

TESE DE DOUTORADO Nº 135

**PROCESSAMENTO DE SINAIS DE  
DESCARGAS PARCIAIS EM TEMPO REAL  
COM BASE EM WAVELETS E SELEÇÃO  
DE COEFICIENTES ADAPTATIVA ESPACIALMENTE**

**Hilton de Oliveira Mota**

DATA DA DEFESA: 04/11/2011

**Universidade Federal de Minas Gerais**

**Escola de Engenharia**

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

**PROCESSAMENTO DE SINAIS DE DESCARGAS PARCIAIS EM  
TEMPO REAL COM BASE EM WAVELETS E SELEÇÃO DE  
COEFICIENTES ADAPTATIVA ESPACIALMENTE**

Hilton de Oliveira Mota

Tese de Doutorado 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 Doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Flávio Henrique Vasconcelos

Belo Horizonte - MG

Novembro de 2011

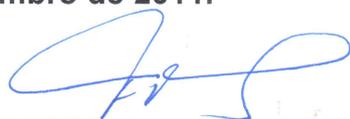
**"Processamento de Sinais de Descargas Parciais em Tempo Real com Base em Wavelets e Seleção de Coeficientes Adaptativa Espacialmente"**

**Hilton de Oliveira Mota**

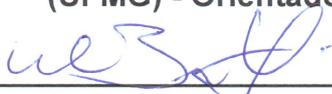
Tese de Doutorado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Doutor em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 04 de novembro de 2011.

Por:



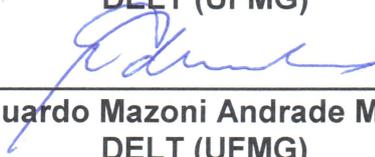
Flávio Henrique Vasconcelos  
(UFMG) - Orientador



Prof. Dr. Wallace do Couto Boaventura  
DEE (UFMG) - Co-Orientador



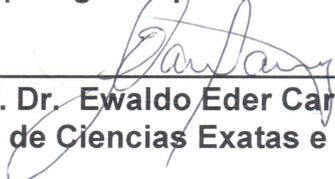
Prof. Dr. Walmir Matos Caminhas  
DELT (UFMG)



Prof. Dr. Eduardo Mazoni Andrade Marçal Mendes  
DELT (UFMG)



Prof. Dr. Sebastian Yuri Catunda  
Dep Eng Comp & Automação (UFRN)



Prof. Dr. Ewaldo Eder Carvalho Santana  
Centro de Ciências Exatas e Naturais (UEMA)

A D. Mariazinha, por indicar o caminho.  
A Janete, pelo apoio durante a caminhada.  
A Aline e Bruna, as provas de que vale a pena.

# *Resumo*

A análise de descargas parciais (DPs) em campo é uma funcionalidade altamente desejada por empresas do setor energético devido à economia que proporciona, relacionada ao desligamento, desmonte e transporte dos equipamentos. Entretanto, a medição em campo é frequentemente limitada por interferências presentes nas instalações de alta tensão, situação que demanda o constante desenvolvimento de novas tecnologias para processamento dos sinais de DPs.

Nos últimos anos a transformada de wavelets (TW) tem sido reconhecida como uma ferramenta poderosa para a filtragem de DPs pela capacidade de beneficiar o processamento de sinais localizados e não estacionários. Vários autores têm relatado resultados satisfatórios da sua aplicação e, mais recentemente, novas abordagens têm sido investigadas especificamente para sua adaptação ao processamento de DPs.

Este documento apresenta uma nova técnica para o processamento de sinais de descargas parciais, baseada na transformada de wavelets e em um procedimento de seleção de coeficientes adaptativa espacialmente. A seleção adaptativa espacialmente é uma abordagem que visa explorar a capacidade de processamento localizado da TW para obter informações adicionais que beneficiem a separação dos coeficientes relacionados ao sinal e ao ruído. A abordagem tende a otimizar o processamento de sinais localizados no tempo, tais como as DPs, quando comparada às técnicas de filtragem tradicionais, usualmente baseadas em limiares.

As correlações espaciais foram identificadas por meio da teoria de propagação de módulos máximos locais. A seleção de coeficientes foi realizada por meio da caracterização do formato das linhas de máximos e classificação baseada em uma regra determinística e em um classificador de padrões. O procedimento utiliza a transformada de wavelets invariante à translação como forma de minimizar a perda de pulsos e otimizar a reconstrução dos sinais. A técnica foi avaliada numericamente e visualmente considerando sinais simulados, medidos em laboratório e em campo. Em todos os casos a abordagem mostrou-se similar ou superior quando comparada às técnicas baseadas em limiares reportadas na bibliografia.

O processamento em tempo real é particularmente importante para a análise de DPs devido às elevadas taxas de amostragem e volume de dados requeridos. Após o desenvolvimento e consolidação, os procedimentos de filtragem foram implementados como um sistema de tempo real visando investigar as características dos algoritmos e avaliar as demandas de carga computacional e armazenamento. O sistema pode trabalhar em modo autônomo ou como um filtro digital, acoplado a analisadores de DPs comerciais. Após as otimizações, o sistema foi avaliado com relação às máximas frequências de amostragem utilizáveis e classificado de acordo com as possíveis faixas de atuação.



# *Abstract*

On-line partial discharge (PD) analysis is a highly pursued feature due to the economy related to scheduled shutdowns, disassembling and transport. Nevertheless, on-site PD measurements are frequently limited by interferences found in high-voltage facilities, a situation that imposes the continued development of PD signal processing methods.

In the last years the wavelet transform (WT) has been recognized as a powerful technique for PD processing due to its capacity to process localized, non-stationary signals. Several authors have reported good results of its use and, more recently, new WT-based approaches have been developed specifically to improve PD processing.

