais utilizadas em operações de treinamento durante as simulações das abordagens propostas. Pela observação dos sinais, pode-se confirmar a similaridade, entre os mesmos, quanto ao formato da onda (frente de onda impulsiva seguido por decaimento de forma exponencial). Oscilações existentes nestes sinais se devem a ruídos de fundo. Pode-se perceber um padrão de similaridade destes sinais e este pode ser explorado.

FIGURA 6.3 – Sobreposição de pulsos medidos, decorrentes de descargas parciais em isolamento sólido com cavidade, utilizados em algumas simulações para treinamento dos classificadores.

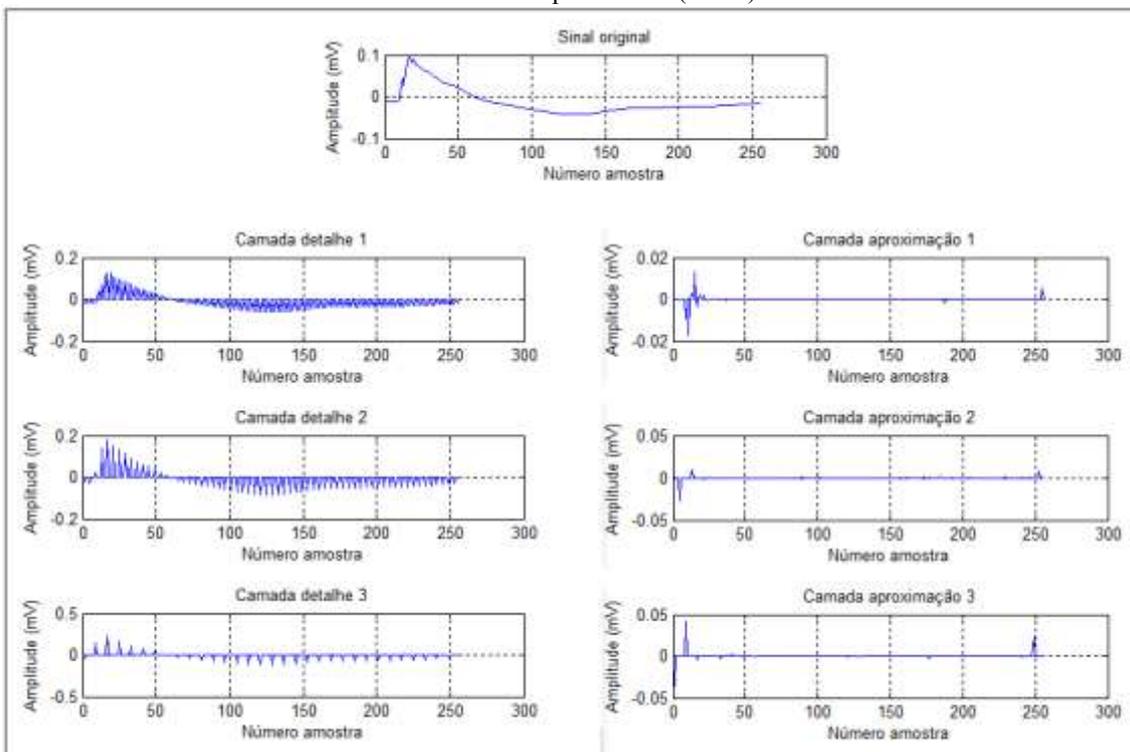


Experimentos realizados nas bases de teste disponíveis, utilizando tanto convolução, quanto métricas de distância, apresentaram resultados convergentes com os apresentados em Jeyabalan, Usa (2009) e em Guillen, et al. (2014). Estes resultados indicaram que, ao invés de se utilizar os módulos de máximos locais para extração de características dos sinais amostrados, os próprios sinais de descargas parciais e ruídos podem ser utilizados neste procedimento. Conforme será apresentado mais adiante, esta opção permite uma boa simplificação dos procedimentos relativos à extração de características e, também, permite considerável simplificação nas funções de avaliação dos classificadores utilizados.

Para as próximas considerações, utiliza-se a figura 6.4, em que apresenta-se um conjunto de 512 amostras associadas a um sinal de descarga parcial (sinal original) e destacam-se os coeficientes de aproximações e detalhes em três níveis de decomposição, obtidos por transformada discreta de wavelets (DWT). As mais altas frequências em um sinal associado à descarga parcial devem estar localizadas na região de frente de onda. A cauda do sinal deve possuir componentes de frequências mais baixas. Isso pode ser verificado na figura 6.4, observando-se que, nas informações de

detalhes, somente existem coeficientes de amplitude considerável nas posições associadas à frente de onda (entre o mínimo inicial e o máximo global). Eventuais coeficientes de detalhes não nulos observados fora da região de frente de onda estão associados a ruídos de fundo e a distorções de bordas. Assim, na reconstrução do sinal, se a posição (temporal) da frente de onda for conhecida, pode-se efetuar a reconstrução do sinal utilizando-se apenas os detalhes associados a estas posições, descartando os demais coeficientes. Não se pode ignorar as considerações já feitas sobre o cone de influência, ou seja, dependendo da família de wavelets utilizada, tem-se um dado número de relacionamentos entre coeficientes de camadas adjacentes. Estas posições e dependências devem ser identificadas no sinal e nas camadas de decomposição.

FIGURA 6.4 – Sinal proveniente de ocorrência de descarga parcial e representação ajustada de aproximações e detalhes com três níveis (camadas) de decomposição, utilizando transformada de wavelets de tempo discreto (DWT).



Quando as aproximações do sinal são analisadas, conforme ilustrado na figura 6.4, pode-se dizer que estas preservam a forma de onda básica da função original. Na figura 6.3, foi apresentado um conjunto de amostras de sinais associados à ocorrência de descargas parciais. Pode-se observar que, apesar de variações, estas apresentam uma forma de onda com muitas similaridades. Certamente, isso irá se refletir nos coeficientes de aproximações se optarmos por utilizar transformada de wavelets em todos estes sinais. Com o exposto, fica clara uma possibilidade: sinais provenientes de ocorrências de descargas parciais para condições bem definidas (ambiente, tipo de equipamento, características de materiais, equipamentos e processo de medição utilizados, por exemplo) devem possuir formas de onda nas aproximações que convirjam para determinados padrões.

Para avaliar o mencionado no parágrafo anterior, fez-se o seguinte: utilizaram-se conjuntos de treinamento para sinais de descargas parciais e definiu-se, para cada descarga parcial identificada, um conjunto de 128 amostras (tamanho suficiente para cobrir a frente de onda e parte da cauda do sinal, ou seja, sua parcela com informações mais relevantes); utilizou-se transformada de wavelets em tempo discreto (DWT) e efetuou-se a decomposição do sinal até um dado número de camadas; criou-se um vetor com as informações de coeficientes de aproximação de cada sinal identificado; enviaram-se estes vetores criados para o classificador SSGC de forma a obter referências para estes sinais. O mesmo procedimento foi realizado utilizando os conjuntos de dados disponíveis para ruídos. Estas operações resultaram em um número extremamente reduzido de referências (com as grades simplificadas). O mais importante: as diferenças entre coeficientes de aproximação de sinais e ruídos permite que os mesmos possam ser identificados e classificados com cálculos de distâncias.

Na figura 6.5, são apresentados os coeficientes do primeiro nível de decomposição para as referências geradas pelo classificador SSGC para três conjuntos de simulações diferentes, com ruídos de características diversas (AM, transitório, síncrono). De acordo com a complexidade do problema (diversidade das amostras de

ruído e sinal utilizados no treinamento), o classificador pode retornar uma ou mais referências. Por exemplo, na figura 6.5, (a), o classificador retornou duas referências para sinais e duas para ruídos quando a análise foi feita utilizando ruídos AM; para os outros dois conjuntos, ruídos transitórios e síncronos, apenas uma referência para sinal foi retornada. É pertinente lembrar que, quando for necessária a avaliação de uma nova instância de entrada, deve-se calcular a distância desta instância para todas as referências de sinais e ruídos e a menor distância indicará a classificação. Assim, quanto menor a quantidade de referências, menos cálculos são demandados para se avaliar uma nova instância de entrada. Pela figura 6.5, fica muito clara a possibilidade de utilização das informações de aproximações para separar os sinais de descargas parciais de ruídos, dada as diferenças existentes.

A utilização de informações da primeira camada de decomposição para identificar os sinais seria uma ótima notícia se não fossem dois problemas. O primeiro é que, se forem utilizadas 128 amostras para obter uma representação de um sinal original, isso implica em 64 coeficientes de aproximações no primeiro nível de decomposição e, conseqüentemente, na necessidade de cálculo de distâncias com vetores de 64 componentes. Na verdade, os dois últimos coeficientes sempre podem ser descartados devido às distorções de borda (a existência da borda acaba por se sobrepor às informações do sinal original). Outro problema, mais sério, é a existência de componentes de alta frequência ainda presentes e, portanto, ainda afetando a informação contida nos coeficientes de aproximações. Isso pode ser observado em ondulações existentes nas referências de sinais de descargas parciais na figura 6.5. Mais adiante, será explicado como é realizada a reconstrução, mas, no momento, é apresentado na figura 6.6 o resultado da reconstrução do sinal utilizando apenas as informações da primeira camada de decomposição. Pode-se ver que, no sinal reconstruído (destacado em verde na figura), ainda existem distorções devido às componentes de alta frequência e que, possivelmente, estão associadas a ruídos não eliminados.

FIGURA 6.5– Coeficientes de aproximação, no primeiro nível de decomposição (DWT), para referências obtidas pelo treinamento, segundo SSGC, de descargas parciais e ruídos. (a) ruídos AM. (a) ruídos transitórios. (c) ruídos síncronos.

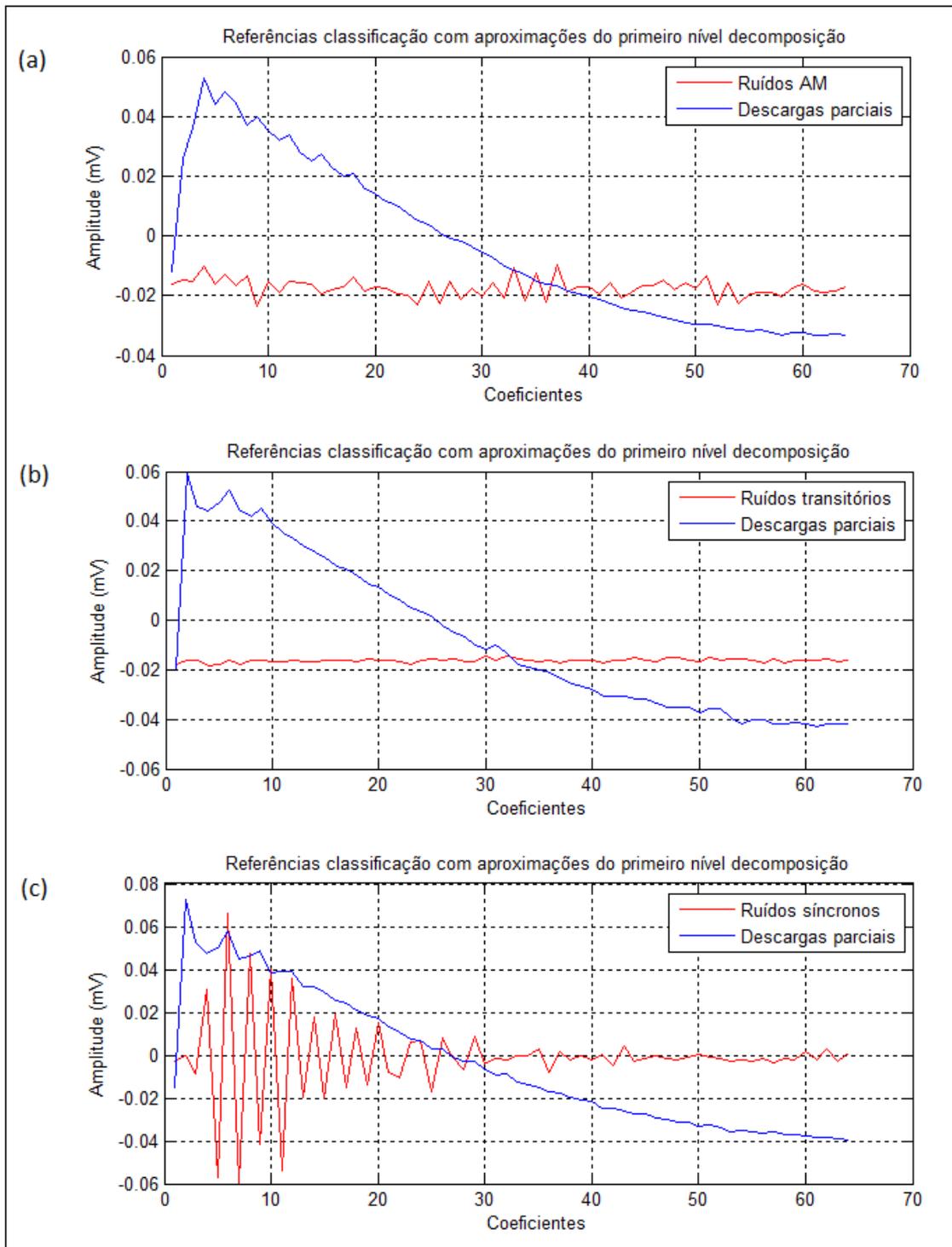
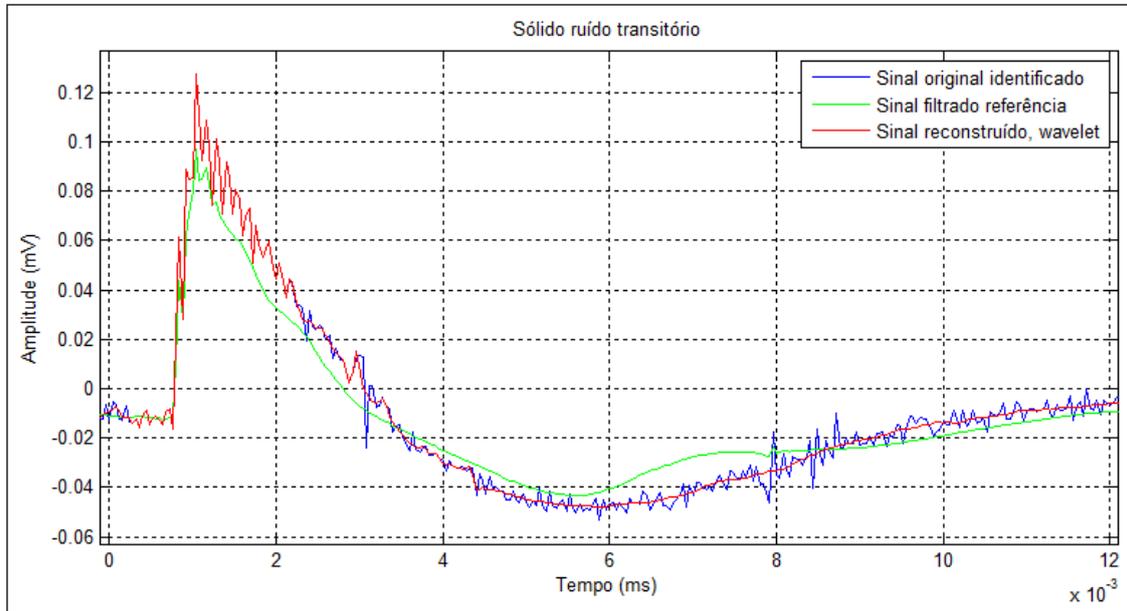


FIGURA 6. 6 – Exemplo de reconstrução de sinal utilizando informação apenas da primeira camada de decomposição.



Na sequência, são apresentadas as referências (neurônios) geradas para decomposições até o segundo, terceiro e quarto nível, respectivamente, nas figuras 6.7, 6.8 e 6.9.

O que se pode observar é que, a cada nível de decomposição, são obtidos menos coeficientes de aproximações e, portanto, viabilizam-se vetores com menos componentes presentes nos cálculos de distâncias. A cada nível, tem-se melhor eliminação de componentes de alta frequência e, portanto, menos informações destas estão presentes nos coeficientes de aproximações. O resultado disso, conforme pode ser visualizado na figura 6.10, é uma melhor eliminação de ruídos após a reconstrução. A partir da quarta camada, embora ainda existam diferenças visíveis entre sinais de descargas parciais e ruídos, conforme pode ser verificado na figura 6.10, o baixo número de componentes acaba provocando um aumento substancial de falsos positivos (ruídos passam a ser erroneamente classificados como sinais, principalmente quando houver transitórios com amplitude comparável aos sinais de descargas parciais) e uma maior dificuldade na avaliação de *outliers*.

FIGURA 6.7 – Coeficientes de aproximações, no segundo nível de decomposição (DWT) para referências obtidas pelo treinamento, segundo SSGC, de descargas parciais e ruídos. (a) ruídos AM. (a) ruídos transitórios. (c) ruídos síncronos.