This document presents a new technique for the processing of partial discharge signals, based on the wavelet transform and a spatially-adaptive coefficient selection procedure. Spatially-adaptive selection is an excerpction approach that aims to explore the localized processing capabilities of the WT as a way to improve the separation of coefficients related to the signal and noise. This approach frequently allows a better processing for time-localized signals, like the PDs, when compared to traditional, threshold-based techniques.

In this work the spatial correlations were characterized by the local modulus maxima propagation theory. Coefficients selection was performed by the characterization of maxima lines shapes and classification by a deterministic rule and a pattern classifier. The procedure relies on the Translation-invariant Wavelet Transform as a way to avoid PD pulse losses and improve the signal reconstructions. The technique was numerically and visually evaluated considering simulated and measured signals, both in laboratory and in the field. In all cases the results showed to be similar to or superior than those obtained with the thresholding techniques reported in the bibliograpy.

Real-time signal processing is a particularly important feature for PD analysis due to the high sampling rates required and the large amounts of data needed to perform diagnostics. After development, the procedures were implemented as a real-time system aiming the investigation of algorithm characteristics and evaluation of computational charge and storage demands. The system works as an authonomous unit or a digital filter, which may be attached to commercial PD analysers. After implementation and optimizations, the system was evaluated regarding to the maximum sampling rates achievable and classified according to its possible pass-bands.

## **Agradecimentos**

Gostaria de agradecer ao Prof. Flávio Vasconcelos pelas contribuições ao trabalho e, sobretudo, pela constante presença durante o seu desenvolvimento.

Agradeço a Janete pelo carinho com que sempre nos trata e pela compreensão durante os momentos difíceis. Às nossas filhas, Aline e Bruna, por assegurarem a alegria nossa de cada dia. E a minha mãe, Mariazinha, e irmãos, Cícero e Hiran, por garantirem que esta possa ser realmente considerada uma família.

Gostaria de agradecer aos colegas do Laboratório de Medição e Instrumentação Computacional, por compartilharem suas experiências profissionais e pessoais e por tornarem o desenvolvimento deste trabalho um processo tranquilo e gratificante. Em especial, aos colegas João Giacomini e Marcos Tadeu, pela convivência durante os (longos) anos nos quais o trabalho foi desenvolvido.

Agradeço aos colegas do Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de São João del-Rei por todos os encargos assumidos para que eu tivesse condições de concluir esse trabalho. Um agradecimento especial vai para os colegas Leonardo Rocha e Thiago Salles, pelas contribuições relativas às técnicas de classificação de padrões e SVMs.

Gostaria de agradecer também aos colegas do Centro Universitário de Belo Horizonte, que acompanharam comigo as benesses e agruras de um trabalho de doutorado. Um agradecimento especial vai para o Coordenador do curso de Ciência da Computação, Prof. Bráulio Marinho Couto, pelo incentivo para conclusão do trabalho.

Por fim, gostaria de agradecer ao Sr. Samuel Macedo da Cunha, Coordenador de Qualidade da Toshiba Transmissão e Distribuição do Brasil, por possibilitar a realização de medições em campo, e à CAPES - Coordenação de Pessoal de Nível Superior, pelo suporte financeiro a este trabalho.

# *Sumário*

## **Lista de Figuras**

## **Lista de Tabelas**

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	p. 19
1.1	Descargas parciais - aspectos físicos e seu impacto na vida útil dos equipamentos . . . . .	p. 21
1.2	Efeitos externos e técnicas de medição . . . . .	p. 23
1.3	Natureza probabilística das DPs e técnicas de análise e diagnóstico . . . . .	p. 25
1.4	Medição em campo e processamento digital de descargas parciais . . . . .	p. 27
1.5	Contextualização do problema e proposta do trabalho . . . . .	p. 29
1.6	Organização do texto . . . . .	p. 30
<b>2</b>	<b>Processamento de DPs utilizando wavelets e seleção de coeficientes adaptativa espacialmente</b>	p. 31
2.1	Seleção de coeficientes adaptativa espacialmente . . . . .	p. 31
2.2	Identificação de singularidades com base na propagação de máximos locais . . . . .	p. 33
2.3	Caracterização de sinais de descargas parciais por meio de linhas de máximos . . . . .	p. 36
2.4	Procedimentos para construção das linhas de máximos . . . . .	p. 37
2.5	Classificação das linhas de máximos e seleção de coeficientes . . . . .	p. 40
2.5.1	Classificação baseada no decaimento das linhas de máximos . . . . .	p. 41
2.5.2	Classificação baseada em Máquinas de Vetor de Suporte . . . . .	p. 42
2.6	Perda de informação e a transformada de wavelets invariante à translação . . . . .	p. 44

2.7	Considerações sobre a seleção da wavelet mãe . . . . .	p. 45
2.8	Considerações sobre o número de níveis de decomposição . . . . .	p. 46
<b>3</b>	<b>Sistema de medição e processamento em tempo real</b>	<b>p. 47</b>
3.1	Sistema de geração e medição de descargas parciais . . . . .	p. 48
3.2	O sistema de aquisição e processamento . . . . .	p. 48
3.3	Algoritmos de processamento da TW em tempo real . . . . .	p. 50
3.3.1	O algoritmo de decomposição da TWD . . . . .	p. 52
3.3.2	O algoritmo de reconstrução da TWD . . . . .	p. 54
3.4	Algoritmos de filtragem . . . . .	p. 56
3.5	Algoritmo de identificação de DPs e extração de características . . . . .	p. 57
3.6	Análise e projeto . . . . .	p. 58
3.6.1	Processos de desenvolvimento de software e sistemas de tempo real . . . . .	p. 58
3.6.2	Modelo de requisitos . . . . .	p. 59
3.6.3	Modelagem estática . . . . .	p. 62
3.6.4	Escalonamento de processos e sincronização . . . . .	p. 63
<b>4</b>	<b>Resultados da filtragem adaptativa espacialmente</b>	<b>p. 67</b>
4.1	Sinais simulados . . . . .	p. 67
4.1.1	Parâmetros de geração dos sinais . . . . .	p. 67
4.1.2	Ferramentas de avaliação numérica . . . . .	p. 69
4.1.3	Comparações com outros métodos . . . . .	p. 69
4.1.4	Resultados e discussão para sinais de faixa larga . . . . .	p. 70
4.1.5	Resultados e discussão para sinais de faixa ultra-larga . . . . .	p. 76
4.2	Sinais medidos em laboratório . . . . .	p. 81
4.3	Sinais medidos em campo . . . . .	p. 87
<b>5</b>	<b>Resultados do processamento em tempo real</b>	<b>p. 91</b>