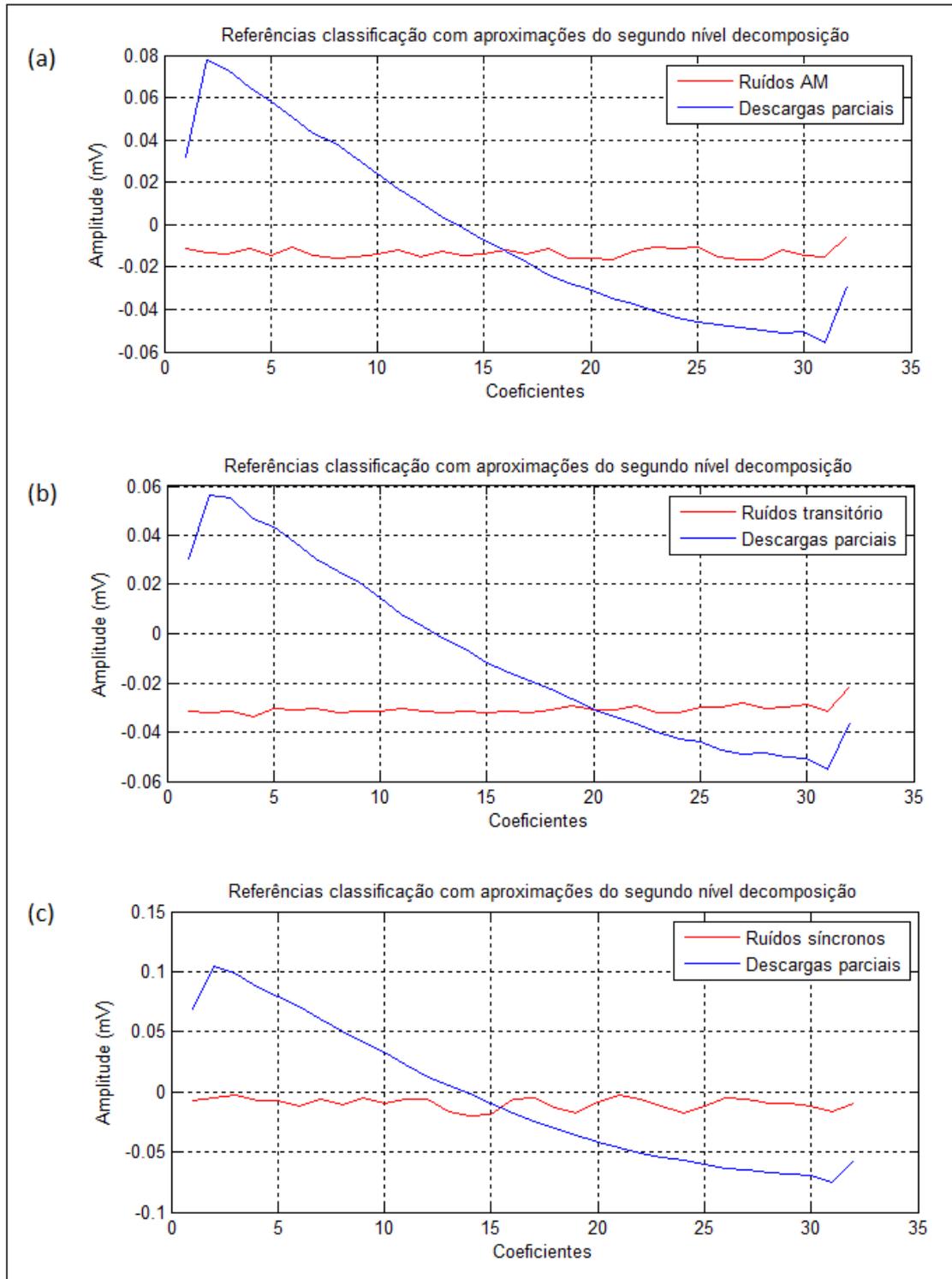


FIGURA 6.8 – Coeficientes de aproximação, no terceiro nível de decomposição (DWT) para referências obtidas pelo treinamento, segundo SSGC, de descargas parciais e ruídos. (a) ruídos AM. (a) ruídos transitórios. (c) ruídos síncronos.

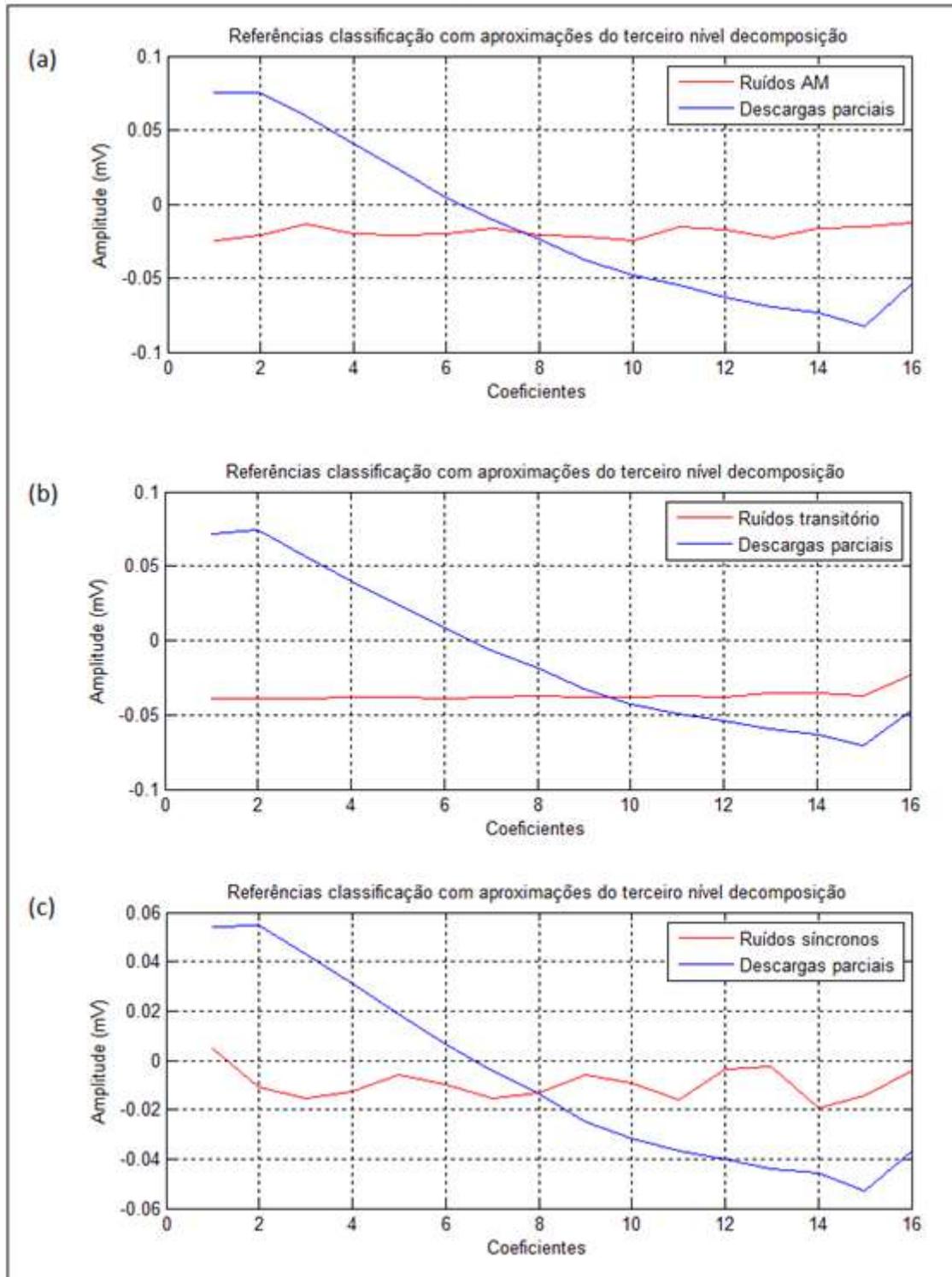


FIGURA 6. 9 – Coeficientes de aproximação, no quarto nível de decomposição (DWT) para referências obtidas pelo treinamento, segundo SSGC, de descargas parciais e ruídos. (a) ruídos AM. (a) ruídos transitórios. (c) ruídos síncronos.

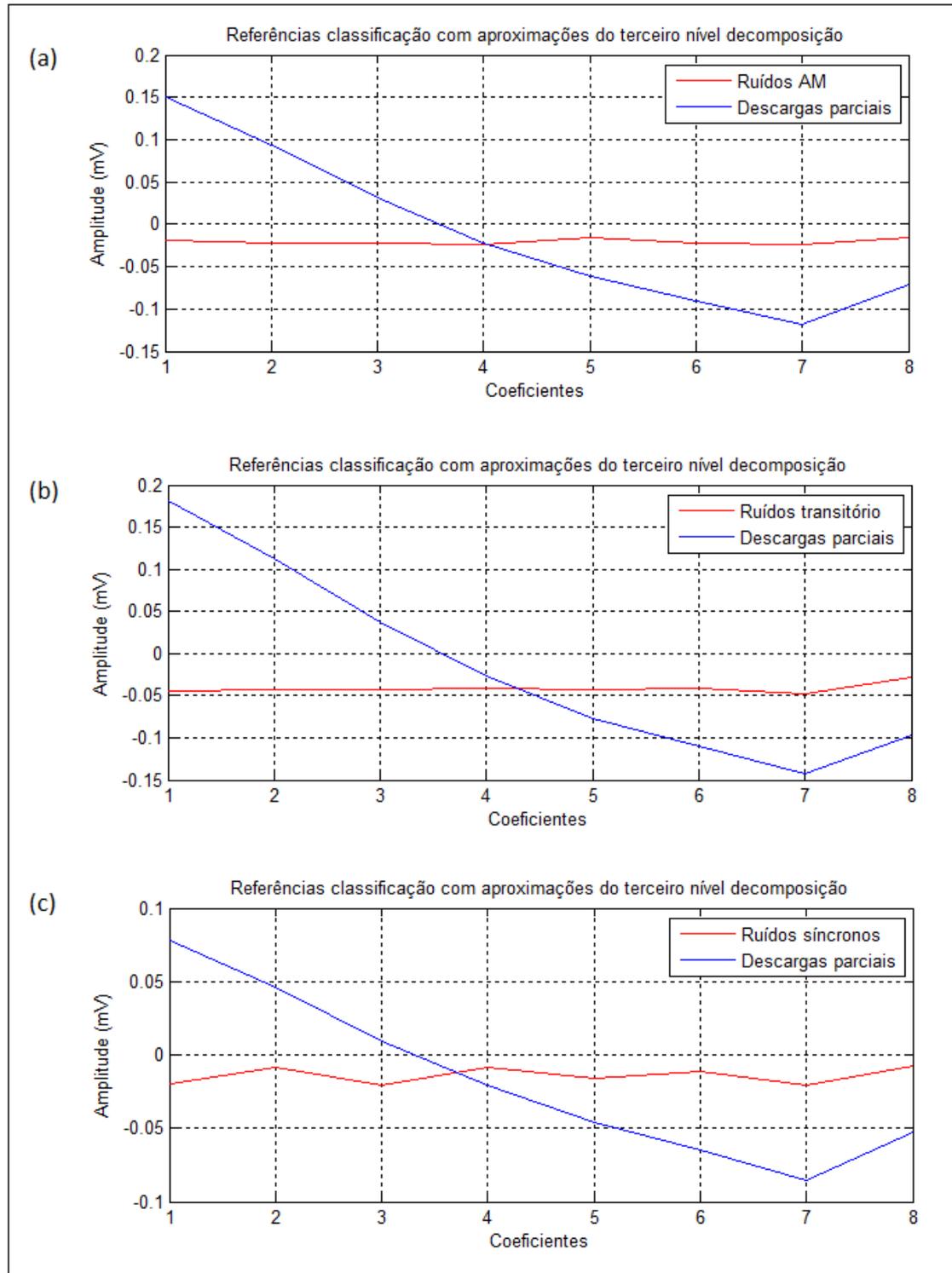
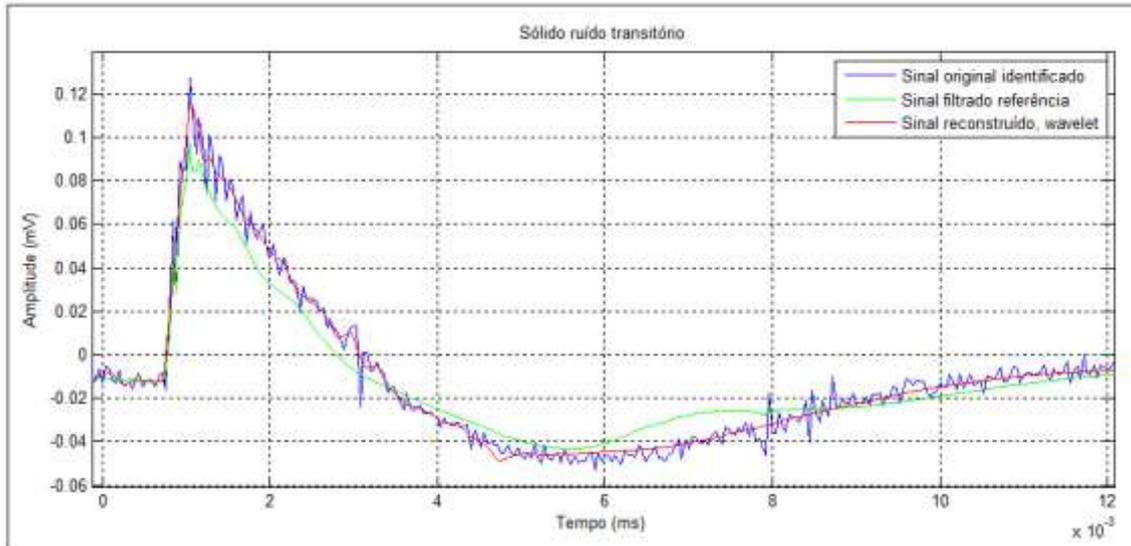


FIGURA 6. 10 – Exemplo de reconstrução de sinal utilizando informações até a terceira camada de decomposição.



Deve-se destacar que seria extremamente interessante a utilização de um conjunto de referência com sinais definidos com mais de 128 amostras (que equivale a um aumento na taxa de amostragem). Isso permite a obtenção de mais amostras nos diversos níveis de decomposição e, assim, pode-se ter uma maior flexibilidade para definição no número de camadas de acordo com o problema. Assim, além da família de wavelets (coeficientes dos filtros) a ser utilizada, pode-se definir um nível de decomposição de acordo com as frequências dos sinais envolvidos. Quanto maior a taxa de amostragem, mais flexíveis serão as possibilidades de configuração do agente e, por consequência, melhores as condições para eliminação de ruídos durante a reconstrução do sinal amostrado.

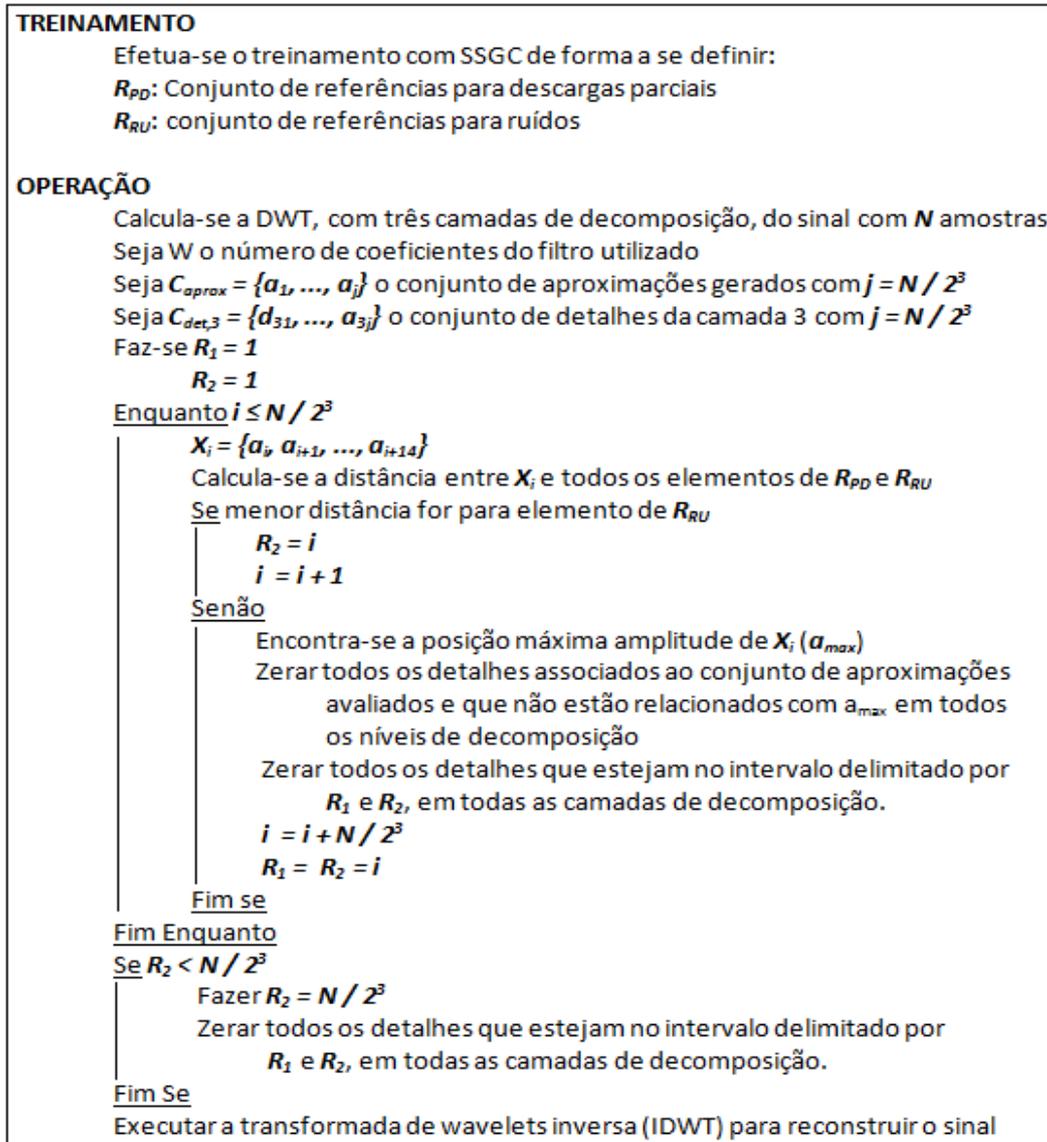
A escolha da família de wavelets (número de coeficientes dos filtros) está diretamente relacionada às características dos sinais de descargas parciais. Conforme mencionado no capítulo 2, essas características podem variar devido a fatores diversos. Por exemplo, nas simulações realizadas, devido ao espectro de frequências dos sinais de descargas parciais disponibilizados, os melhores resultados na reconstrução foram obtidos com filtros com até seis coeficientes. A partir deste limite, quanto maior o

número de coeficientes, mais componentes de altas frequências são observadas no sinal reconstruído. Deve-se ressaltar que a escolha da família de wavelets, embora tenha afetado a operação de reconstrução, não afetou de forma sensível a identificação dos sinais (classificação).

Nas simulações realizadas, para os conjuntos disponíveis e utilizados, fixou-se uma decomposição até o terceiro nível (camada). Considerando o extrato de 128 amostras do sinal original, a dizimação diádica inerente à DWT e o descarte das amostras das bordas, os vetores utilizados nos cálculos de distâncias possuem catorze componentes. Devido às distorções de borda, os últimos dois coeficientes assumem valores muito similares para sinais e ruídos e, portanto, não carregam informação útil para o processo de avaliação. Assim, estes coeficientes não são utilizados. Outro detalhe não mencionado foi que a métrica utilizada foi a distância Euclidiana, sem o cálculo da raiz quadrada. Com esta métrica, obteve-se melhor comportamento do classificador com relação aos *outliers* e menor número de referências para ruídos e sinais. Na prática, o número de amostras que deverão compor os conjuntos de referências (sinais e ruídos) será definido pela taxa de amostragem do conversor AD utilizado.

Com as considerações feitas anteriormente, pode-se, agora, descrever o processo necessário para identificação e reconstrução do sinal. Um algoritmo básico é apresentado na figura 6.11. Inicialmente, toma-se o sinal a ser avaliado e utiliza-se a transformada de wavelets (DWT) para decompô-lo até o terceiro nível. Efetua-se a varredura do conjunto de coeficientes de aproximações do terceiro nível. Essa varredura é realizada com passo unitário, a menos que haja uma classificação positiva para sinal de descarga parcial (caso em que o passo é alterado para um número maior). A cada passo de varredura, tomam-se os catorze coeficientes de aproximação, a partir da posição atual, formando-se um vetor para avaliação. Com o vetor para avaliação formado, calcula-se a distância do ponto representado por este vetor com relação a cada referência de avaliação (sinais e ruídos).