5.1	Análise de carga computacional . . . . .	p. 91
5.1.1	Algoritmos da TWD em tempo real . . . . .	p. 91
5.1.2	Algoritmos da TWD invariante à translação . . . . .	p. 92
5.1.3	Otimização da carga computacional . . . . .	p. 92
5.2	Tempos de execução . . . . .	p. 92
5.2.1	Algoritmos da TWD em tempo real . . . . .	p. 92
5.2.2	Algoritmos da TWD invariante à translação . . . . .	p. 93
5.3	Análise de carga de armazenamento . . . . .	p. 93
5.3.1	Algoritmos da TWD em tempo real . . . . .	p. 93
5.3.2	Algoritmos da TWD invariante à translação . . . . .	p. 97
5.4	Estimação de parâmetros e atribuição de prioridades . . . . .	p. 98
5.4.1	Modo filtro digital . . . . .	p. 98
5.4.2	Modo autônomo . . . . .	p. 99
5.5	Escalonamento determinístico e máximas frequências de amostragem . . . . .	p. 101
5.5.1	Modo filtro digital . . . . .	p. 101
5.5.2	Modo autônomo . . . . .	p. 102
<b>6</b>	<b>Conclusões e propostas de continuidade</b>	p. 105
6.1	Conclusões . . . . .	p. 105
6.2	Propostas de continuidade . . . . .	p. 107
	<b>Apêndice A – A transformada de wavelets e abordagens para eliminação de ruídos</b>	p. 109
A.1	A transformada de wavelets . . . . .	p. 110
A.1.1	A transformada de wavelets contínua . . . . .	p. 110
A.1.2	Bases ortogonais e a transformada de wavelets discreta . . . . .	p. 111
A.1.3	Algoritmo piramidal: a transformada rápida de wavelets . . . . .	p. 112
A.2	Outras transformadas baseadas em wavelets . . . . .	p. 114

A.2.1	Pacotes de wavelets . . . . .	p. 114
A.2.2	Transformada de wavelets invariante à translação . . . . .	p. 115
A.3	Técnicas de redução de ruídos utilizando wavelets . . . . .	p. 116
A.3.1	Waveshrink . . . . .	p. 116
A.3.2	Eliminação de ruídos invariante à translação . . . . .	p. 117
A.3.3	Eliminação de ruídos usando pacotes de wavelets . . . . .	p. 119

<b>Apêndice B – Atribuição de prioridades e análise de escalonamento determinístico</b>	p. 121
---	--------

<b>Referências Bibliográficas</b>	p. 125
-----------------------------------	--------

# *Lista de Figuras*

1.1	Representação de uma amostra de dielétrico com cavidade. . . . .	p. 22
1.2	Evolução de um arvorejamento em uma peça de isolamento sólido. . . . .	p. 23
1.3	Pulsos de descargas parciais medidos em uma configuração ponta-plano em ar à pressão atmosférica. . . . .	p. 24
1.4	Histograma e distribuição de amplitude de DPs em relação à fase. . . . .	p. 25
2.1	Representação esquemática da seleção baseada em coeficientes vizinhos. . . .	p. 32
2.2	Representação esquemática da seleção baseada na propagação dos coeficientes.	p. 33
2.3	Coeficientes da TW influenciados por um pulso de DP. Figura de cima: sinal de DP. Figuras de baixo: módulos de coeficientes de wavelets nos níveis 1 a 4.	p. 34
2.4	Módulos máximos locais e linhas de máximos relativos ao exemplo da figura 2.1. . . . .	p. 35
2.5	Divisão diádica do espectro de frequências de um pulso de DP. . . . .	p. 36
2.6	Módulos da decomposição por wavelets de um pulso de DP de faixa estreita. .	p. 37
2.7	Módulos máximos locais e linhas de máximos relativos a um trem de pulsos de DPs medidos em um sistema de faixa estreita. . . . .	p. 38
2.8	Módulos máximos locais e linhas de máximos relativos a um ruído branco Gaussiano. . . . .	p. 39
3.1	Sistema de geração e medição de descargas parciais. . . . .	p. 49
3.2	Sistema de digitalização e processamento. . . . .	p. 50
3.3	Representação esquemática do algoritmo de decomposição utilizando filtros ortogonais de quatro coeficientes. . . . .	p. 51
3.4	Sequência de operações realizadas durante a decomposição de uma seção de 8 amostras em 3 níveis. . . . .	p. 53