FIGURA 6. 11 – Algoritmo simplificado do procedimento proposto.



O menor valor de distância indica a classificação da parcela analisada. Caso a parcela avaliada seja classificada como ruído, todas as posições de detalhes correspondentes são anuladas, em todas as camadas de decomposição. Caso a parcela avaliada seja classificada como sinal de descarga parcial, identifica-se a posição (índice) do máximo valor de coeficiente de aproximação. Com o número de coeficientes do filtro utilizado e o índice de máxima aproximação, zeram-se todos os detalhes, em todas as camadas de

decomposição, que não se refiram ao máximo encontrado e se apliquem à faixa de aproximações sendo analisada. Este procedimento é repedido numa varredura por todo o conjunto de aproximações. Todos os detalhes, em todas as camadas de decomposição, das parcelas associadas a ruídos são zeradas.

As maiores dificuldades encontradas por esta estrutura se apresentam nos casos de ruídos AM, dependendo da frequência da portadora. Essas dificuldades não estão associadas à identificação dos sinais, mas sim à operação de reconstrução. Isto porque a decomposição em três camadas pode não ser suficiente para eliminar ruídos de frequências intermediárias. Essa dificuldade ocorreu em um dos conjuntos utilizados para simulações. A solução menos custosa encontrada foi aplicar um filtro nos coeficientes de aproximação, preservando a posição dos máximos referentes a descargas parciais.

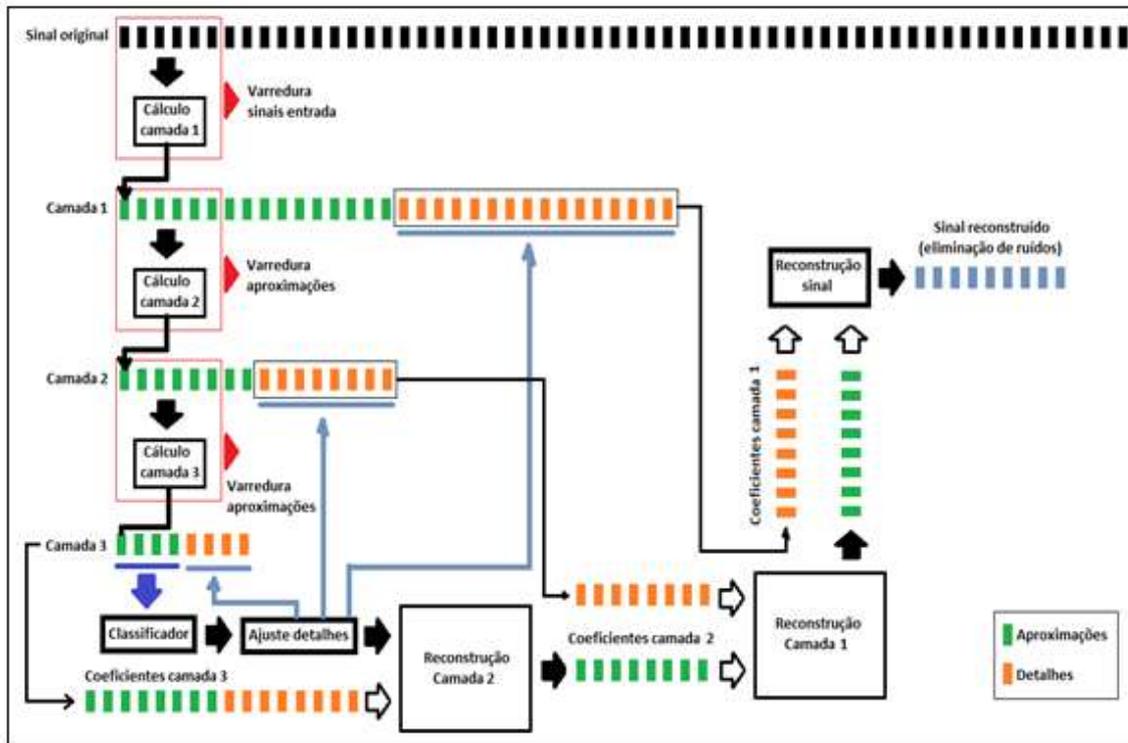
Na solução implementada em FPGA efetuou-se a DWT até o quarto nível de decomposição, utilizando-se estas informações, após ajustes, na reconstrução. A classificação foi realizada com aproximações do terceiro nível de decomposição. Vale ressaltar que com esse procedimento, o desempenho do classificador ficou muito similar ao obtido com os que utilizam linhas de máximos locais. Em qualquer dos casos, é extremamente importante que o conjunto de amostras de treinamento seja representativo. Caso isso não ocorra, tem-se maior dificuldade na avaliação de *outliers*.

#### **6.4 – Implementação em software**

Uma implementação em software da abordagem proposta, segundo algoritmo apresentado na figura 6.11, foi realizada e, na figura 6.12, procura-se explicitar como as operações foram realizadas. Um ponto importante a se destacar é que o conjunto de entrada de dados foi fornecido por completo ao agente e que nesta figura as indicações

de aproximações e detalhes são meramente ilustrativas, não guardando nenhuma relação com as quantidades utilizadas na prática.

FIGURA 6. 12 – Sequências de ações realizadas em software.

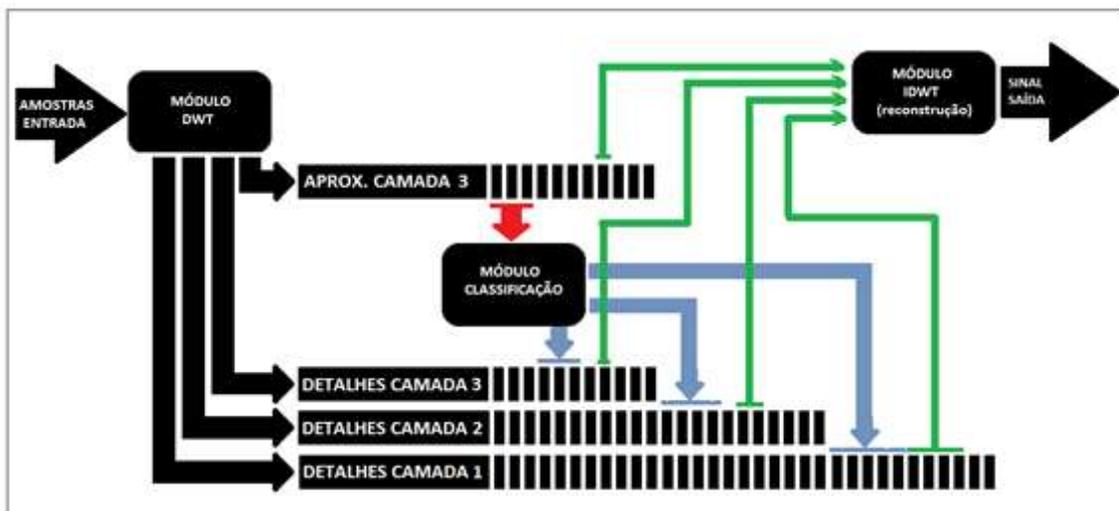


Todos os procedimentos são sequenciais e, em cada etapa do processo, sempre foram realizadas todas as suas operações para, somente então, serem liberadas ações seguintes. Assim, as operações relativas à DWT são realizadas camada por camada, ou seja, somente após o cálculo de todos os detalhes e aproximações de uma camada, parte-se para cálculos da camada subsequente. Uma vez finalizado o cálculo da DWT, acionam-se as rotinas responsáveis pelo classificador. Encerrada a operação do classificador, é iniciado o procedimento de ajuste de todos os detalhes, em todas as camadas. Por fim, inicia-se o procedimento de reconstrução (IDWT).

## 6.5 – Implementação em hardware

A implementação em hardware foi realizada para executar as mesmas operações indicadas na figura 6.12. O grande diferencial, neste caso, é que existe a possibilidade de realização de ações de forma paralela e isto provocou uma alteração sensível em como as operações foram realizadas. Na figura 6.13, é apresentado um diagrama que ilustra como o agente foi estruturado para operar.

FIGURA 6.13 – Sequências de ações realizadas em hardware.



Todas as operações realizadas são sincronizadas pelo *clock* definido a partir de sinal de novo dado válido na saída do conversor AD (a cada pulso de subida, uma nova amostra é disponibilizada na entrada do agente).

Primeiro, as amostras de entrada são fornecidas ao agente de forma sequencial, sendo provenientes do conversor AD. Sempre que houver uma nova amostra de entrada, esta é enviada diretamente ao módulo responsável pelo cálculo da DWT. Este módulo realiza o cálculo da transformada de wavelets direta e envia para sua saída os coeficientes calculados. Mais especificamente, suas saídas são: aproximações e detalhes da terceira camada de decomposição; detalhes da primeira e segunda camadas

de decomposição; sinal de controle que é utilizado pelos outros módulos e processos do agente. Nas operações internas do módulo DWT, deve-se destacar o uso de *pipelining* e, portanto, a existência de um atraso de forma que sua saída atual não corresponde à entrada corrente.

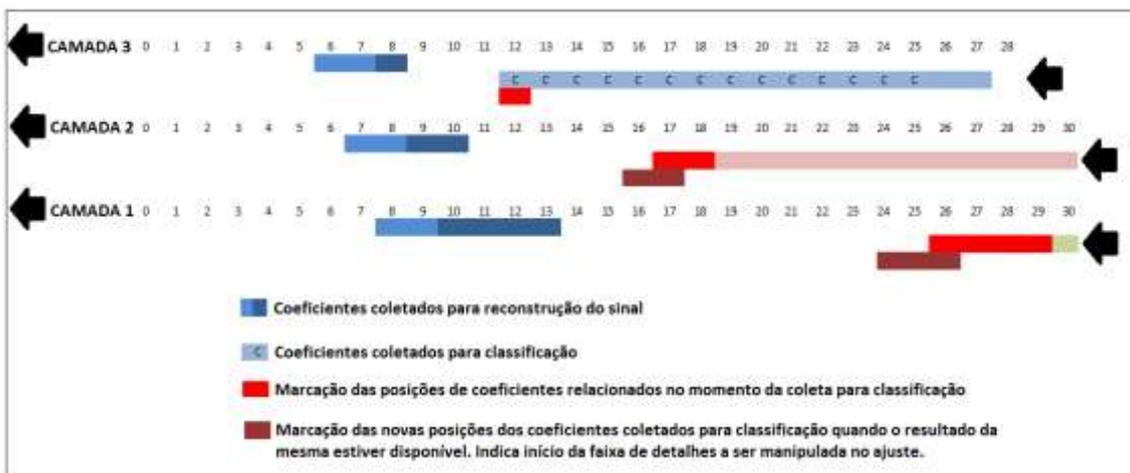
Externamente aos módulos existem quatro registradores de deslocamento (FIFO), cada um destinado a armazenar os coeficientes de: aproximações da camada 3 (32 posições de 16 bits); detalhes da camada 3 (32 posições de 16 bits); detalhes da camada 2 (64 posições de 16 bits); detalhes da camada 1 (128 posições de 16 bits). Esta quantidade de registradores foi definida de forma que, entre a entrada e a saída de um coeficiente, todas as operações que o envolvam sejam realizadas. O número de registradores utilizados é o dobro do número de coeficientes em cada camada. Isso porque, além de armazenar esses coeficientes, existe demanda de espaço de armazenamento para permitir os deslocamentos, enquanto existem processamentos pendentes. Mesmo assim, nessa implementação, há uma demanda por memória muito inferior à implementação realizada por software. Coeficientes das camadas 3, 2 e 1 são inseridos, respectivamente, a cada oito, quatro e dois pulsos de *clock* nos registradores específicos.

Toda vez que uma aproximação da camada 3 é inserida no registrador específico, o módulo responsável pela classificação é ativado. Assim que a classificação é definida (se a parcela de sinal corresponde a sinal ou ruído), posições específicas nos registradores de detalhes são zeradas.

De forma similar, o módulo responsável pela reconstrução do sinal é ativado toda vez que uma aproximação da camada 3 é inserida no registrador específico. Neste módulo, oito amostras de saída são calculadas paralelamente e, a cada pulso de *clock*, uma destas é enviada para a saída. Da mesma forma que o módulo DWT, o módulo responsável pela reconstrução (IDWT) utiliza *pipelining* e existe um registrador com oito posições para armazenamento das amostras de saída calculadas, enquanto aguardam momento de seu envio para a saída.

As operações, dos três módulos (DWT, classificador e IDWT) são realizadas paralelamente e cada um deles, quando necessário, lê ou escreve em posições específicas nos registradores de deslocamento. Para melhor detalhamento, é apresentada na figura 6.14 uma ilustração de como ocorrem estes acessos. Os números mostrados na figura se referem a algumas posições em três registradores, cada um associado a uma camada de decomposição. Deve-se lembrar que posições de detalhes e aproximações da camada 3 são correspondentes e, para simplificação, na figura é esboçado apenas um destes bancos de registradores.

FIGURA 6. 14 – Posições dos registradores acessadas pelos módulos.



Os registradores das camadas 1, 2, 3 possuem, respectivamente, 128, 64 e 32 posições e índices “0” indicam a última posição no registrador antes do descarte do coeficiente. As marcações em vermelho indicam as posições de coeficientes correspondentes (cone de influência) quando o classificador efetua a coleta de uma amostra para avaliação. Conforme mencionado, o classificador somente utiliza informações de aproximações da camada 3 (posições em azul claro e letra “C” na figura 6.14). Enquanto o classificador avalia a amostra coletada, novos coeficientes são introduzidos nos registradores. Quando a classificação é encerrada, coeficientes de detalhes têm de ser manipulados. As indicações em marrom identificam as novas

posições dos coeficientes que haviam sido coletados e que marcam o início da faixa de ajuste com base na classificação realizada. Como o intervalo entre coleta para classificação e início operação de ajuste é menor que oito ciclos de *clock*, os coeficientes da camada 3 ainda não foram deslocados e, por isso, nessa camada não existe marcação marrom (início da faixa de ajuste, neste caso, é indicada pela marcação vermelha).

O número de posições a serem ajustadas (valores zerados) depende da classificação obtida. Se a parcela do sinal estiver associada com ruído, zeros serão introduzidos, a partir da posição de início de ajuste, em uma, duas e quatro posições nas camadas 3, 2 e 1, respectivamente. Caso a avaliação seja de sinal de descarga parcial, a partir da referência de faixa, 16, 32 e 64 posições serão ajustadas nas camadas 3, 2 e 1, respectivamente. No caso de sinal, algumas posições de detalhes serão zeradas e outras preservadas de acordo com referências enviadas como saída pelo classificador.

O módulo reconstrutor opera, conforme pode ser visto na figura 6.14 em outra faixa de posições e, portanto, nunca existirá a possibilidade de os dois módulos estarem manipulando a mesma faixa de informação. As posições não mostradas na figura 6.14 se referem àquelas mais próximas das entradas dos registradores. Estas posições, eventualmente, podem ser manipuladas, de acordo com a classificação e referências informadas pelo módulo classificador.

Conforme pode ser visualizado na figura 6.14, as últimas posições dos registradores não são utilizadas. Isto acontece porque, no início da operação do agente, até que os primeiros coeficientes sejam liberados pelo módulo DWT, os registradores são acionados (deslocamento de valores nulos) até que o primeiro sinal de sincronismo seja fornecido (primeiro conjunto de coeficientes válidos na saída do módulo DWT). Estas posições não foram descartadas porque a utilização de tamanhos de registradores usando potências de dois facilitam muito a sincronização dos módulos.

Assim, a cada ciclo de *clock*, uma amostra entra e uma amostra manipulada sai, seguindo-se um esquema FIFO com duzentos e dezesseis ciclos de *clock* entre entrada e saída.

# Capítulo 7

## Resultados

### 7.1 – Introdução

A abordagem descrita em Mota et al. (2011) tem como interessante diferencial um isolamento dos procedimentos, o que permite substituições ou adequações parciais nos mesmos. A existência de um classificador nesta abordagem permite uma possibilidade de fácil reconfiguração da estrutura, quando alteradas as características dos sinais envolvidos. Isto garante uma flexibilidade à abordagem, quando de sua utilização. Como o classificador é parte fundamental na estrutura, sendo grande responsável por seu desempenho, inicialmente serão apresentados os resultados da estrutura descrita por Mota et al. (2011) em que o classificador original (baseado em SVM) é substituído pelo SSGC, proposto neste trabalho. Estas análises visam avaliar a proposta de utilização do SSGC como classificador e, em última instância, apresentar justificativas para utilização do mesmo neste trabalho.

Na sequência, serão apresentados os resultados da abordagem completa proposta. Deve-se ressaltar que a apresentação de uma alternativa a métodos existentes na literatura para o problema foco se deve à necessidade de implementação do agente em hardware. Assim, o que se busca são procedimentos e rotinas que podem ser mais facilmente implementados e que permitam minimizar demandas por recursos. Associados a isto, deseja-se que esta simplificação nos procedimentos não esteja associada à uma perda sensível no desempenho.

## 7.2 – Resultados da avaliação do classificador

Neste tópico, serão relatados os resultados obtidos pelo módulo classificador, comparando-o com classificadores baseados em SVM (*Support Vector Machines*) e MLP (*Multilayer Perceptron*). A escolha destas abordagens como referência se deve a dois fatores: primeiro porque são métodos consolidados na literatura; segundo, porque foram métodos utilizados nas avaliações da proposta original, sendo destacada a opção pelo SVM.

Inicialmente, cabe uma comparação das complexidades envolvidas nos processos de avaliação de uma nova instância de entrada, por cada um dos classificadores a serem utilizados. Para o SSGC, a complexidade assintótica nesta avaliação será  $O(d+N)$ , em que  $d$  é a dimensão dos vetores de características do problema e  $N$  o número de referências (neurônios) necessárias à avaliação. Para um classificador baseado em MLP, a complexidade assintótica associada à avaliação será  $O(d.N_l.N_n)$ , em que  $N_l$  é o número de camadas da estrutura,  $N_n$  é o maior número de neurônios em uma camada. Já para um classificador baseado em SVM,  $O(d.N_s)$ , em que  $N_s$  é o número de vetores de suporte.

Em problemas difíceis, dada a configuração ou características do espaço do problema, é de se esperar funções de avaliação mais complexas. Isto refletirá num maior número de referências na proposta SSGC, num maior número de vetores de suporte no SVM e em uma grade com mais neurônios e/ou mais camadas no MLP. O objetivo das avaliações e resultados a serem apresentados é apresentar uma possibilidade de medir, no problema das descargas parciais, a complexidade da função de avaliação e o comportamento dos agentes que utilizam os métodos sob análise.