3.5	Sequência de operações realizadas durante a reconstrução de uma seção de 8 amostras em 3 níveis. . . . .	p. 55
3.6	Fluxograma do algoritmo de identificação de DPs. . . . .	p. 57
3.7	Estrutura de formatação dos dados resultantes do processamento de DPs. . . . .	p. 58
3.8	Ciclo de vida do processo COMET. . . . .	p. 59
3.9	Diagrama de casos de uso. . . . .	p. 60
3.10	Diagrama de classes de subsistemas. . . . .	p. 62
3.11	Diagrama de colaboração. . . . .	p. 63
3.12	Visão dos processos e sincronização. . . . .	p. 65
4.1	Sinal de DPs de faixa larga. . . . .	p. 71
4.2	Sinal 1 – DPs corrompidas por ruído pulsante. . . . .	p. 72
4.3	Resultados da filtragem do sinal 1. . . . .	p. 73
4.4	Sinal 2 – DPs corrompidas por ruído harmônico. . . . .	p. 74
4.5	Resultados da filtragem do sinal 2. . . . .	p. 75
4.6	Sinal 3 – DPs corrompidas por ruído harmônico e Gaussiano. . . . .	p. 76
4.7	Resultados da filtragem do sinal 3. . . . .	p. 77
4.8	Sinal de DPs de faixa ultra larga. . . . .	p. 78
4.9	Sinal 4 – DPs corrompidas por ruído pulsante. . . . .	p. 79
4.10	Resultados da filtragem do sinal 4. . . . .	p. 80
4.11	Sinal 5 – DPs corrompidas por ruído Gaussiano. . . . .	p. 81
4.12	Resultados da filtragem do sinal 5. . . . .	p. 82
4.13	Pulsos de Trichel medidos em um arranjo ponta-plano. . . . .	p. 83
4.14	Sinal 6 - DPs medidas em laboratório corrompidas por ruído pulsante. . . . .	p. 84
4.15	Resultados da filtragem do sinal 6. . . . .	p. 85
4.16	Sinal 7 - DPs medidas em laboratório corrompidas por ruído AM e estacionário. . . . .	p. 85
4.17	Resultados da filtragem do sinal 7. . . . .	p. 86

4.18	Sinal 8 - DPs medidas em laboratório corrompidas por ruído AM. . . . .	p. 87
4.19	Resultados da filtragem do sinal 8. . . . .	p. 88
4.20	Sinal 9 - DPs medidas em um transformador de potência. . . . .	p. 89
4.21	Resultados da filtragem do sinal 9. . . . .	p. 90
5.1	Representação da paralelização para otimização da carga computacional. . . .	p. 93
5.2	Tempos de execução dos algoritmos da TWD. Para todos os casos, $N = 1024$ . . .	p. 94
5.3	Tempos de execução dos algoritmos da TWD-IT. Para todos os casos, $N = 1024$ . . . . .	p. 95
5.4	Carga de armazenamento da matriz de detalhes. . . . .	p. 97
5.5	Carga de armazenamento total dos algoritmos de decomposição e reconstrução da TWD. . . . .	p. 98
5.6	Frequências de amostragem máximas para o sistema como filtro digital e algoritmo de filtragem 1. . . . .	p. 102
A.1	Banco de filtros para uma decomposição em 3 níveis. . . . .	p. 113
A.2	Banco de filtros para reconstrução. . . . .	p. 113
A.3	Banco de decomposição de pacotes de wavelets. . . . .	p. 115
A.4	Banco de decomposição da TWD-IT. . . . .	p. 116
A.5	Filtragem de sinal de DPs utilizando Waveshrink. . . . .	p. 118
A.6	Filtragem de sinal de DPs utilizando TWD-IT. . . . .	p. 119



## *Lista de Tabelas*

2.1	Operadores estatísticos. . . . .	p. 41
3.1	Algoritmos de filtragem implementados em tempo real. . . . .	p. 56
4.1	Técnicas de filtragem avaliadas. . . . .	p. 70
4.2	Avaliação numérica para o sinal 1. . . . .	p. 72
4.3	Avaliação numérica para o sinal 2. . . . .	p. 74
4.4	Avaliação numérica para o sinal 3. . . . .	p. 76
4.5	Avaliação numérica para o sinal 4. . . . .	p. 79
4.6	Avaliação numérica para o sinal 5. . . . .	p. 81
5.1	Prioridades das tarefas no modo filtro digital. . . . .	p. 99
5.2	Tempos de execução de <i>tPD</i> no modo filtro digital. . . . .	p. 99
5.3	Prioridades das tarefas no modo autônomo. . . . .	p. 100
5.4	Tempos de execução de <i>tPD</i> no modo autônomo. . . . .	p. 101



# *1 Introdução*

A qualidade no fornecimento da energia elétrica é fator chave para o desenvolvimento econômico de qualquer país. Nas últimas décadas as nações ditas “emergentes” têm se deparado com o dilema de manter o ritmo de crescimento da economia frente aos investimentos necessários para expandir o parque produtivo e escoar a produção. Dentre esses investimentos, o processo de industrialização vem gerando um aumento significativo na demanda por fornecimento de energia elétrica de qualidade. Hospitais, indústrias, organizações financeiras, penitenciárias e aeroportos são exemplos de instituições para as quais interrupções no fornecimento de energia representam grandes riscos econômicos e pessoais. Apesar dos esforços para a expansão do sistema, percebe-se que a demanda mantém uma tendência de crescimento para os próximos anos de difícil acompanhamento.

A qualidade no fornecimento de energia elétrica depende de um conjunto de fatores abrangente e complexo, sobretudo em países que, como o Brasil, possuem área territorial de dimensões continentais. Dentre esses fatores, o monitoramento dos equipamentos exerce papel fundamental por possibilitar a detecção antecipada de problemas e a execução de ações preventivas. Para tanto, as empresas geradoras e transmissoras de energia mantêm programas de acompanhamento baseados em um conjunto de técnicas consideradas confiáveis, tais como avaliações de perdas e análise cromatográfica. Dentre estas, o método das descargas parciais (DPs) é reconhecido como um dos mais eficientes para a detecção precoce de problemas relacionados à degradação do isolamento (KUFFEL; ZAENGL, 1984; NATTRASS, 1988, 1993). Tal confiabilidade deve-se à longa experiência dos operadores, adquirida durante décadas de uso, e às diferentes formas de avaliação que permite realizar. Testes por DPs são realizados em praticamente todos os dispositivos utilizados no sistema elétrico, seja na fabricação, após a instalação ou durante a operação.

Historicamente, os fabricantes de equipamentos de alta tensão sempre foram os maiores interessados no desenvolvimento de tecnologias para diagnóstico baseado em DPs. As empresas da área frequentemente dispõem de laboratórios otimizados, onde é possível obter sensibilidade da ordem de dezenas de pico-coulombs (pC) e realizar ensaios em série em grandes lotes

(STEINER, 1991; BARTNIKAS, 2002). Entretanto, nos últimos anos a avaliação em campo tem sido considerada uma alternativa altamente desejável, uma vez que elimina os altos custos associados à paralisação do sistema, desmonte e transporte dos equipamentos. A avaliação em campo é também um pré-requisito para aplicações específicas, tais como o monitoramento contínuo de equipamentos-chave do sistema de energia (ex.: hidrogeradores, máquinas rotativas e subestações isoladas a gás).

A avaliação de descargas parciais em campo é um problema realmente desafiador por envolver a medição de sinais de baixíssima amplitude e amplo espectro de frequência em ambientes em que há tensões da ordem de quilovolts. Nesses casos é comum se deparar com fontes de interferências as mais variadas, tais como corona gerado em terminais de conexão, centelhamento em escovas de máquinas rotativas, chaveamento de dispositivos semicondutores, distorção harmônica da tensão de alimentação e sinais de sistemas de telecomunicações (CAVALLINI et al., 2003; SATISH; NAZNEEN, 2003). Para contornar o problema, os equipamentos de medição de DPs normalmente contam com ferramentas de filtragem básicas, tais como filtros analógicos sintonizados e “noise gates” (STONE, 1991). Em certas situações tais recursos são suficientes, entretanto não é raro encontrar casos em que a intensidade do ruído inviabiliza a medição.

Nos últimos anos o desenvolvimento de digitalizadores de alto desempenho e a redução no custo dos sistemas computacionais vêm possibilitando a migração das técnicas de processamento de DPs para a forma digital. Várias abordagens vêm sendo investigadas, incluindo desde filtros lineares seletivos em frequência até técnicas menos ortodoxas, tais como filtros adaptativos, lógica nebulosa e redes neurais artificiais (CAVALLINI et al., 2003; NAGESH; GURURAJ, 1993; BORSI, 2000; BORSI; GOCKENBACH; WENZEL, 1995; KöPF; FESER, 1995; SHIM; SORAGHAM; SIEW, 2000b, 2000a). Mais recentemente, a transformada de wavelets (TW) tem despertado interesse para o processamento de DPs devido à sua capacidade de otimizar a análise de sinais localizados e não-estacionários, tais como surtos transitórios e descontinuidades.

Este trabalho apresenta os detalhes de desenvolvimento de uma nova técnica para processamento de sinais de descargas parciais baseada na transformada de wavelets e em seleção de coeficientes adaptativa espacialmente. Este capítulo introdutório traz uma revisão bibliográfica a respeito do fenômeno e os riscos relacionados à sua ocorrência, seguidos de uma descrição dos efeitos no ambiente externo, métodos de medição e diagnóstico. Posteriormente, apresenta-se uma revisão dos métodos de filtragem digital propostos na literatura, com foco principal nas abordagens baseadas em wavelets. Por fim, o capítulo apresenta uma introdução ao método

desenvolvido, as justificativas para sua adoção e conclui com a organização do texto.

## **1.1 Descargas parciais - aspectos físicos e seu impacto na vida útil dos equipamentos**

Descargas parciais são um fenômeno largamente conhecido na área de engenharia de alta tensão devido aos resultados potencialmente destrutivos que podem advir de sua ocorrência. O fenômeno pode ser descrito como uma sequência de descargas elétricas localizadas, causadas pela perda momentânea da capacidade de isolamento de um meio dielétrico, e que refletem-se em alterações abruptas no campo elétrico externo e em efeitos secundários de ordem elétrica, ótica e acústica. As DPs ocorrem quando o isolamento do equipamento apresenta áreas de concentração de campo elétrico, usualmente devido à presença de cavidades, impurezas, envelhecimento ou estresse mecânico (fadiga ou choques). O efeito dessas contaminações e sua relação com as DPs pode ser facilmente compreendido por meio de um exemplo simples.

O projeto do sistema de isolamento de um equipamento de alta tensão deve ser realizado considerando-se fatores como a aplicabilidade, viabilidade técnica e custo. As dimensões das peças são definidas em função, principalmente, do máximo campo elétrico previsto e da rigidez dielétrica do material, considerando-se os piores casos (ex.: surtos transitórios) (KUFFEL; ZA-ENGL, 1984). Durante a operação, não são raros os casos em que o isolamento é submetido a intensidades de campo próximas ao máximo previsto. Portanto, é de se esperar que a presença de um material contaminante altere as especificações de suportabilidade originais, retirando o equipamento da classe para a qual foi projetado.

Como exemplo, na figura 1.1 apresenta-se uma configuração simplificada de uma peça de material dielétrico instalada entre dois eletrodos metálicos. No centro da peça existe uma cavidade elipsoidal. A aplicação de uma diferença de potencial entre os eletrodos faz surgir um campo elétrico no interior da cavidade cujo valor depende de um conjunto de fatores tais como a sua posição, formato e composição do gás (MACEDO, 1988). Se o campo exceder a rigidez dielétrica do gás, surge a possibilidade de uma transferência de cargas confinada ao interior da cavidade, ou uma “descarga parcial”.