Outro aspecto que merece ser destacado é a capacidade do classificador para definir a quantidade de recursos a serem alocados, durante o treinamento, conforme a complexidade do problema. SSGC e SVM, dada a forma de implementação, produzem estruturas compatíveis com mínimo esforço na definição de parâmetros (podem se

adaptar à complexidade do problema durante o treinamento). Já no caso do MLP, em sua forma padrão, a topologia da estrutura é parâmetro demandado para que o treinamento ocorra. Assim, existe uma dificuldade adicional relacionada à definição de topologia da estrutura de acordo com o problema e, portanto, torna-se um agente mais complicado de ser reconfigurado.

Para as bases de dados utilizadas neste trabalho, o melhor desempenho do agente SVM foi obtido com o uso da *Radial-basis function* como função *kernel*. Já para o agente MLP, a função de ativação utilizada nos neurônios das camadas ocultas foi a função tangente hiperbólica e, para o neurônio da camada de saída foi utilizada uma função sinal.

Nos testes realizados foram utilizados conjuntos de dados compostos por tipos de interferências normalmente encontradas nos processos de detecção de sinais de descargas parciais, como ruídos aleatórios e transitórios, impulsivos, modulados em amplitude (AM) e com pequenas amplitudes, simulados com distribuição Gaussiana (representando ruídos de fundo). Foram utilizados doze conjuntos de dados, cujas características estão detalhadas na tabela 7.1, e são compostos por vetores de características com informações das linhas de máximos locais das amostras, obtidas pela aplicação de transformada de wavelets de tempo discreto (DWT).

Os conjuntos de teste e treinamento foram gerados de forma independente. Para os sinais medidos, quando possível, os conjuntos de treinamento foram construídos através de medições independentes de sinais de descargas parciais e ruído; quando não foi possível, as amostras foram geradas utilizando partes de um mesmo sinal, porém, em localizações em que não houve ocorrência de sobreposição de descargas e ruídos.

A estrutura do agente MLP utilizado possui três camadas ocultas com 24, 12 e 6 neurônios, respectivamente, e uma camada de saída com um neurônio. O desempenho na classificação foi avaliado considerando a média percentual de acertos na identificação dos sinais em cinquenta execuções. Este teste foi realizado utilizando, de

forma independente, cada um dos conjuntos de dados. Em cada execução, foi construído um conjunto composto por 80% de informações sobre ruídos e 20% sobre descargas parciais, utilizando-se amostragem aleatória. Dos dados selecionados, foram separados 85% para o treinamento e 15% para teste.

TABELA 7.1: Características dos conjuntos de dados utilizados no treinamento.

Referência conjunto dados	Tipo	Número de atributos	Descarga parcial	Ruído	Total
1	Simulado	6	4032	41953	45985
2	Simulado	6	262	1607	1869
3	Simulado	6	2132	21729	23861
4	Simulado	6	4352	2737	7089
5	Simulado	6	4400	736	5136
6	Simulado	6	4160	1454	5614
7	Medido	10	7808	37397	45205
8	Medido	10	26944	81716	108660
9	Medido	10	26944	23344	50288
10	Medido	10	21216	83643	104859
11	Medido	6	4400	5277	9677
12	Medido	6	4424	3960	8384

Os resultados são apresentados na tabela 7.2. As colunas “SSGC” e “Norm” se referem, respectivamente, ao número de referências (neurônios) definidas pelo método SSGC depois e antes que a simplificação da grade fosse realizada. Em cada execução, os mesmos conjuntos de dados de treinamento e teste foram fornecidos aos três classificadores. Nesta mesma tabela é indicado o número médio de referências (neurônios ou vetores de suporte, conforme o caso) utilizadas por cada classificador

após o término do treinamento. Este número irá variar conforme a complexidade do problema. Como a grade MLP é fixa (composta por 43 neurônios no total), sua função de avaliação também é fixa e seu número de referências não é apresentado na tabela 7.2. Os resultados apresentados se referem à utilização da distância Manhattan como métrica de distância do SSGC.

TABELA 7.2: Percentuais médios de acertos, em cinquenta execuções e número médio de referências (neurônios ou vetores de suporte) definidas para processo de avaliação.

Referência base de dados	Percentual de acertos						Número de referências para avaliação		
	Descargas parciais			Ruídos			Neurônios		Vetores de suporte
	96	98	100	90	95	100	<i>Norm</i>	<i>SSGC</i>	<i>SVM</i>
1							55.3	21.4	709.9
2							113.9	32.4	136.1
3							130.0	42.7	982.0
4							68.2	27.4	281.1
5							92.2	26.6	347.9
6							22.5	8.4	144.5
7							70.4	33.5	916.0
8							47.9	18.1	1857.9
9							25.8	8.5	550.5
10							84.5	36.0	1514.3

■ MLP    ■ SVM    ■ SSGC

Conforme pode ser verificado, o desempenho dos três classificadores é muito parecido, indicando que o classificador proposto é equiparável aos dois classificadores

já consolidados. Os resultados também confirmam que a abordagem proposta em Mota et al. (2011) é consistente e que as linhas de máximos locais são eficientes para identificação dos sinais provenientes de descargas parciais. Nota-se que o desempenho da proposta SSGC foi obtido com uma quantidade muito menor de referências para avaliação e com a utilização de uma métrica mais simples (somadas e subtrações, ao invés de operações baseadas em produtos internos).

Também, realizaram-se simulações, utilizando os conjuntos de dados referenciados como 11 (ruídos harmônicos) e 12 (ruídos transitórios) na tabela 7.1, em que se avaliam os sinais reconstruídos após a operação de classificação realizada pelos três agentes em teste (verificação de distorções dos sinais reconstruídos com relação a sinais de referência). Para cada um dos conjuntos 11 e 12, utilizados para treinamento, foram utilizados outros vinte conjuntos para teste. O procedimento adotado para cada conjunto foi: primeiro, utilizou-se o conjunto de treinamento para definir as funções de avaliação de cada classificador; segundo, com estas funções de avaliação, foi feita a avaliação de cada amostra nos vinte conjuntos de teste disponíveis; terceiro, reconstruíram-se os vinte conjuntos de teste e avaliou-se cada um dos sinais, utilizando-se como métricas a relação sinal ruído ( $SNR$ ) e o coeficiente de correlação cruzada ( $R_{xy}$ ); quarto, calcularam-se as médias, para cada métrica, dos resultados dos vinte conjuntos. Este processo foi realizado vinte vezes para cada classificador. Este procedimento visa avaliar a capacidade de generalização dos classificadores.

A primeira métrica utilizada, a relação sinal ruído ( $SNR$ ), é dada pela equação

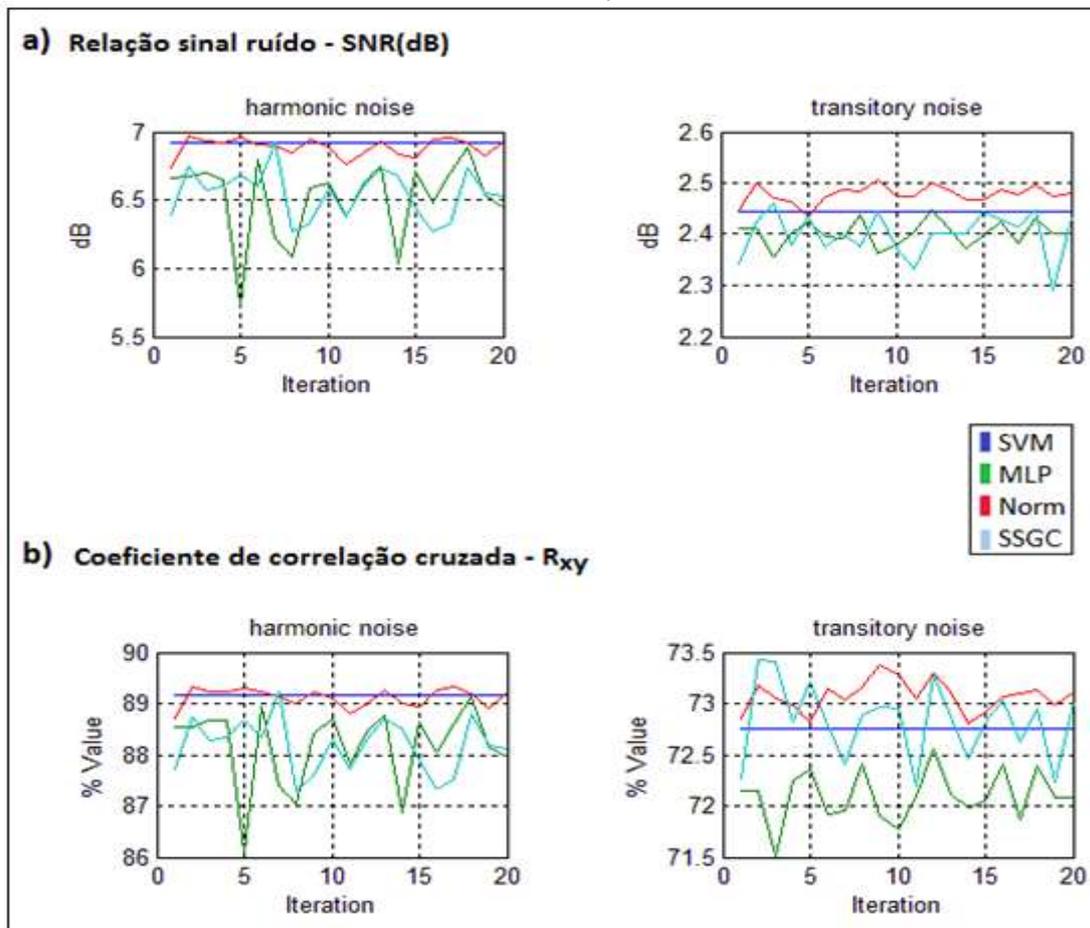
$$SNR(dB) = 10 \log_{10} \frac{\sum_n x^2[n]}{\sum_n (x[n] - y[n])^2} \quad (5.2)$$

em que  $x[n]$  é o sinal original e  $y[n]$  é o sinal reconstruído. A segunda métrica, o coeficiente de correlação cruzada ( $R_{xy}$ ), é expressa pela equação

$$R_{xy}(r) = \sum_{n=0}^{N-r-1} (x[n] \cdot y[n+r]) \quad (5.3)$$

Nesta equação,  $0 \leq r \leq (N - 1)$  e  $N$  é o número de amostras do sinal. Na figura 7.1, são apresentados os valores médios, em cada uma das vinte execuções, de cada uma das métricas ( $SNR$  e  $R_{xy}$ ) para cada um dos conjuntos de dados. Conforme pode ser observado, os resultados obtidos pelo classificador SSGC foram muito próximos aos resultados obtidos pelos dois classificadores de referência.

FIGURA 7.1: Resultados das avaliações dos sinais reconstruídos.



As variações encontradas no desempenho de cada um dos classificadores se devem à aleatoriedade de formação dos conjuntos de treinamento, tanto com relação à

escolha de instâncias quanto para a ordem de utilização das mesmas. Para se evitar generalização, nem todas as instâncias associadas a sinais de descargas parciais são disponibilizadas para treinamento em cada iteração.

Pode-se observar que, com a realização da simplificação da estrutura da abordagem proposta visando minimizar o número de referências para avaliação, tem-se uma perda no desempenho do mesmo, quando feita a comparação com a estrutura originalmente gerada. Além desta perda, os aumentos nas oscilações no resultado apresentado indicam um aumento na susceptibilidade a *outliers*. No entanto, cabe ressaltar que esta diminuição de referências está diretamente relacionada com a simplificação da função de avaliação a ser implementada em hardware e, portanto, com uma menor demanda por recursos. Assim, a utilização da grade normal ou simplificada para o agente classificador proposto deve ser analisada conforme as características dos sinais envolvidos e disponibilidades de recursos de hardware existentes.

Pode-se considerar que classificadores que apresentam menores oscilações, ao longo das iterações, estão mais preparados para operar com *outliers*. Isto pode ser observado nos resultados obtidos com o agente SVM na figura 7.1. Este agente apresenta ótima capacidade de identificar corretamente sinais provenientes de ocorrências de descargas parciais, conforme resultados apresentados na tabela 7.2. O grande problema do agente SVM é que este desempenho está associado à dependência de um grande número de vetores de suporte, conforme pode ser verificado também na tabela 7.2. Conforme mencionado, o número de vetores de suporte está diretamente associado à quantidade de cálculos necessários para avaliação de novas instâncias de entrada. Assim, se não existirem restrições quanto à disponibilidade de recursos para implementação, a melhor opção é o agente baseado em SVM. No entanto, havendo necessidade de minimização na quantidade de recursos para a implementação, a utilização de SVM pode não ser interessante ou viável e o agente SSGC apresenta-se como opção plenamente aplicável.

Em todos os testes realizados, as linhas de máximos locais, dada a forma pela qual foram geradas em Mota et al. (2011), foram avaliadas em módulo. Nestes casos, a utilização de distância Manhattan como métrica na abordagem proposta apresentou resultados similares às avaliações que utilizaram distância Euclidiana. Em situações em que as linhas de máximos locais possuíam valores originais, podendo assumir valores negativos, a utilização de distância Euclidiana se mostrou com desempenho ligeiramente superior. Outro ponto a ser destacado é que a utilização da distância Euclidiana como métrica permitiu uma menor quantidade de referências após os procedimentos de simplificação da grade, principalmente em problemas mais difíceis. Assim, nos resultados a serem apresentados para avaliação da proposta completa, foi utilizada esta métrica de distância (com eliminação da raiz quadrada). Embora exista um aumento na complexidade dos cálculos a serem realizados, isto é compensado pela diminuição no número de referências para avaliação.

Ao contrário do que ocorre em um agente SVM, em que a função de avaliação expressa uma superfície de decisão na dimensão do problema (hiperplanos) e esta superfície pode apresentar uma forma complexa, na abordagem proposta as superfícies de decisão possuem formas simples, definidas pelo cálculo de distâncias. Assim, na abordagem proposta tem-se maior susceptibilidade a erros de classificação, quando da avaliação de *outliers*. Para minimizar estes erros, há maior necessidade de que o conjunto de treinamento seja o mais representativo possível para o problema.

Considerando o percentual médio de acertos (para sinais e ruídos) acima de 95%, observado em todas as avaliações realizadas (utilizando distâncias Manhattan ou Euclidiana como métricas), associado à simplicidade de implementação e a uma menor complexidade da função de avaliação, optou-se pela utilização do classificador SSGC (MACHADO; MOTA, 2015) na implementação em hardware proposta.

### 7.3 – Resultados da avaliação da abordagem proposta

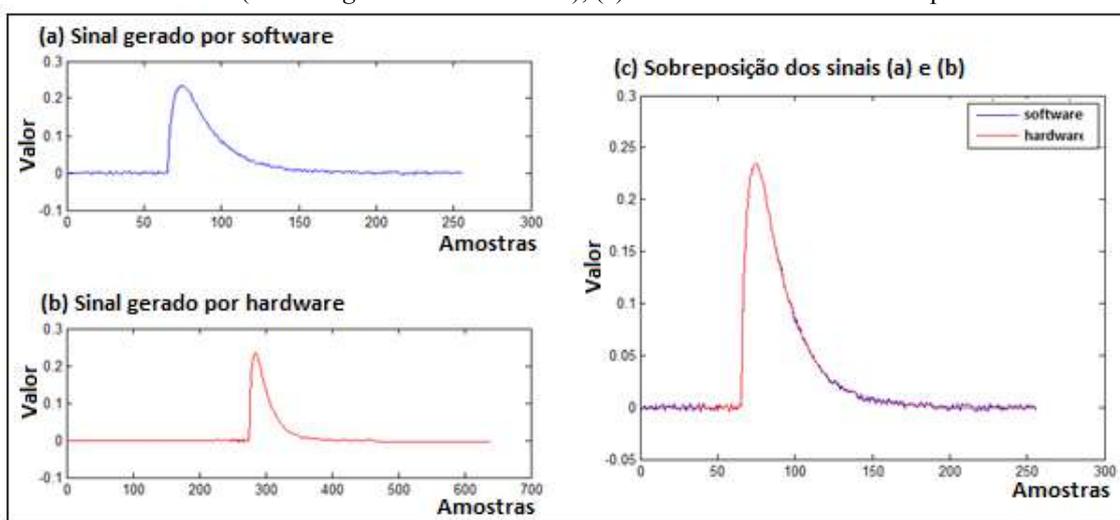
Os resultados aqui apresentados se referem à proposta descrita no capítulo 6. Uma análise dos resultados obtidos nas simulações realizadas, quando utilizados um mesmo conjunto de referências e um mesmo conjunto de dados de teste, não revela diferenças consideráveis nos desempenhos obtidos por agentes implementados em software (figura 6.12) ou em hardware (figura 6.14). Afinal, embora os processos sejam executados de formas diferentes, as rotinas (equações executadas) são as mesmas.

Nas simulações, para uma primeira avaliação da implementação em hardware (pré e pós síntese) foi utilizada a ferramenta *ISE Design Suite 14* da Xilinx. Nestes casos, foram fornecidas amostras de entrada obtidas a partir de arquivos. Após o processamento das mesmas, efetuou-se a gravação do sinal de saída em arquivo texto. Posteriormente, este sinal de saída foi utilizado para geração dos gráficos aqui apresentados. A única intervenção realizada na geração dos gráficos foi, eventualmente, efetuar o sincronismo destes sinais com referências de avaliação, compensando o atraso de grupo inerente ao processo de filtragem.