A ocorrência da descarga leva à formação de elétrons livres e de uma nuvem de íons que tendem a depositar-se na superfície do material ou a recombinar-se à medida em que trafegam pelo volume. As cargas liberadas criam um campo elétrico secundário que diminui ou anula o campo original, causando a extinção da descarga em frações de segundos após seu início (obs.: é importante ressaltar que o exemplo possui um caráter ilustrativo, uma vez que cavidades

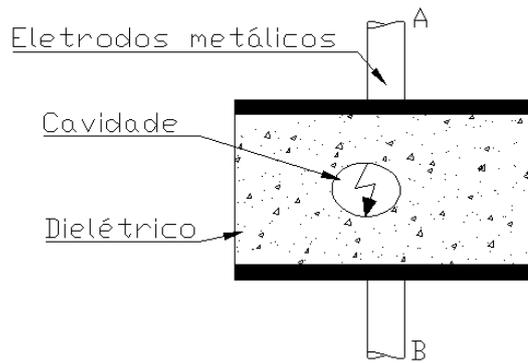


Figura 1.1: Representação de uma amostra de dielétrico com cavidade.

encontradas em equipamentos reais tendem a ser microscópicas e possuir formatos menos regulares. Ademais, outros fatores determinantes da formação de DPs não foram considerados, tais como a disponibilidade de elétrons iniciantes, pressão e composição do gás, condutividade das paredes internas e a presença de cargas espaciais e superficiais (BARTNIKAS; NOVAK, 1993; TRINH, 1995a; BOGGS, 1990a; DEVINS, 1984; GOLDMAN; GOLDMAN; GATELLET, 1995; BRUNT, 1991, 1994)).

A ocorrência de uma descarga parcial isolada é um evento com pouco ou nenhum risco para o sistema haja visto a baixa energia associada ao fenômeno. Entretanto, a ocorrência repetitiva tende a causar alterações na composição física e química dos materiais, degradando-os possivelmente até o ponto de completo colapso do isolamento.

Descargas parciais podem ocorrer de forma similar em materiais dielétricos sólidos, líquidos e gasosos. Em dias úmidos é comum observar a sua ocorrência em linhas de transmissão de energia, um fenômeno conhecido como “efeito corona” (TRINH, 1995a, 1995b). Apesar da aparência inofensiva, o corona pode causar perdas de energia consideráveis, interferências em sistemas de comunicação e tornar-se um incômodo para as pessoas residentes nas proximidades. Em isolamentos líquidos as DPs ocorrem principalmente devido à formação de bolhas ou ao alinhamento de micro-estruturas semicondutoras que distorcem o campo elétrico, criando regiões de intensificação. Materiais dielétricos líquidos e gasosos geralmente possuem maior suportabilidade ao fenômeno pelo fato de estarem constantemente em movimento. Ainda assim, a exposição por longos períodos pode causar alterações na composição química, levando à formação de subprodutos oxidantes que diminuem a sua capacidade de isolamento (BOGGS, 1990b).

Materiais dielétricos sólidos tendem a se degradar mais rapidamente quando sujeitos à ocorrência de DPs devido à natureza localizada e recorrente do fenômeno. Nestes casos, a exposição por longos períodos pode causar o depósito de materiais semicondutores nas interfaces entre as



Figura 1.2: Evolução de um arvorejamento em uma peça de isolamento sólido (ELECTRICAL POWER AND POWER ELECTRONICS RESEARCH GROUP, 2011).

peças, o que aumenta o nível de perdas e cria condições para a ocorrência de curto-circuitos. O contínuo bombardeamento iônico de compostos orgânicos pode levar à formação de micro-canais semi-condutores denominados arvorejamentos que, com o tempo, tendem a se propagar por toda a extensão do material e causar um curto-circuito franco, como mostrado na figura 1.2.

Para minimizar a ocorrência de DPs, os fabricantes empregam procedimentos de controle que envolvem desde o monitoramento de impurezas no material até testes de comissionamento. Entretanto, uma vez que é impossível garantir a perfeição dos processos, as empresas de geração e transmissão devem estabelecer programas de monitoramento periódico, haja visto o risco que a incidência descontrolada de DPs representa.

## 1.2 Efeitos externos e técnicas de medição

A ocorrência de descargas parciais reflete-se em uma grande quantidade de efeitos secundários no ambiente que cerca o equipamento. Como exemplo, pode-se citar a geração de ondas eletromagnéticas de baixa intensidade, formação de compostos gasosos, a geração de calor, luz visível, radiação ultravioleta, ondas sonoras e aumento de perdas de energia. Vários desses efeitos podem ser utilizados para a sua detecção, dependendo da natureza da análise, das características do equipamento sob ensaio e das condições do ambiente. Como exemplo, métodos acústicos são comumente empregados quando o objetivo é localizar a fonte das DPs (ELEFTHERION, 1995; LUNDGAARD, 1992), análises químicas são empregadas na avaliação de óleos isolantes e métodos óticos na avaliação de linhas de transmissão (BARTNIKAS; MCMAHON, 1979). Entretanto, a detecção por meios elétricos é normalmente a mais utilizada devido à facilidade de aplicação e à obtenção de informações mais detalhadas, o que tende a

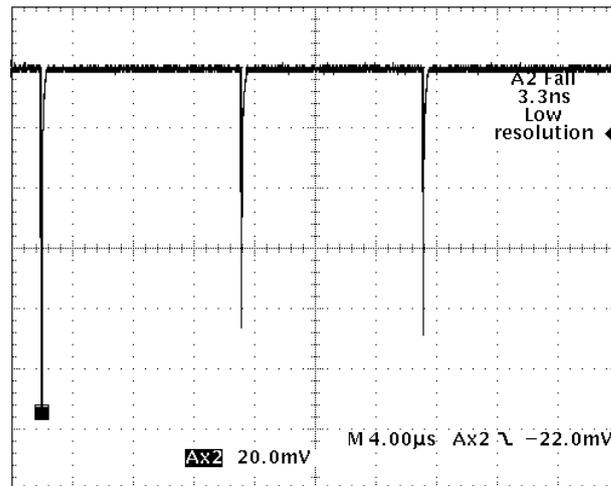


Figura 1.3: Pulsos de descargas parciais medidos em uma configuração ponta-plano em ar à pressão atmosférica.

beneficiar o diagnóstico (GULSKI, 1993, 1995a).