Deve-se destacar que a implementação em software opera com números reais e a implementação em hardware opera com binários de 16 bits. Portanto, dada à necessidade de conversões e aproximações de resultados, é de se esperar algum desvio nos resultados obtidos quando comparados os sinais de saída fornecidos por estas duas implementações. Porém, estes desvios devem ser marginais, ou seja, os resultados devem convergir para valores muito próximos. A título de ilustração, apresenta-se na figura 7.2 as saídas de duas implementações para as transformadas direta e inversa de wavelets (filtros com seis coeficientes / Daubechies 6), tomando-se como entrada um sinal aleatório. A implementação em hardware foi construída para operação de forma contínua, a partir de sua habilitação, e, assim, não se necessita conhecimento prévio do tamanho do conjunto de amostras de entrada. Nas simulações, a operação deste agente foi interrompida após um dado intervalo de tempo, que não necessariamente coincidiu com o término de processamento da última instância de entrada. Assim, o número de

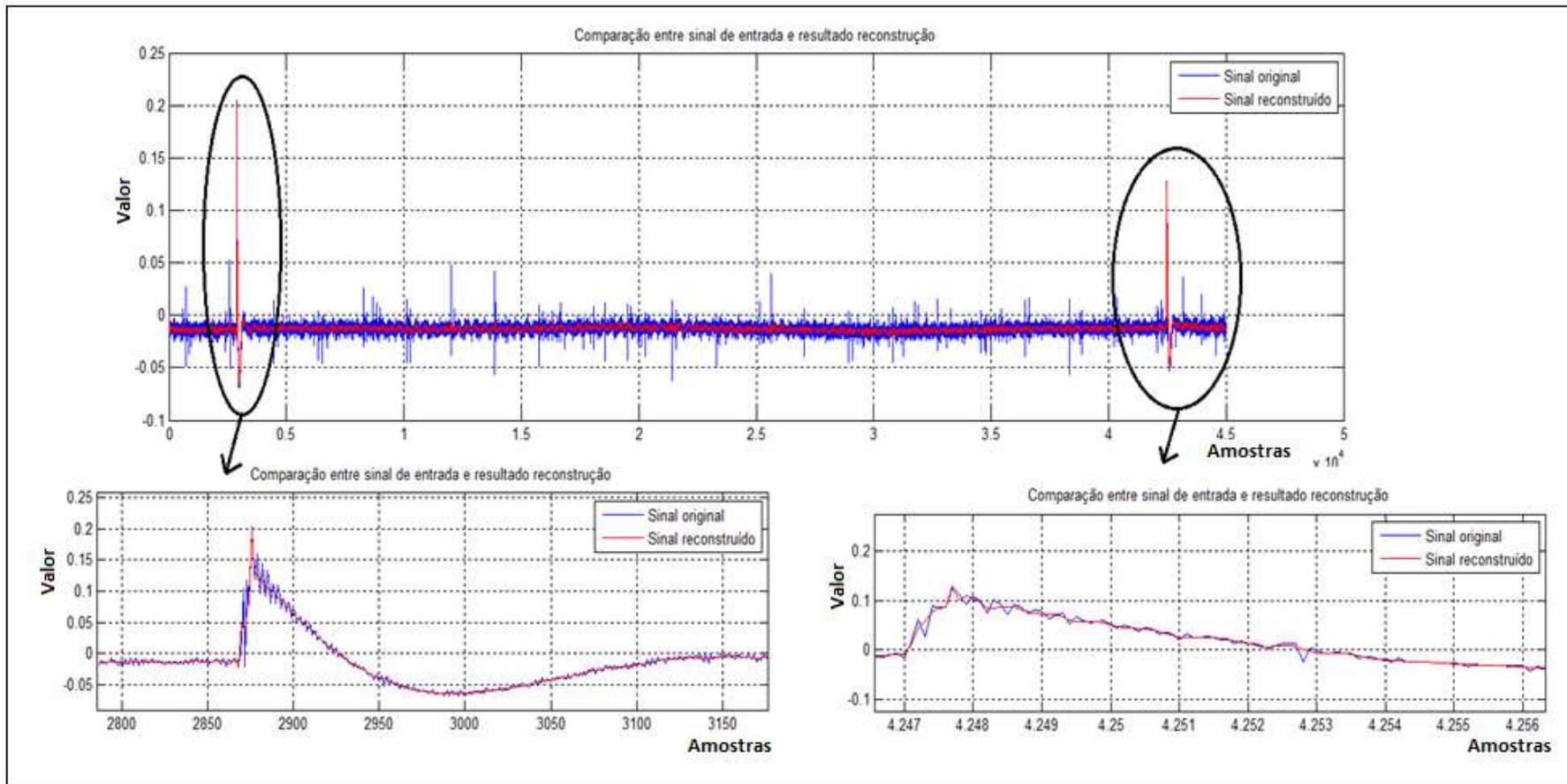
amostras de saída na implementação por hardware é maior que a obtida pelo processamento utilizando software. Na figura 7.2, (c), é apresentada a sobreposição dos sinais de forma a destacar eventuais diferenças nos resultados obtidos.

FIGURA 7.2: Resultados da execução em sequência da DWT e IDWT para um sinal aleatório. (a) saída da implementação em software (*Matlab*); (b) saída da simulação pós síntese para uma implementação em hardware (*ISE Design Suite 14* da Xilinx); (c) sinais sincronizados e sobrepostos.



Na figura 7.3, é apresentado o resultado obtido pelo agente após o processamento de um sinal de descargas em solido com ruído síncrono. Nesta figura, são destacadas as posições em que o agente detectou a ocorrência de eventos de descargas parciais. Pode-se verificar que, além de identificar os instantes de ocorrência, a metodologia proposta conseguiu bom resultado no processo de eliminação de ruídos. Este resultado foi obtido com um processo bastante simples e que não demandou uma grande quantidade de recursos.

FIGURA 7.3: Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em sólido e sujeitas a ruídos síncronos.



Na tabela 7.3 é apresentado o resultado do processo de síntese do código VHDL para a abordagem proposta segundo a estrutura ilustrada na figura 6.13. Conforme pode ser observado, obteve-se uma implementação viável com uma demanda por recursos que ainda permite a inclusão de novas rotinas. Isso é importante porque, para uma implementação funcional, será necessário acrescentar estruturas de entrada e saída das amostras de dados. Além disso, ainda estão disponíveis recursos de hardware para que haja acréscimo de outras operações que possam provocar incremento na operação do agente. Destaque deve ser dado ao percentual de utilização de módulos DSP, devido à opção feita pela paralelização dos cálculos. Com uma maior utilização de módulos DSP, que se encontram dispersos na estrutura do FPGA, demandou-se uma maior utilização de barramentos para os sinais de clock (*Number of BUFG/BUFGCTRLs*) para disponibilização do sinal de sincronismo de ações. De qualquer forma, conforme pode ser verificado, ainda foi possível garantir uma certa disponibilidade de recursos para eventuais novas rotinas.

TABELA 7.3: Resultado do processo de síntese para o agente proposto.

Device Utilization Summary (estimated values) [-]			
Logic Utilization	Used	Available	Utilization
Number of Slice Registers	4774	407600	1%
Number of Slice LUTs	6418	203800	3%
Number of fully used LUT-FF pairs	2905	8287	35%
Number of bonded IOBs	36	500	7%
Number of BUFG/BUFGCTRLs	6	32	18%
Number of DSP48E1s	232	840	27%

Mesmo com utilização de *pipelining*, conseguiu-se uma implementação que não demanda, de forma intensiva, recursos de armazenamento. Daí o baixo percentual de utilização de registradores disponíveis nas estruturas básicas do FPGA. Também, isto está refletido na não alocação de estruturas de memórias RAM disponíveis quando da realização da síntese de código pela ferramenta utilizada. A característica modular da estrutura, a utilização intensiva de módulos DSP (dispersos), a utilização de 16 bits na

representação numérica, a características de processos envolvidos e opções feitas pela ferramenta de síntese promoveram uma implementação em hardware que subutiliza os recursos dos blocos lógicos existentes (apenas 35% das estruturas diversas disponíveis e alocadas para uso foram totalmente utilizadas). Em última instância, isso é reflexo da simplicidade dos processos definidos e permite a possibilidade de melhor otimização de rotinas, caso necessário. Uma última consideração é que, no controle das operações para sincronização dos diversos módulos, optou-se pelo uso de uma máquina de estados finitos e alguns sinais adicionais de controle. Embora esta opção tenha provocado aumento no percentual de blocos lógicos utilizados (*number of slice LUTs*), de 2% para 3%, obteve-se uma maior facilidade na sincronização das operações e em melhor controle e maior segurança (garantia de acionamento de um módulo em instante adequado) na operação do agente.

Nas figuras 7.4, 7.5 e 7.6 são apresentados resultados obtidos pelo agente para sinais com ruídos de naturezas diversas. Em todos os casos, o agente se mostrou efetivo na identificação dos pulsos (ou instantes de ocorrência) de descargas parciais. O processo de reconstrução, quando envolvidos ruídos AM, se mostrou o mais complexo para o agente proposto. Isto devido à existência de componentes de frequências intermediárias que não puderam ser eliminadas com a utilização de transformada de wavelets com três níveis de decomposição. Isto é ilustrado na figura 7.7, em que é apresentado um pulso de descarga parcial em ar sujeito a ruídos AM. Além do sinal original e da reconstrução realizada pelo agente, uma reconstrução realizada pelo método apresentado em Mota et al. (2011) também é explicitada (sinal filtrado referência). Nesta figura, as curvas foram sincronizadas de forma a facilitar a visualização.

Para melhoria deste comportamento foram testadas duas soluções: primeiro a colocação de um filtro em série, na saída do agente, para eliminação destas frequências intermediárias; segundo, a utilização de mais níveis de decomposição quando da realização da transformada de wavelets. Nos dois casos, os resultados foram similares e

permitiram melhor tratamento destas frequências intermediárias. A segunda opção se torna mais interessante à medida que as taxas de amostragem se tornam maiores. Isto porque, com mais amostras para representar um mesmo sinal, pode-se aumentar o número de camadas de decomposição e, assim, o espectro de frequências possíveis de ser manipulados. Nos conjuntos de trabalho, a taxa de amostragem definiu o número de amostras disponível para caracterização do sinal (128) e o número máximo de camadas possíveis de ser utilizadas (sem perda de informação).

Na figura 7.8 apresenta-se uma comparação dos resultados obtidos com reconstruções realizadas a partir do terceiro e quarto níveis de decomposição. Pode-se observar que o acesso às informações do quarto nível já permite uma considerável eliminação de componentes intermediárias de frequências, utilizando-se os procedimentos propostos neste trabalho. O gráfico desta figura foi gerado a partir da saída de uma simulação realizada em FPGA. Deve-se destacar que este agente mais complexo somente foi necessário em uma das bases de testes utilizadas (descargas parciais em ar sujeitas a ruídos AM).

Para os demais conjuntos de teste utilizados, com ruídos síncronos e transitórios, não se mostrou necessário nenhum procedimento extra para a reconstrução com eliminação efetiva de ruídos. A utilização das aproximações da terceira camada de decomposição, após a transformada de wavelets, como referência para a operação do classificador, se mostrou tão eficiente quanto os módulos de máximos locais. As três grandes vantagens da utilização destas aproximações como referência para classificação são: nenhum procedimento extra é necessário antes da habilitação do classificador, após a execução da DWT; necessitam-se apenas das informações de aproximações da terceira camada de decomposição; diminuição sensível no número de referências necessárias na função de avaliação do classificador. Quando utilizado o módulo dos máximos locais, enquanto uma faixa de sinal não for processada, existe a necessidade de armazenamento temporário de aproximações das diversas camadas de decomposição para definição das linhas de máximos locais. Uma vez que essas linhas de máximos sejam definidas, todos

esses coeficientes de aproximação, com exceção aos da última camada, podem ser descartados. Assim, quando utilizados os módulos de máximos locais, após o processamento inicial da DWT, devem ser armazenadas as aproximações da última camada de decomposição, os detalhes de todas as camadas de decomposição e os coeficientes das linhas de máximos locais. Após a operação do classificador e seleção de coeficientes de aproximações e detalhes de interesse, estes coeficientes de linhas de máximos não são mais necessários e podem ser descartados. As operações envolvidas na identificação dos módulos de máximos locais e na seleção de coeficientes de aproximações e detalhes, após a operação do classificador, promovem um aumento de complexidade com relação às ações necessárias na proposta deste trabalho.

Para efeito de ilustração, nas figuras 7.9, 7.10, 7.11, 7.12 apresentam-se outros resultados do agente proposto utilizando algumas das bases criadas a partir de medições e explicitadas na tabela 7.1. Em cada figura encontra-se destacado o número de referências necessárias para operação do classificador (vetores de suporte para SVM; neurônios para SSGC). Comparando estes resultados com os disponíveis na tabela 7.2, pode-se confirmar que a extração de características a partir das informações de aproximações permite uma boa redução no número de referências e, em consequência, uma considerável simplificação nas funções de avaliação dos classificadores. Cabe ressaltar que, neste caso, os resultados obtidos pelo classificador SVM e SSGC sempre retornaram um mesmo resultado para essas bases utilizadas. Assim, os gráficos gerados são os mesmos independentemente do classificador utilizado.

FIGURA 7.4: Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em sólido e sujeitas a ruídos AM.

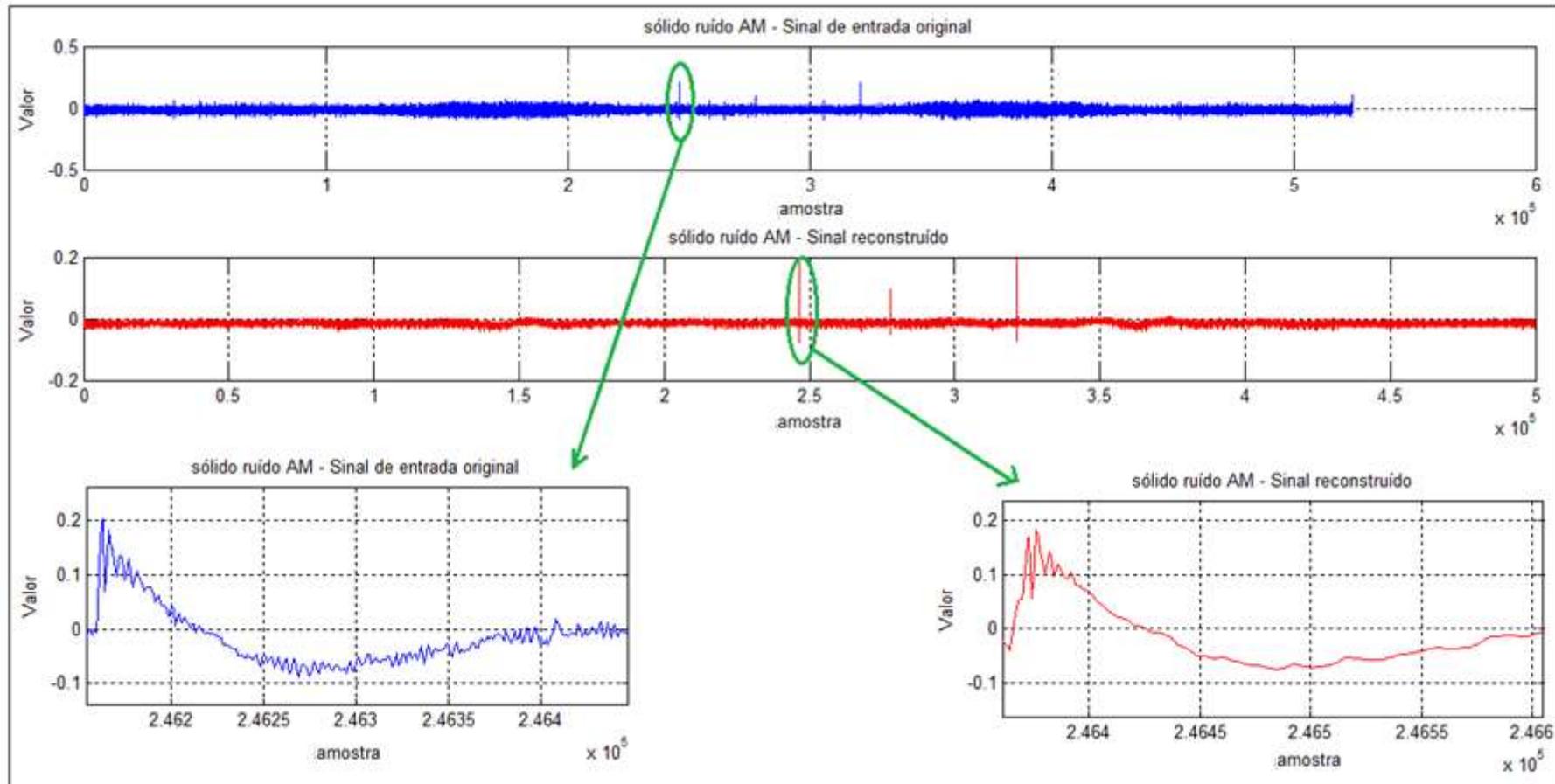


FIGURA 7.5: Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em sólido e sujeitas a ruídos síncronos.

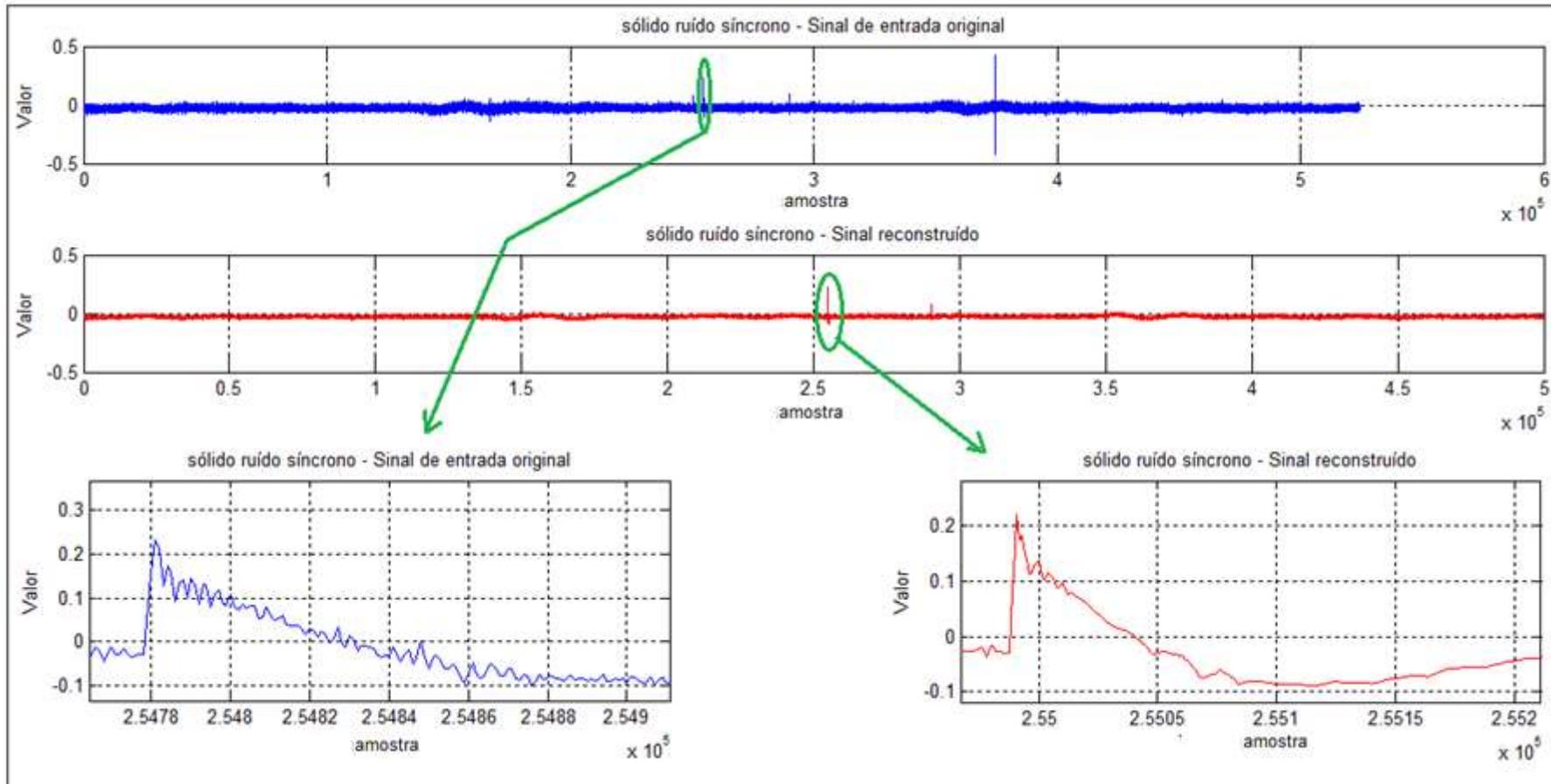


FIGURA 7.6: Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em sólido e sujeitas a ruídos transitórios.