As descargas parciais manifestam-se no circuito elétrico externo na forma de pulsos de corrente de curta duração, como os mostrados na figura 1.3. As características do sinal são determinadas em grande parte pelo próprio equipamento sob ensaio e definem os requisitos aos quais o sistema de medição deverá atender. A detecção pode ser realizada, por exemplo, por meio de redes de medição RC e RCL, redes balanceadas, transformadores de corrente de alta frequência e bobinas de Rogowski (HUTTER, 1992; WANG; ZHU, 1998; ZONDERVAN; GULSKI; SMIT, 2000).

Os sistemas de medição de DPs são caracterizados por sua faixa de passagem, que depende do equipamento sob ensaio e dos objetivos da avaliação. Embora não haja consenso sobre a classificação, a bibliografia relata medições em faixa estreita (unidades de kHz), larga (300kHz – 1MHz), ultra-larga (10 – 20MHz) e altíssima faixa de passagem (unidades a dezenas de GHz). Sistemas de faixa estreita e larga são comumente utilizados para a detecção em equipamentos de parâmetros distribuídos, tais como transformadores e máquinas elétricas. Sistemas de faixa ultra-larga e altíssima são empregados na localização de fontes em cabos coaxiais e na avaliação em ambientes com baixa interferência eletromagnética, tais como subestações isoladas a gás (BAUMGARTNER et al., 1991, 1992). Sistemas de faixa altíssima são também utilizados para a análise de parâmetros temporais, normalmente empregadas em estudos para caracterização física e química do fenômeno (MOTA, 2001).

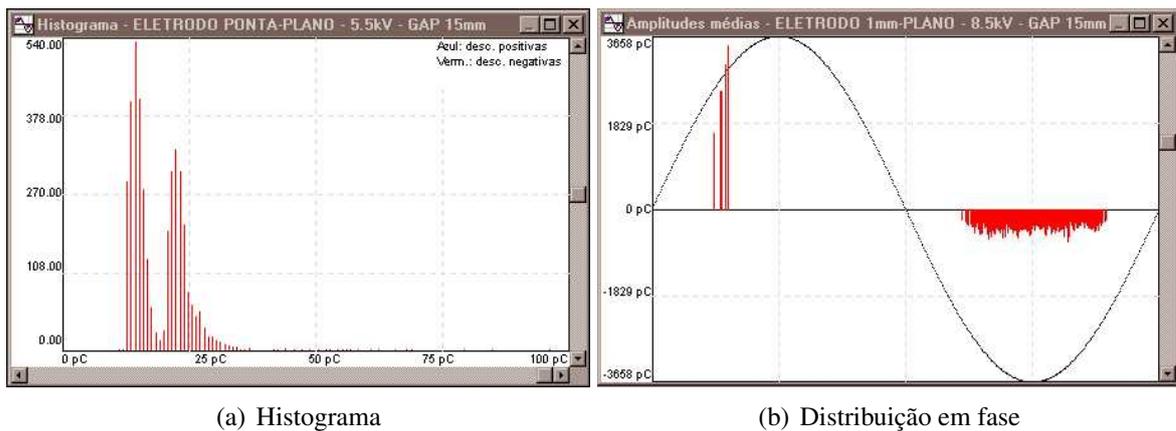


Figura 1.4: Histograma e distribuição de amplitude de DPs em relação à fase.

### 1.3 Natureza probabilística das DPs e técnicas de análise e diagnóstico

A despeito de sua natureza localizada e de baixa intensidade, descargas parciais são um fenômeno extremamente complexo, cujo comportamento é afetado por uma grande quantidade de variáveis independentes e é reconhecidamente estocástico e não-estacionário (BARTNIKAS, 2002; BARTNIKAS; MCMAHON, 1979; BARTNIKAS; NOVAK, 1993; BOGGS, 1990a; DEVINS, 1984; FRUTH; NIEMEYER, 1992; FUJIMOTO; RIZZETTO; BRAUN, 1992; GOLDMAN; GOLDMAN; GATELLET, 1995; BRUNT, 1991). As técnicas de diagnóstico baseiam-se sobretudo em análises estatísticas como forma de determinar o tipo de defeito e a grau de deterioração do dielétrico.

Estudos a respeito da natureza probabilística das DPs surgiram partir da década de 1960, inicialmente com o objetivo de caracterizar seu comportamento frente a fatores como o tipo de material isolante, formato dos eletrodos e composição dos gases. As primeiras técnicas de análise empregavam operadores estatísticos simples, como histogramas de amplitude e do número de ocorrências.

Métodos de diagnóstico baseados na distribuição dos pulsos em relação à fase da tensão foram desenvolvidos a partir da década de 1970, dando origem às conhecidas técnicas de classificação de padrões (figura 1.4). Inicialmente, as análises eram realizadas por comparação visual, com base em catálogos de defeitos comumente encontrados nos equipamentos elétricos. Isto tornava o processo altamente sujeito a erros e dependente da experiência do analista.

Em 1986, Okamoto apresentou um método para a caracterização da evolução de arvorejamentos em peças de material isolante sólido baseado na aplicação de operadores estatísticos de ordem superior (OKAMOTO, 1986). A proposta representava a primeira possibilidade de

se caracterizar a degradação do material de forma objetiva e sem a intervenção humana. Nos anos seguintes o método foi associado a técnicas de classificação de padrões (GULSKI, 1995a; KREUGER; GULSKI; KRIVDA, 1993) e, a partir da década de 1980, surgiram as primeiras propostas para automação do diagnóstico com base em inteligência computacional (CONTIN et al., 2002; GULSKI, 1993, 1995a, 1995b; KREUGER; GULSKI; KRIVDA, 1993; SALAMA; BARTNIKAS, 2000; SATISH; ZAENGL, 1994).

Apesar dos avanços obtidos, trabalhos recentes relatam que, na prática, diagnósticos baseados em classificação de padrões tendem a ser menos satisfatórios do que o esperado (GOLDMAN; GOLDMAN; GATELLET, 1995; TRINH, 1995a). Usualmente é possível identificar defeitos grosseiros, tais como a presença de partes flutuantes, conexões mal feitas ou corona nas vias de alta tensão. Entretanto, os resultados ainda são incertos quando se trata de determinar o grau de deterioração no interior do isolamento.