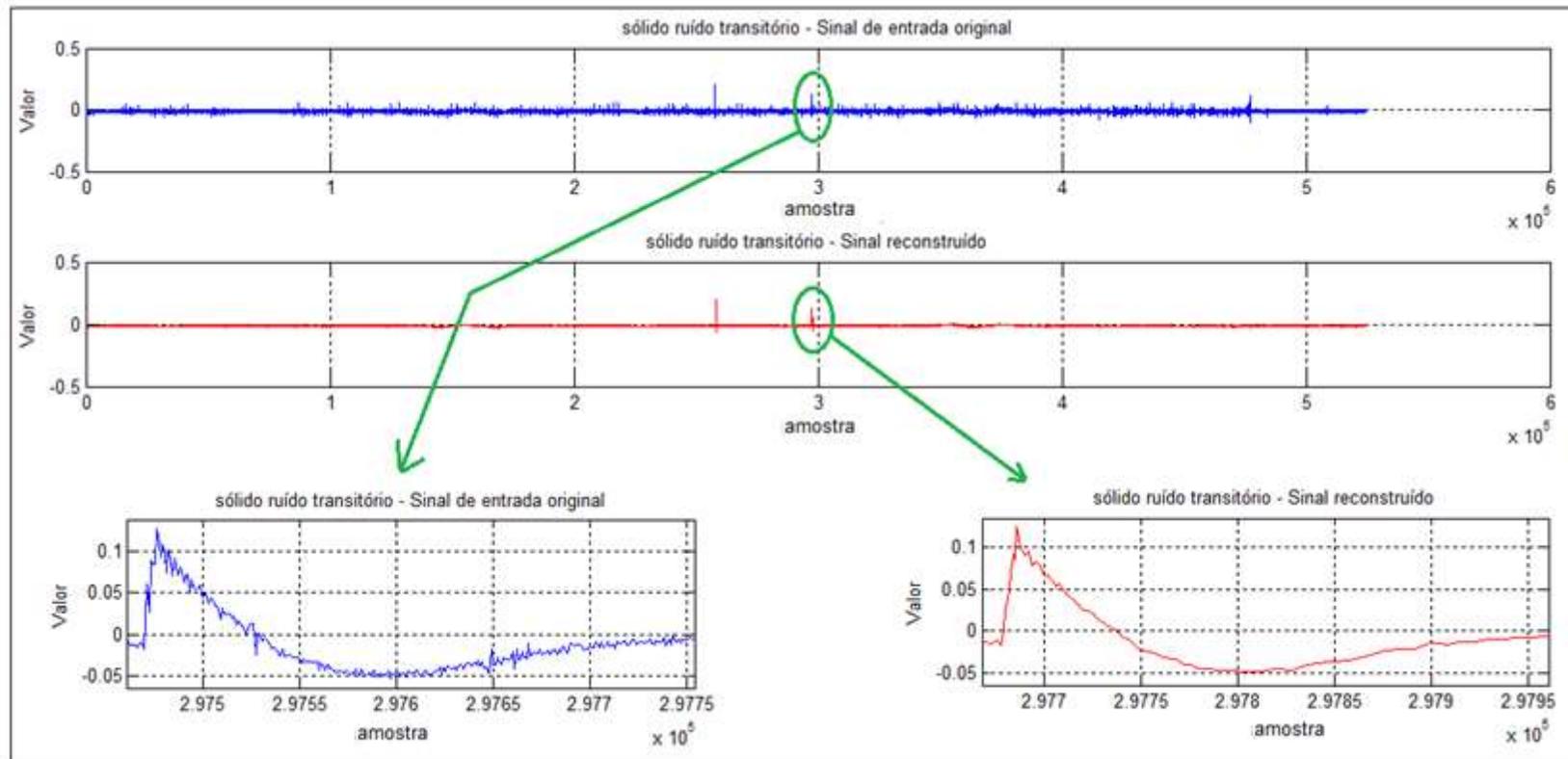


FIGURA 7.7: Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em ar e sujeitas a ruídos AM utilizando-se informações até a terceira camada de decomposição.

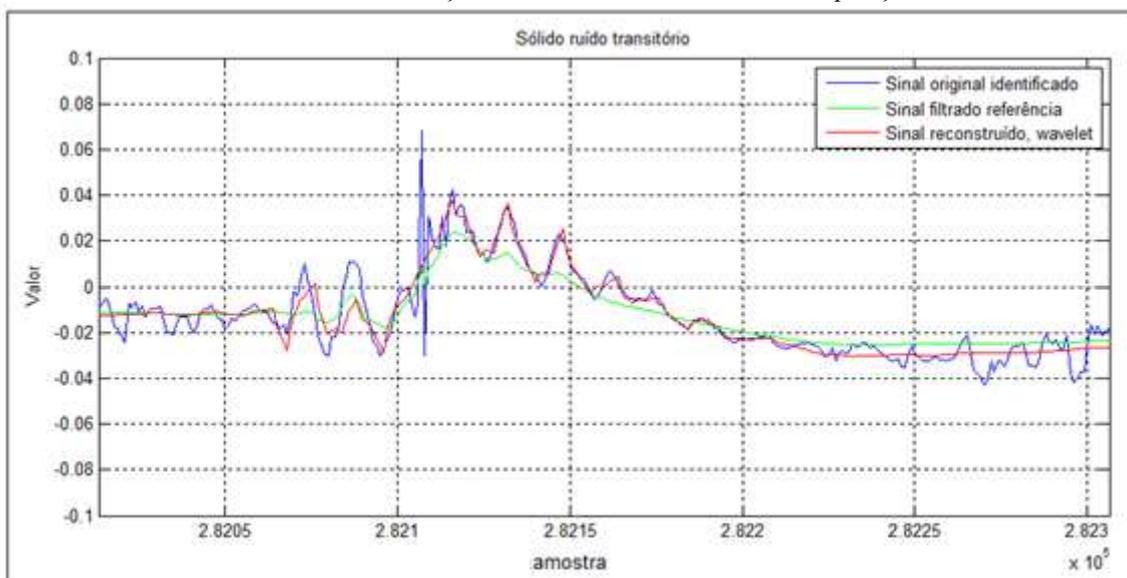


FIGURA 7.8: Exemplo de reconstrução partindo-se de diferentes níveis de decomposição (descargas em ar e sujeitas a ruídos AM).

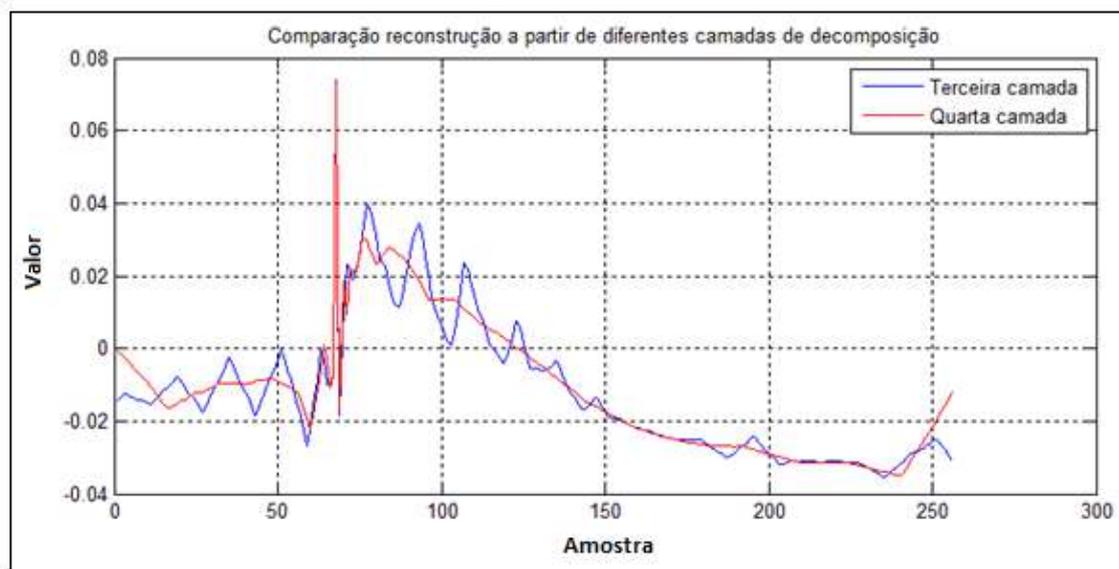


FIGURA 7.9: (a) Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em ar e sujeitas a ruídos AM. (b) Número de referências de avaliação utilizadas pelos classificadores baseados em SVM e SSGC na operação.

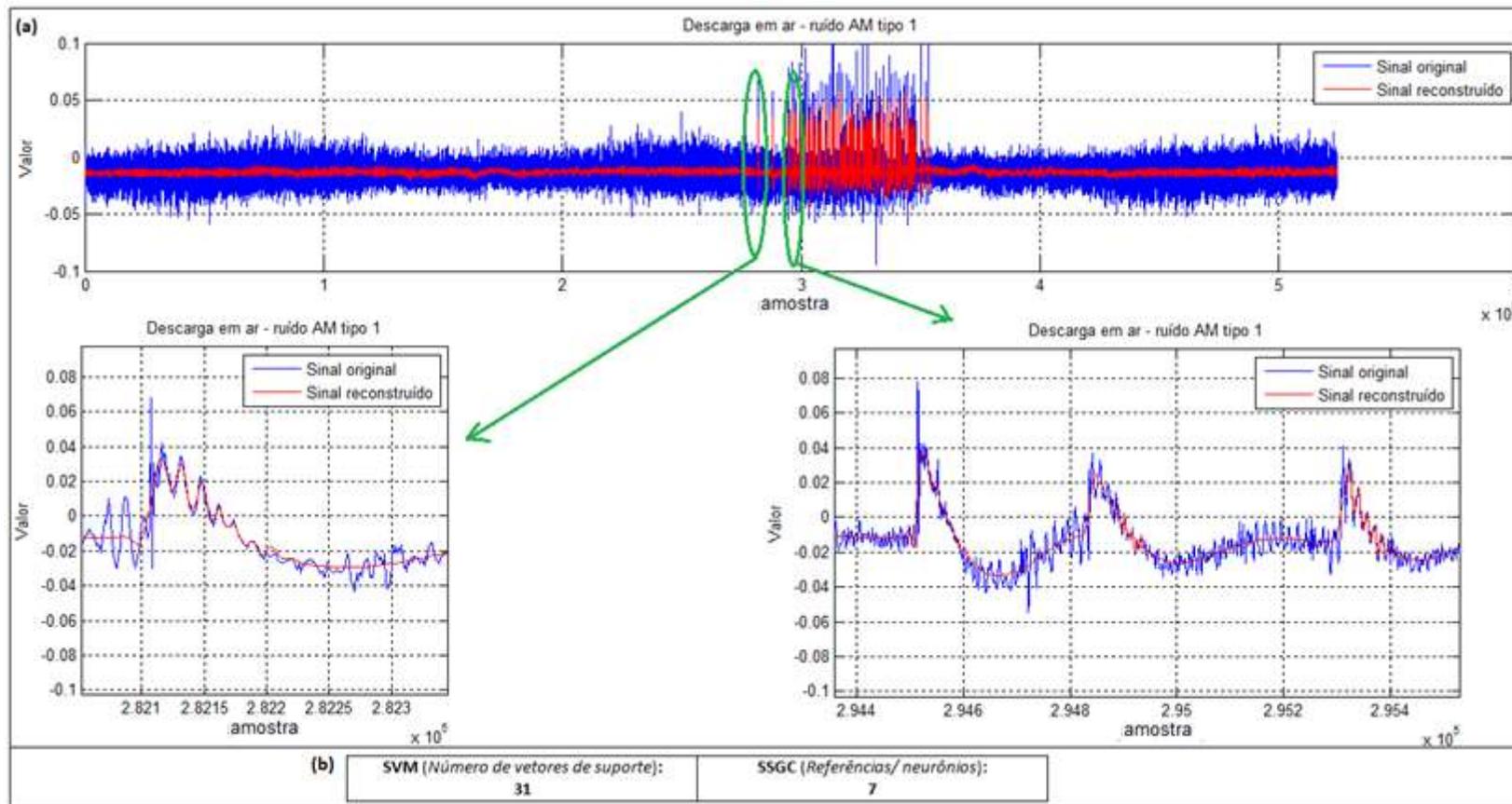


FIGURA 7.10: (a) Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em ar e sujeitas a ruídos AM. (b) Número de referências de avaliação utilizadas pelos classificadores baseados em SVM e SSGC na operação.

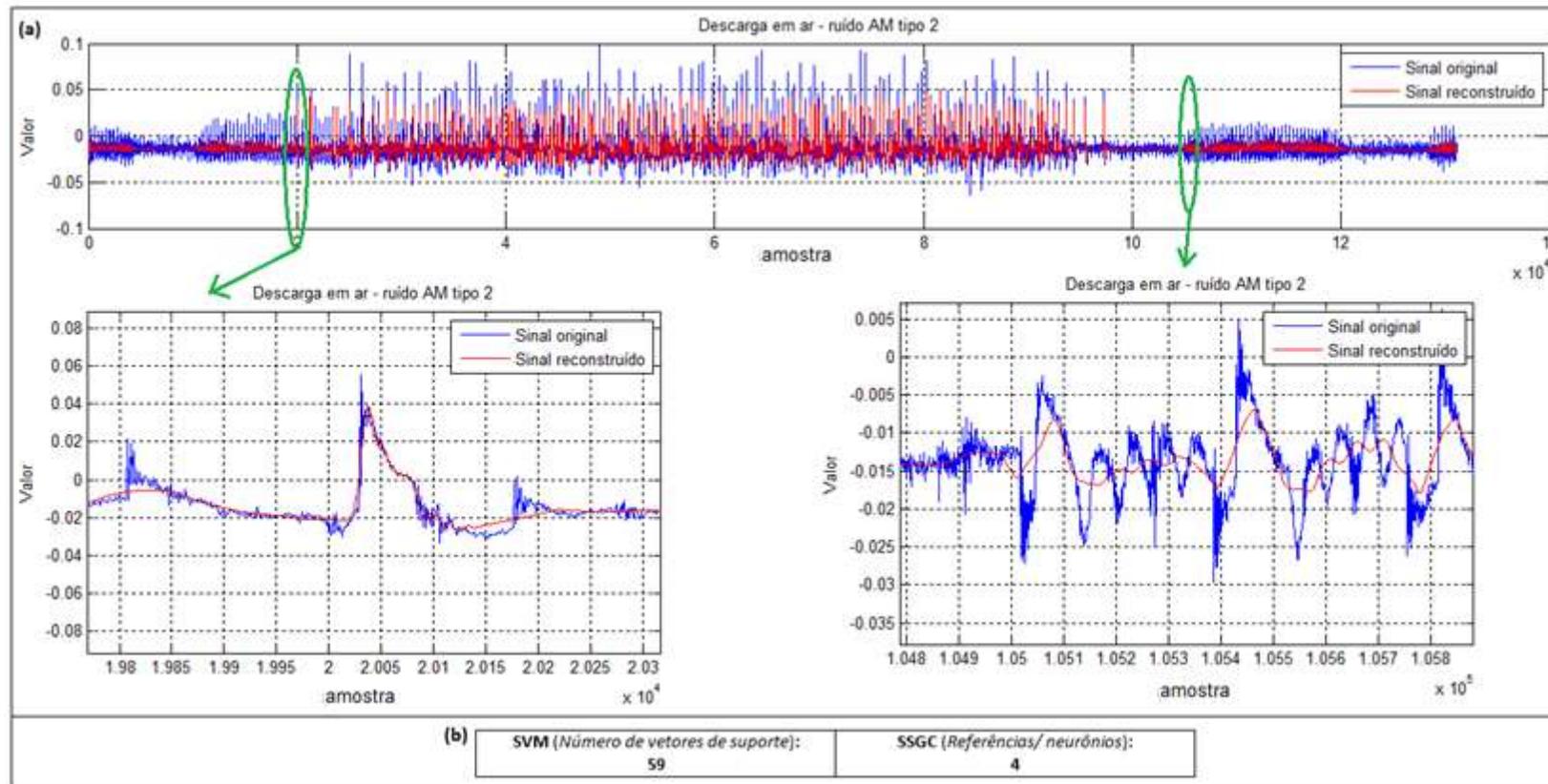


FIGURA 7.11: (a) Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em sólido e sujeitas a ruídos AM. (b) Número de referências de avaliação utilizadas pelos classificadores baseados em SVM e SSGC na operação.

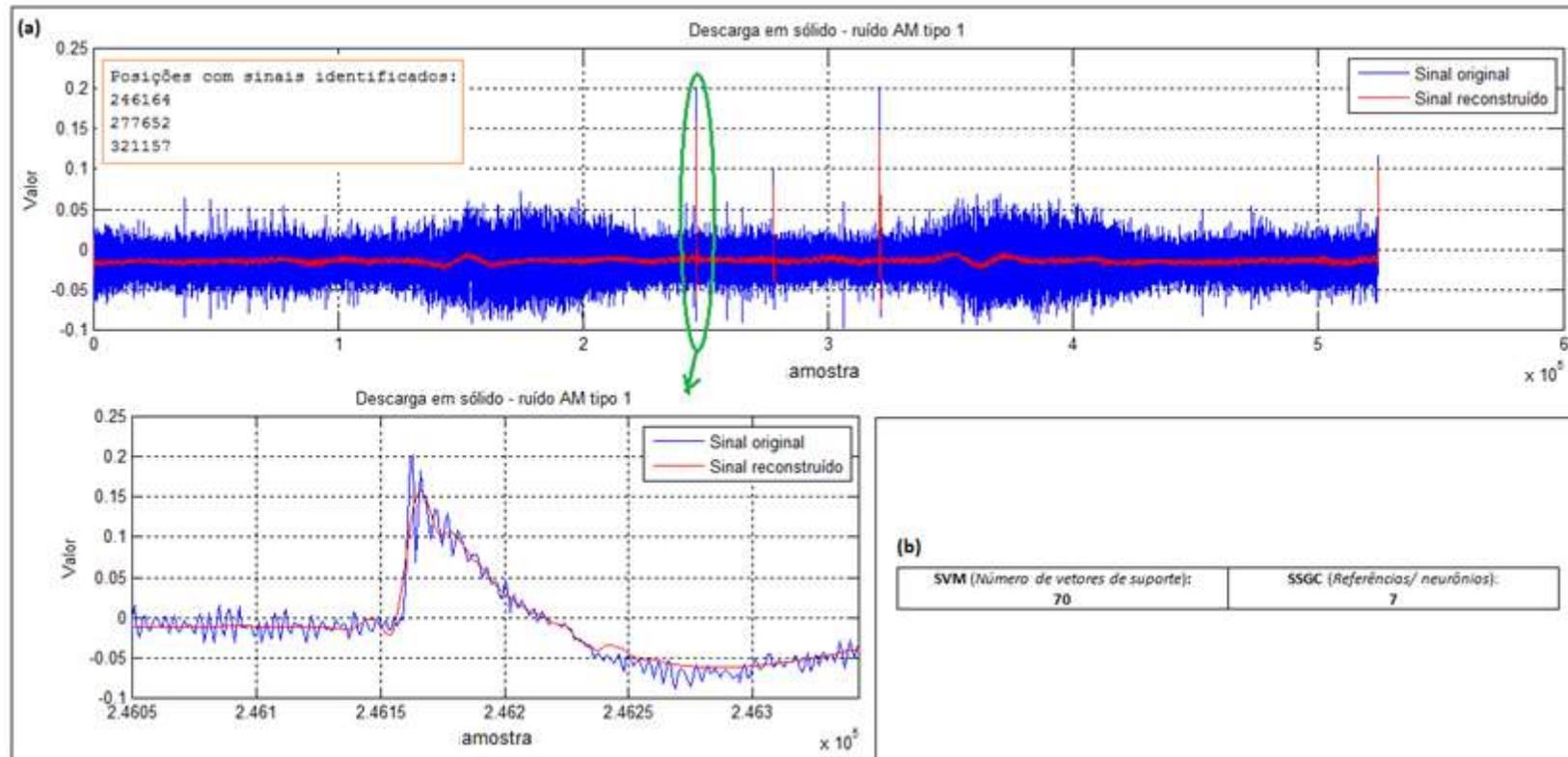
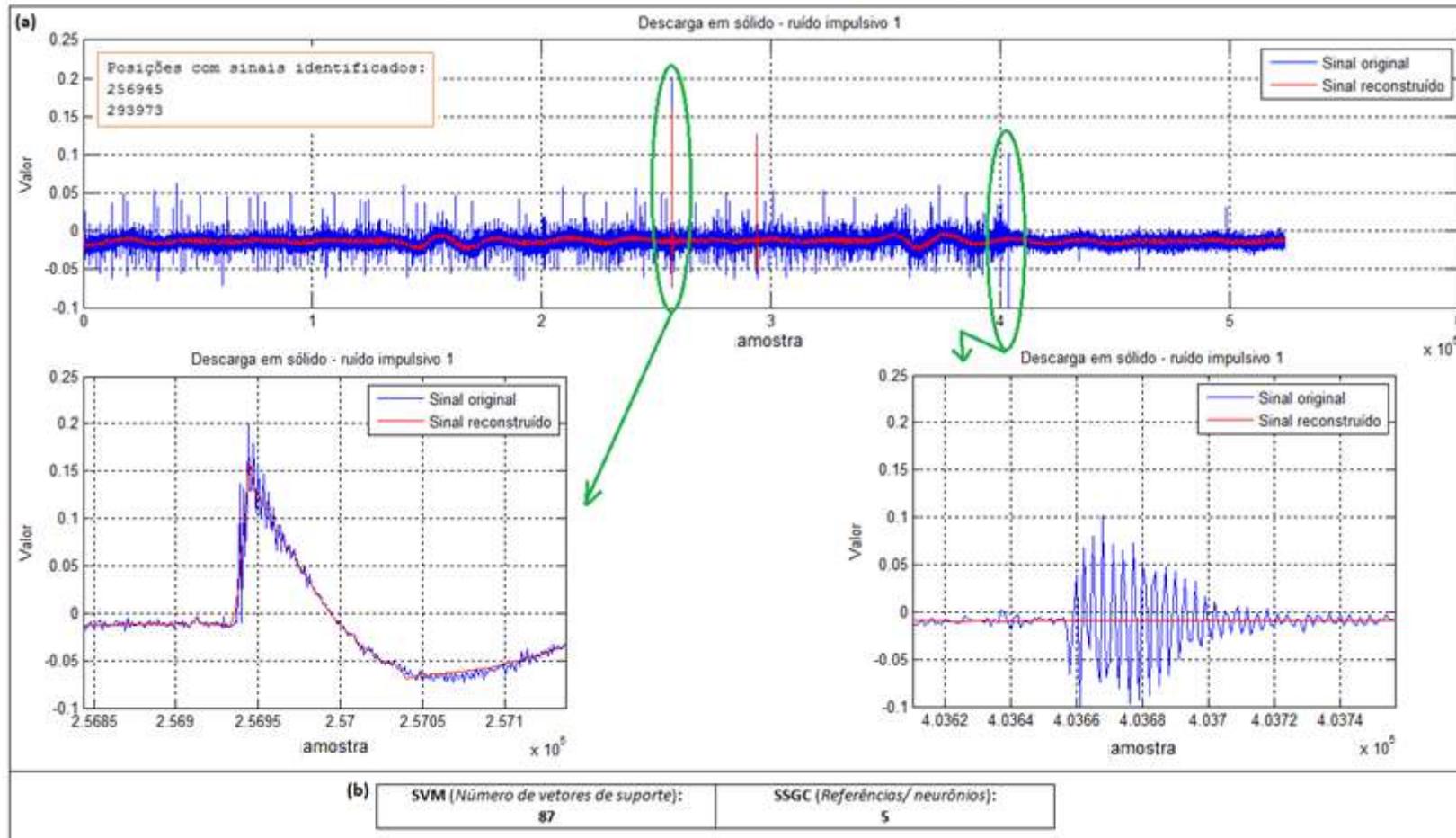


FIGURA 7.12: (a) Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas em sólido e sujeitas a ruídos impulsivos. (b) Número de referências de avaliação utilizadas pelos classificadores baseados em SVM e SSGC na operação.



Para o processo de reconstrução, a utilização de transformada invariante à translação mostra-se mais eficiente quando existe a presença de ruídos AM, porém, esta opção acrescenta maior complexidade à etapa de reconstrução. Esta maior complexidade implica em maior demanda por recursos e maiores dificuldades na sincronização dos diversos módulos. A maior eficiência se refere à capacidade de eliminação de frequências intermediárias associadas a ruídos AM sem a necessidade de procedimentos específicos para tanto. Na abordagem proposta, para se alcançar os mesmos resultados, o sinal deve passar por processamento extra (ou cálculo de mais camadas de decomposição na DWT ou de filtro específico para eliminar estas componentes de frequência). Dada característica modular do agente, a melhor forma de se viabilizar a reconstrução deverá ser analisada conforme o hardware disponível para utilização e conforme restrições com relação à forma e componentes de frequência necessárias ao sinal de saída do agente.

Todos os resultados apresentados anteriormente foram obtidos de bases de dados nas quais os sinais de descargas parciais podiam ser corretamente representados com uso de um conjunto de 128 amostras sequenciais. Nas figuras 7.13, 7.14 e 7.15 foram utilizadas bases de dados provenientes de simulações em que o número de mostras para correta representação dos sinais de descargas parciais é de 16 (corresponderia, por exemplo, a um sistema com menor taxa de amostragem). Nestes casos, os vetores de características tiveram de ser obtidos a partir da primeira camada de decomposição (na qual se tem melhor possibilidade de correta identificação de sinais e ruídos). No entanto, para uma melhor eliminação de ruídos durante a reconstrução, houve a necessidade de realizar a decomposição, por transformada de wavelets, até a quarta camada de decomposição. Os procedimentos realizados para reconstrução foram exatamente os mesmo explicitados anteriormente (eliminação de detalhes a parcelas que não correspondem à frente de onda do sinal de descarga). Nestas figuras, também, destacam-se o número de referências necessárias à operação do classificador e, também, não houve discrepâncias entre os agentes SVM e SSGC.

FIGURA 7.13: (a) Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas simuladas e sujeitas a ruído branco. (b) Número de referências de avaliação utilizadas pelos classificadores baseados em SVM e SSGC na operação.

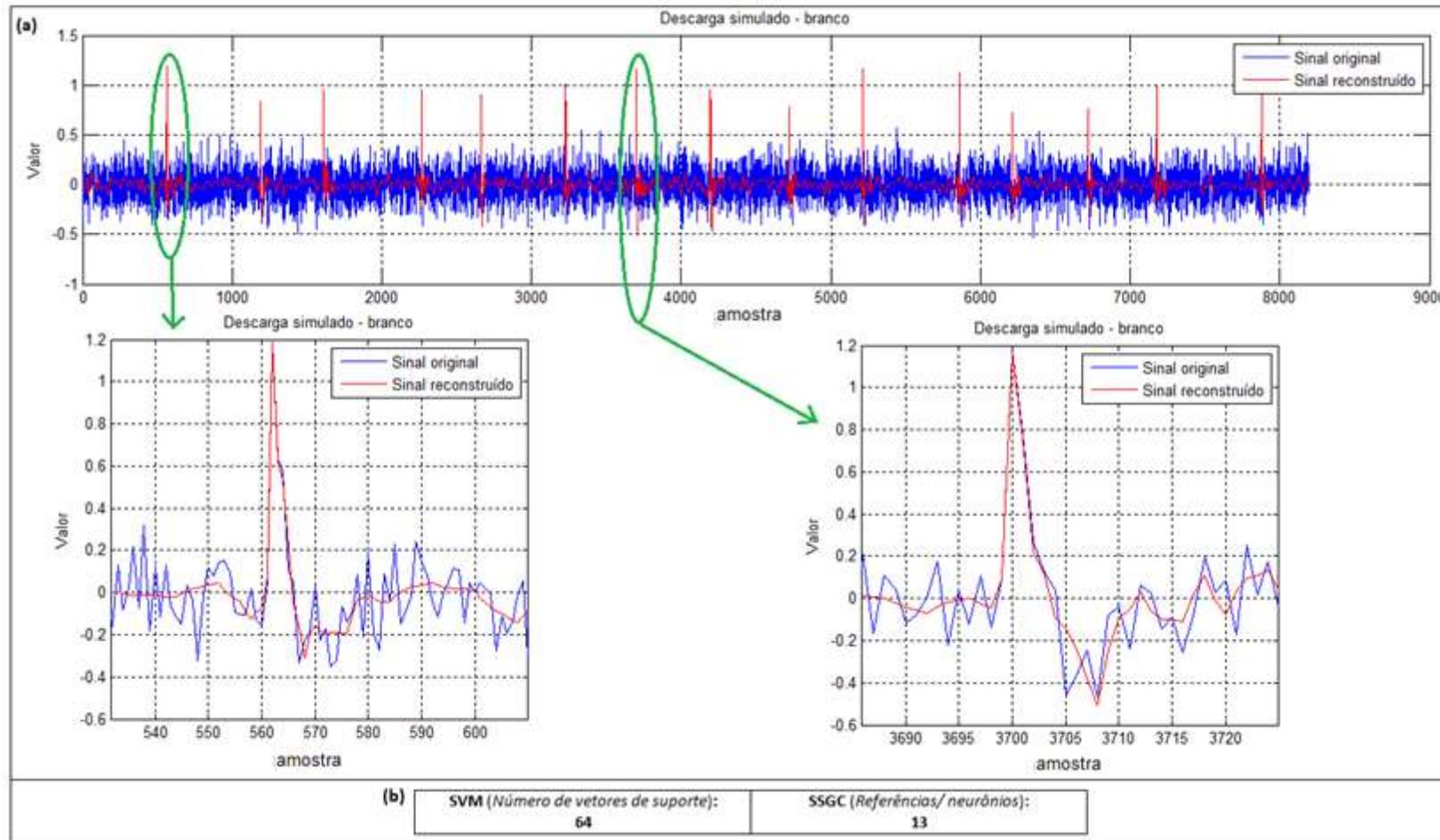


FIGURA 7.14: (a) Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas simuladas e sujeitas a ruído harmônico. (b) Número de referências de avaliação utilizadas pelos classificadores baseados em SVM e SSGC na operação.

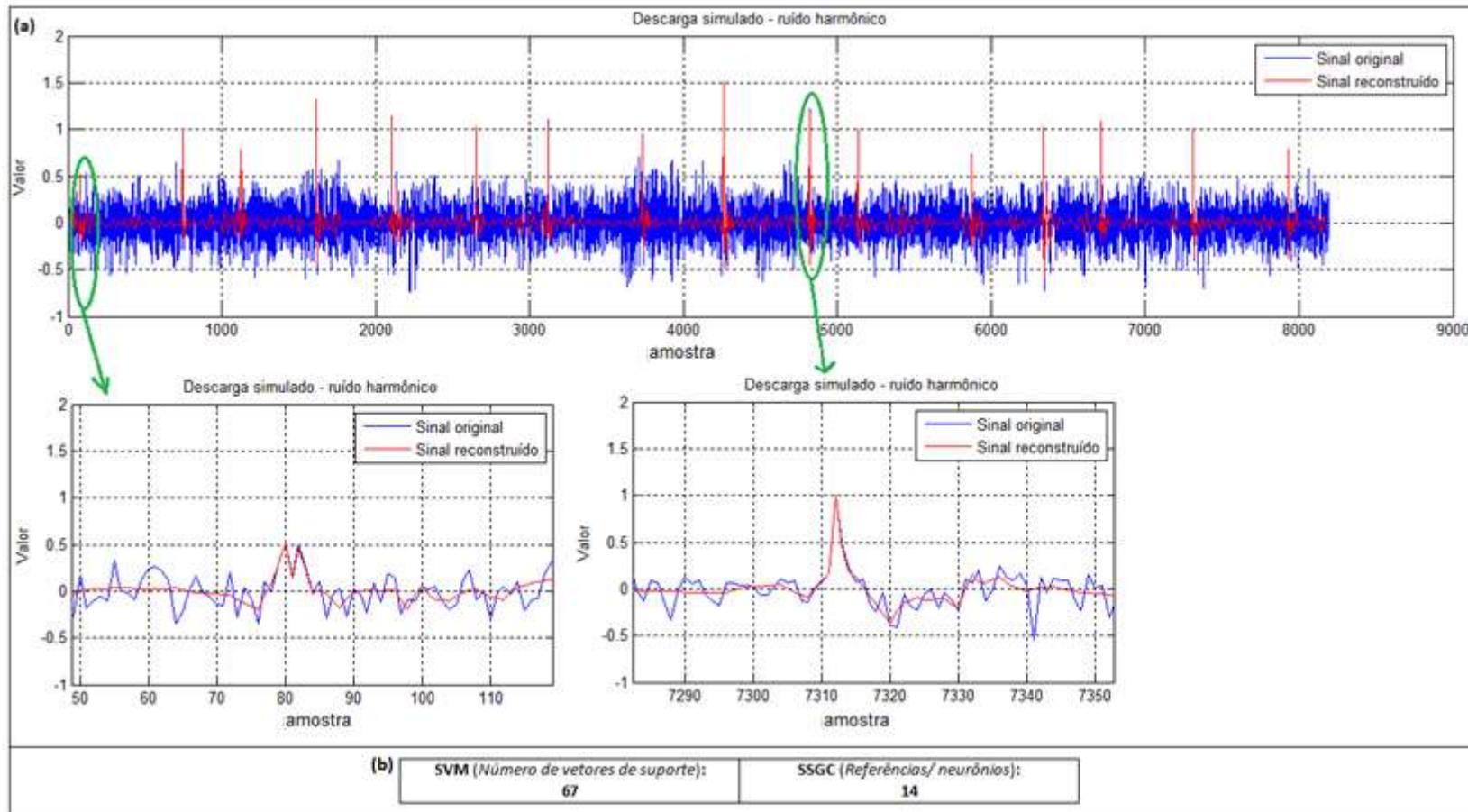
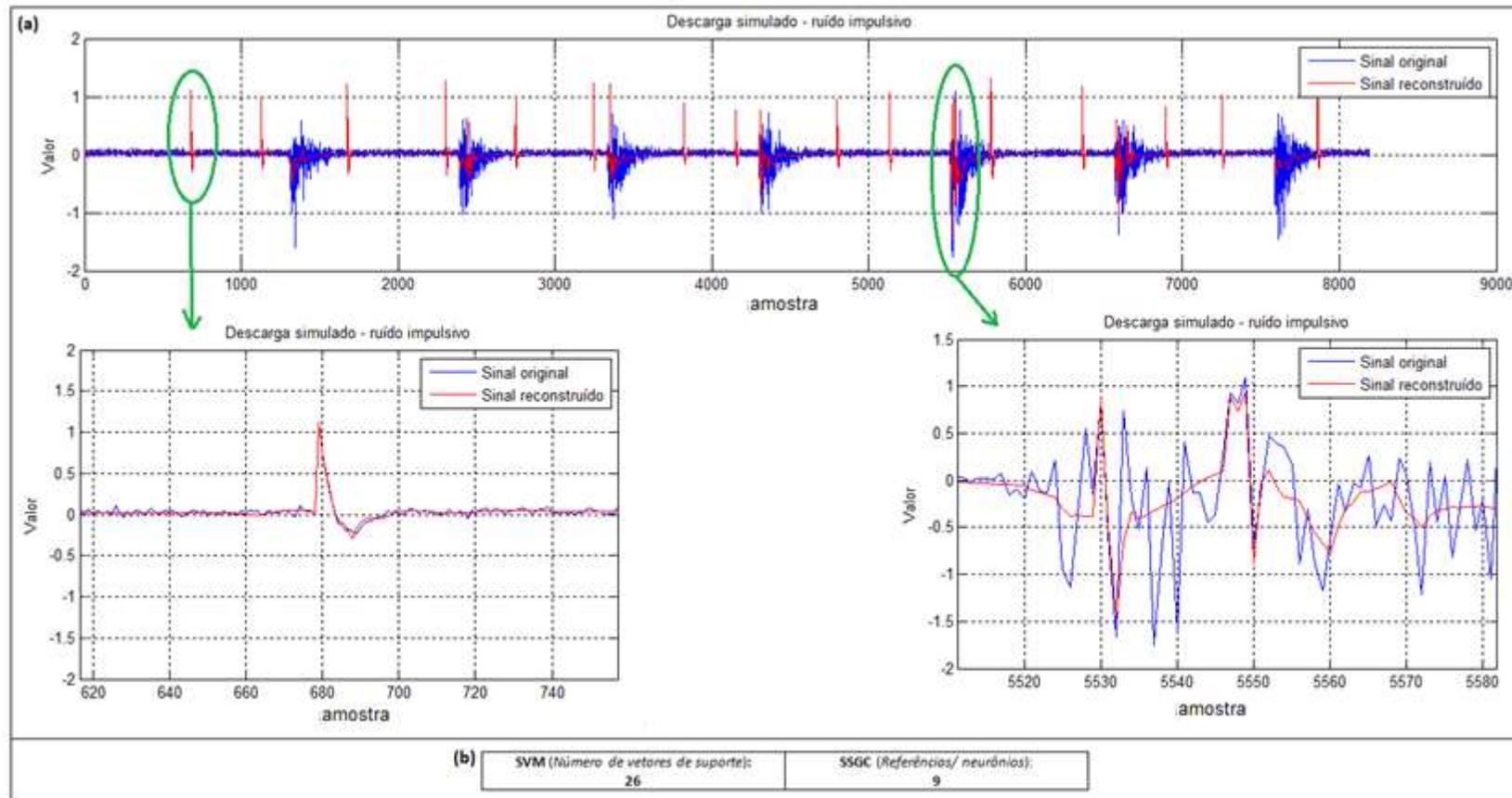


FIGURA 7.15: (a) Exemplo de resultado obtido pelo agente para descargas simuladas e sujeitas a ruído impulsivo. (b) Número de referências de avaliação utilizadas pelos classificadores baseados em SVM e SSGC na operação.



Quanto à frequência de *clock* possível de ser utilizada na operação do agente, diretamente relacionada à taxa de amostragem, obteve-se o valor de cerca de 80 MHz. Os dois maiores gargalos na definição deste limite foram o módulo responsável pela DWT (com cerca de 4ns para mínimo período de *clock*) e o bloco responsável pela IDWT/reconstrução (com cerca de 12ns para mínimo período de *clock*). Neste segundo, a existência de uma estrutura de controle, sincronização e sequenciamento para provimento dos dados de saída é responsável direto pelos atrasos observados. Mesmo com a utilização de *pipelining*, algumas operações são realizadas através de sequências de operações lógicas que acarretaram em atrasos consideráveis e, como um único sinal de *clock* foi utilizado na implementação, este teve de ser limitado.

## Capítulo 8

### Conclusões e propostas de continuidade

Neste trabalho apresentou-se uma proposta de agente passível de ser implementado em FPGA, para eliminação de ruídos em meio a sinais amostrados com objetivo de identificar ocorrências de descargas parciais. A estrutura proposta conseguiu viabilizar um conjunto de procedimentos simples, distribuídos por módulos funcionalmente independentes. Esta estrutura modular permite maior flexibilidade em eventuais modificações ou ajustes, caso necessário. As funções básicas necessárias à operação do agente são: um módulo para cálculo da transformada de wavelets discreta (DWT); um módulo para classificação dos padrões de entrada (obtidos utilizando os coeficientes de aproximações da terceira camada de decomposição da DWT) com base em SSGC; um módulo para reconstrução do sinal utilizando a transformada inversa de wavelets discreta (IDWT); um módulo principal de controle e sincronização de ações.

Devido às restrições inicialmente encontradas, promoveu-se esforço para desenvolvimento de rotinas de forma a minimizar as demandas por recursos escassos. Estes esforços resultaram no desenvolvimento de um sistema de identificação, baseado em um classificador (SSGC) que utiliza conceitos de redes neurais artificiais e métricas de distância, e em uma forma alternativa de obtenção de padrões de características para o conjunto de sinais amostrados. Essas abordagens se mostraram tão eficientes quanto métodos já consolidados e/ou disponíveis na literatura e, adicionalmente, promoveram uma simplificação considerável nos procedimentos. Com isso, obteve-se ganho sensível com relação à quantidade de recursos a serem utilizados na implementação em hardware.

O classificador SSGC proposto, baseado em métricas de distância, SOM e MIL, apresenta, como maior restrição, a necessidade de um conjunto de treinamento que seja representativo. Ele não se comporta tão bem com *outliers* como classificadores baseados em SVM, devido à forma de definição das superfícies de decisão. Porém, para os conjuntos de dados disponíveis e/ou utilizados, conseguiu definir uma função de avaliação muito mais simples e fácil de ser processada, com resultados práticos muito próximos. Por isso, para uma implementação em sistema digital, torna-se um candidato com ótimo custo benefício. Além disso, durante sua fase de treinamento, o agente consegue se adaptar às complexidades do problema, sem a necessidade de definições de parâmetros para ajustar seu comportamento.

A forma de identificação de padrões de características, proposta como alternativa aos módulos de máximos locais, que era a referência inicial, promoveu uma simplificação considerável nos procedimentos. A utilização dos coeficientes de aproximações, obtidos pela utilização de transformada de wavelets de tempo discreto, viabilizaram ganhos por permitir utilização de menos níveis de decomposição, menos informações a serem retidas para processamento e por permitir um processo de reconstrução mais simples. Além disso, houve uma redução considerável no número de referências necessárias para avaliação de novas entradas. Uma eventual desvantagem dessa forma de padrão de características está relacionada com a possibilidade de operação com vetores de características com mais componentes. Por exemplo, no presente caso, operou-se com catorze componentes, ao invés de seis ou dez como os utilizados em Mota et al. (2011).

Um requisito para utilização desta abordagem é que a taxa de amostragem deve permitir que uma parcela, com a forma básica de onda do sinal, seja decomposta utilizando transformada de wavelets, até uma camada de decomposição que permita a separação dos sinais envolvidos. Além disso, deve-se obter, nesta camada de decomposição, a possibilidade de eliminação de todas as componentes de frequências indesejáveis. Por exemplo, para a maioria das amostras de sinais utilizados neste

trabalho, a utilização de 128 amostras permitiu cobrir a parcela do sinal com os padrões de interesse e permitiu uma ação correta do classificador e do reconstrutor. Essa operação satisfatória está relacionada com a possibilidade de trabalhar com o terceiro nível de decomposição da DWT. Caso sejam utilizadas menos amostras, embora ainda seja possível identificar os sinais envolvidos, perde-se a capacidade de reconstruir o sinal eliminando todas as componentes de frequência indesejáveis.

As avaliações demonstraram que a utilização de transformadas de wavelets e a identificação de padrões de interesse através de módulos de máximos locais ou dos coeficientes de aproximação se mostraram efetivas para o problema foco. Além disso, foi observado que a seleção de famílias de wavelets diferentes pode garantir variações interessantes nas componentes de frequências selecionadas e, assim, garantem flexibilidade adicional aos procedimentos. Nas bases de dados utilizados oriundas de medições, as famílias de wavelets Daubechies 4 e 6 garantiram uma reconstrução com melhor eliminação de ruídos, dadas as características dos sinais contidos nestas bases. Para as bases provenientes de simulações, dada a taxa de amostragem, os melhores resultados foram obtidos com a família de wavelets Daubechies 4.

## **8.1 – Propostas de continuidade**

Neste trabalho, o processo de implementação no hardware foi delegado à ferramenta utilizada para tal função. Os logs desta operação indicam ainda existir boa margem para melhor adequação dos códigos e procedimentos utilizados de forma a se obter uma implementação ótima. Rotinas como as envolvidas na implementação da transformada invariante à translação, dada à complexidade, merecem ser melhor analisadas e codificadas. Além disso, os resultados obtidos para o módulo responsável pela IDWT/reconstrução indicam que as operações realizadas pelo mesmo devem ser melhores estudadas de forma a se buscar rotinas mais adequadas e otimizadas. Estas otimizações podem envolver mudanças de procedimentos e/ou utilização de sinal de

sincronismo próprio (que, eventualmente, pode tornar mais complexo o controle e sincronismo da operação global da estrutura). Assim, estas primeiras propostas se referem à necessidade de melhoria da codificação utilizada e em sua melhor adequação à plataforma (otimização para hardware específico). A seguir, destacam-se algumas propostas para aprimoramento nos procedimentos envolvidos.

Resultados obtidos nas simulações indicam que as características das diversas famílias de wavelets (e filtros associados) podem ser melhores utilizadas, tanto na obtenção de padrões de interesse, quanto na reconstrução dos sinais. Neste trabalho, foram utilizados filtros nas configurações padrão. Existem na literatura trabalhos explorando filtros adaptativos que redundaram em resultados interessantes. Também, a utilização de mais de uma família de wavelets é recorrente, tanto na definição das diversas camadas de decomposição, quanto na reconstrução do sinal. Dados os resultados obtidos, na literatura e neste trabalho, merece ser avaliada a inserção de alguma forma de adaptação das configurações dos filtros (famílias de wavelets), durante a fase de treinamento do agente. A principal justificativa é o forte indício de que esta operação pode melhorar muito a qualidade do sinal reconstruído sem que seja afetada a estrutura do agente quando o mesmo estiver em operação.

Outra possibilidade, que converge com algumas abordagens propostas na literatura, consiste em viabilizar a operação do agente classificador sem que a operação de eliminação de ruídos seja feita. Para isso, bastaria que os conjuntos utilizados para treinamento do agente fossem compostos por amostras de anomalias típicas, corrompidas por ruídos. Isto resultaria, provavelmente, em um problema com múltiplas classes. Porém, ao invés de eliminar ruídos para, então, interpretar os sinais, haveria uma única etapa com a interpretação do sinal obtido no monitoramento. O problema passaria a focar na identificação de anomalias no sinal amostrado e isso pode simplificar o processamento, permitindo a possibilidade de taxas de amostragem mais altas.

## Referências bibliográficas

ADDISON, P. A. **The Illustrated Wavelet Transform Handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance**. IoP, Institute of Physics Publishing, London, 2002.

BARTNIKAS, K.; MCMAHON, E. J. **Corona measurement and interpretation**. Engineering Dielectrics, Vol. 1. ASTM STP 669, 1979.

BARTNICAS R. **Corona Discharge Processes in Voids**. In: R. Bartnicas, E. McMahon, Engineering Dielectrics: Corona Measurement and Interpretation Vol. I, Chapter 2, Philadelphia, ASTM, 1979.

CHILO, J.; LINDBLAD, T. **Hardware Implementation of 1D Wavelet Transform on an FPGA for Infrasound Signal Classification**. IEEE Transactions on Nuclear Science. Vol. 55, No. 1, February, 2008.

COIFMAN, R. R.; DONOHO, D. L. **Translation-invariant de-noising**. Lecture Notes in Statistics, Vol. 103. p. 125–150. 1995.

CONTIN, A.; CAVALLINI, A.; MONTANARI, G. C.; HUDON, C.; BELEC, M.; NEGYEN, D. N. **Searching for Indexes Suitable for Rotating Machines Diagnosis**. IEEE International Symposium on Electrical Insulation. p. 101-105. 2006.

CONTIN, A.; MONTANARI, G. C.; FERRARO, C. **PD Source Recognition by Weibull Processing of Pulse-Height Distributions**. IEEE Transactions on Dielectric and Electrical Insulation, Vol. 7, No. 1. p. 48-58. 2000.

CUENCA, W. M. H. **Caracterização dos Sinais de Descargas Parciais em Equipamentos de Alta Tensão a Partir dos Modelos Experimentais**. Tese de Doutorado, Programa de Engenharia Elétrica, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, 2005.

CUNHA, C. F. F. C.; CARVALHO, A. T.; PETRAGLIA, M. R.; LIMA, A. C. S. **A new wavelet selection method for partial discharge denoising**. Electric Power Systems Research, 125. p. 184-195. 2015.

DAUBECHIES, I. **Ten Lectures of Wavelets**. Springer-Verlag, 1992.

DEY, D.; CHATTERJEE, B.; CHAKRAVORTI, S.; MUNSHI, S. **Cross-wavelet Transform as a New Paradigm for Feature Extraction from Noisy Partial Discharge Pulses**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation. Vol. 17, No. 1. p. 157-166. February, 2010.

DIETTERICH, T. G.; LATHROP, R. H.; LOZANO-PÉRES, T. **Solving the multiple instance problem with axis-parallel rectangles**. Artificial Intelligence, 89. p. 31-71. 1997.

FUGAL, D. L. **Conceptual Wavelets in Digital Signal Processing**. Space and Signals Technologies LLC, 2009.

GUILLEN, D.; IDARRAGA-OSPINA, G.; MOMBELLO, E. **Partial Discharge Location in Power Transformer Windings Using Wavelet Laplace Function**". Electric Power Systems Research, 111. p. 71-77. 2014.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e Prática**. Segunda Edição. Porto Alegre. Bookman. 2001.

HUANG, S. **FPGA Realization of Wavelet Transform for Detection of Electric Power System Disturbances**. IEEE Transactions on Power Delivery. Vol. 17, No. 2. April, 2002.

HUSSEIN, R.; SHABAN, K. B.; EL-HAG, A. H. **Wavelet Transform With Histogram-Based Threshold Estimation for Online Partial Discharge Signal Denoising**. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 64, No 12. p. 3601-3614. December, 2015.

IEC, International Electrotechnical Commission. IEC 60270. **High-voltage test techniques: Partial discharge measurements**. 3. ed. [S.l.]: IEC, 2000.

ILLIAS, H.; YUAN, T. S.; BAKAR, A. H. A.; MOKHLIS, H.; CHEN, G.; LEWIN, P. L. **Partial Discharge Patterns in High Voltage Insulation**. 2012 IEEE International Conference on Power and Energy (PECon), Klnabalu sabah, Malaysia. December 2012.

JENSEN, A.; COUR-HARBO, A. **Ripples in Mathematics, The Discret Wavelet Transform**. Springer-Verlag, Berlin, 2001.

JEYABALAN, V.; USA, S. **Frequency domain correlation technique for PD location in transformer windings**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, Vol. 6, No. 4. p. 1160–1167. 2009.

KOHONEN, T. **Self-organized formation of topologically correct features maps**. Biological Cybernetics", Vol. 43. p. 59-69. 1982.

KOHONEN, T. **The self-organizing map**. Proceedings of the IEEE International Conference on neural networks. San Francisco. p. 1147-1156. 1990.

KREUGER, F. H. **Discharge Detection in High Voltage Equipment**. Heywood, London, 1964; Elsevier, New York, 1964, Temple Press Books, 1964.

KUFFEL, E.; ZAENGL, W. S.; KUFFEL, J. **High Voltage Engineering, Fundamentals**. Second Edition. Butterworth-Heinemann. London. 2000.

KUON, I.; ROSE J. **Measuring the gap between FPGAs and ASICs**. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, Vol. 26, No. 2. p. 203–215, 2007.

LEMKE, E. **A Critical Review of Partial-Discharge Models**. IEEE Electrical Insulation Magazine. November/December, Vol. 28, No. 6, 2012.

MACHADO, R. G. M., MOTA, H. O. **Single Self-scalable Grid Classifier for Signal Denoising in Digital Processing Systems**. IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing. Boston, USA. September, 2015.

MALLAT, S. G. **A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, No. 7. p. 674-693. July 1989.

MALLAT, S. **A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way**. Third Edition, Academic Press, Elsevier, USA, 2009.

MCALLISTER, I. W.; CRICHTON G. C. **Partial Discharge Transients: the Field Theoretical approach**. Gaseous Dielectrics VIII. Edited by Chistophorou and Olthoff, Plenum Press, New York. 1998.

MEYER-BAESE. **Digital Signal Processing with Field Programmable Gate Arrays**, Third Edition. Springer Berlin Heidelberg, New York, USA, 2007.

MOTA, H. O. **Processamento de sinais de descargas parciais em tempo real com base em wavelets e seleção de coeficientes adaptativa espacialmente**. Tese (Doutorado). Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil, Novembro de 2011.

MOTA, H. O.; ROCHA, L. C. D.; SALLES, T. C. M.; VASCONCELOS, F. H. **Partial Discharge Signal Denoising With Spatially Adaptive Wavelet Thresholding and Support Vector Machines**. Electric Power Systems Research, No. 81. p. 644-659. 2011.

MISITI, M.; MISITI, Y.; OPPENHEIM, G.; POGGI, J. **Wavelet Toolbox For Use With Matlab**. The MathWorks Inc., USA, 1997.

NYAMUPANGEDENGU, C.; JANDRELL, I. R. **Partial Discharge Spectral Response to Variations in the Supply Voltage Frequency**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation. Vol. 19, No. 2. April 2012.

OKUBO, H.; HAYAKAWA, N.; MATSUSHITA, A. **The Relationship Between Partial Discharge Current Pulse Waveforms and Physical Mechanisms**. IEEE Electrical Insulation Magazine, Vol. 18, No 3. P. 38-45. May/June 2002.

OPPENHEIM, A. V.; SCHAFFER, R. W.; BUCK, J. R. **Discret-Time Signal Processing**. Second Edition. New Jersey, USA. 1999.

1

ORDAZ-MORENO, A.; ROMERO-TRONCOSO, R. J.; VITE-FRIAS, J. A.; RIVERA-GILLEN, J. R.; GARCIA-PEREZ, A. **Automatic Online Diagnosis Algorithm for Broken-Bar Detection on Induction Motors Based on Discret Wavelet Transform for FPGA Implementation**. IEEE Transactions on Industrial Electronics. Vol. 55, No. 5. May, 2008.

POULARIKAS, A. D. (Ed.), **The Transforms and Applications Handbook**. Boca Raton, FL, USA: CRC Press & IEEE Press, The Electrical Engineering Handbook Series, 1996.

SALVADOR, R.; VIDAL, A.; MORENO, F.; RIESGO, T.; SEKANINA, L. **Accelerating FPGA-based Evolution of Wavelet Transform Filters by Optimized Task Scheduling**. Microprocessors and Microsystems. No. 36. p.427-438. 2012.

SASS, R.; SCHIMDT, A. **Embedded Systems Design with Platform FPGAs**. Morgan Kaufmann Publishers, USA, 2010.

SEO, J.; MA, H.; SAHA, T. **Probabilistic Wavelet Transform for Partial Discharge Measurement of Transformer**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, Vol. 22, No. 2. p. 1105-1117. April, 2015.

SZADKOWSKI, Z. **An Optimization of the FPGA Based Wavelet Trigger in Radio Detection of Cosmic Rays**. IEEE Transactions on Nuclear Science. Vol. 62, No. 3. p. 993-1001. June, 2015.

VAPNIK, V. N. **The Nature of Statistical Learning Theory**. Springer-Verlag. New York. 1995.

XILINX. MOHSEN, E. **White Paper: Kintex-7 FPGAs: Balancing Performance, Power, and Cost with Kintex-7 FPGAs**. WP432. V 1.1. September, 2013. Obtido em [www.xilinx.com](http://www.xilinx.com).

XILINX. **7 Series FPGAs Configurable Logic Bloc User Guide**. UG474. V 1.7. November, 2014. Obtido em [www.xilinx.com](http://www.xilinx.com).

XILINX. **Synthesis and Simulation Designs Guide**. UG626. V 114. December, 2009. Obtido em [www.xilinx.com](http://www.xilinx.com).

ZHANG, C.; WANG, C.; AHMAD, O. **A Pipeline VLSI Architecture for Fast Computation of 2-D Discret Wavelet Transform**. IEEE Transactions on Circuits and Systems. I: Regular Papers. Vol.59, No. 8. p. 1775-1785. August, 2012.