Uma das dificuldades de se estabelecer estas relações advém do fato de as descargas parciais serem um fenômeno estocástico não-estacionário (GULSKI, 1995a; OSVÁTH, 1995). Tal propriedade decorre dos próprios mecanismos que regem o fenômeno, uma vez que a ocorrência de uma DP causa a formação de cargas elétricas e átomos meta-estáveis que afetam, a curto prazo, a formação e o crescimento de descargas subsequentes. A longo prazo, a ocorrência contínua causa alterações na composição química dos materiais, o que contribui para modificar as condições do ambiente em que novos pulsos serão formados. Tais alterações refletem-se nas distribuições de frequência, fazendo com que relações bem conhecidas no início da vida do equipamento evoluam de forma imprevisível à medida em que o material se degrada.

O comportamento não estacionário das descargas parciais foi investigado na década de 1990 por uma equipe de pesquisadores do NIST utilizando ferramentas de análise estatística condicional (BRUNT, 1991; BRUNT; CERNYAR; GLAHN, 1993; BRUNT; STRICKLETT, 1992). As investigações demonstraram claramente a existência de correlações entre os parâmetros de análise, o que indica que estes não podem ser tratados como variáveis independentes. A análise estatística condicional permitiu, até certo ponto, eliminar as dependências, entretanto os autores relatam que ainda não está claro como estes dados poderão ser utilizados para o diagnóstico de equipamentos reais, sendo portanto uma área de investigação em aberto.

## 1.4 Medição em campo e processamento digital de descargas parciais

A medição de descargas parciais em campo normalmente demanda o uso de técnicas para eliminação de ruídos, dentre as quais a mais comum é a limitação da faixa de passagem do medidor. A maioria dos sistemas de medição comerciais oferece filtros analógicos sintonizados que permitem selecionar regiões do espectro de frequências nas quais o ruído possua baixa energia (NORTHROP, 2005). Essa técnica pode mostrar-se satisfatória nos casos em que o espectro do ruído é limitado (ex.: sinais de rádio), entretanto outros tipos de interferências podem inviabilizar a medição.

Nos últimos anos tem-se observado uma forte tendência de aplicação de ferramentas de processamento digital na busca de melhorias para as condições de medição de DPs em campo. Em (WARD, 1992) o autor realiza uma sinopse de várias ferramentas digitais utilizadas para a aquisição, filtragem e análise de DPs. Nagesh e Gururaj reportam em (NAGESH; GURURAJ, 1993) os resultados da comparação de filtros FIR e IIR estacionários e adaptativos para a eliminação de interferências de espectro discreto utilizando processamento em blocos e off-line. Köpf e Feser propõem em (KÖPF; FESER, 1995) o uso de um filtro FIR auto-configurável implementado em hardware para a eliminação de interferências de espectro limitado. Em (BORSI, 2000), Borsi relata o uso de filtros adaptativos preditivos, de rejeição espectral e Kalman em um sistema de análise de DPs para equipamentos de parâmetros distribuídos, também com processamento off-line. O mesmo autor investiga em (BORSI; GOCKENBACH; WENZEL, 1995) o uso de técnicas de inteligência computacional para a separação de sinais de DPs de ruídos impulsivos. Em um trabalho mais recente, Cavallini, Contin et al. (CAVALLINI et al., 2003) investigam a aplicação de técnicas de extração de atributos e classificação de padrões para a identificação de DPs em sistemas de medição de faixa ultra-larga. Em (SHIM; SORAGHAM; SIEW, 2000b), Shim et al. apresentam de forma abrangente as características de sistemas de processamento digital de DPs em malha fechada e aberta.

Propostas de uso da transformada de wavelets para processamento de descargas parciais começaram a surgir no início da década de 2000. Os trabalhos iniciais tinham como foco, sobretudo, esclarecer as melhores práticas para definição de parâmetros de filtragem, tais como a família de wavelets e os métodos de seleção de coeficientes. Ao longo da década, novas abordagens foram desenvolvidas, cujos resultados contribuíram para consolidar a superioridade da TW em relação às outras técnicas de filtragem propostas até então.

Em um trabalho seminal, Shim et al. (SHIM; SORAGHAM; SIEW, 2001) fazem uma intro-

dução ao método de wavelets e à técnica desenvolvida por Donoho e Johnstone para eliminação de ruídos, conhecida como *Waveshrink* (DONOHO; JOHNSTONE, 1994; DONOHO, 1993; DONOHO et al., 1995; DONOHO, 1995; DONOHO; JOHNSTONE, 1995). Os autores apresentam resultados satisfatórios da sua aplicação à filtragem de sinais de DPs medidos em cabos coaxiais de alta tensão. Em (MA; ZHOU; KEMP, 2002a, 2002b) Ma et al. apresentam um aperfeiçoamento da técnica, introduzindo procedimentos para automação da seleção da wavelet mãe e determinação de limiares. Os autores reportam resultados satisfatórios na filtragem de sinais de DPs medidos em cabos coaxiais.

Satish e Nazneen apresentam em (SATISH; NAZNEEN, 2003) uma técnica de filtragem baseada em wavelets, análise multiresolução e inspeção visual. A filtragem consiste em uma análise das componentes associadas às subbandas de frequência de wavelets, eliminando-se aquelas associadas primordialmente ao ruído. Os autores apresentam resultados satisfatórios para o processamento de interferências harmônicas e ruído branco. Seguindo uma abordagem similar, Zhou et al. apresentam em (ZHOU; ZHOU; KEMP, 2005) uma metodologia para eliminação de ruídos baseada na identificação dos subníveis de decomposição associados ao espectro de energia do sinal de DPs.

Em (SRIRAM et al., 2005) os autores realizam uma comparação de várias técnicas de filtragem aplicadas ao processamento de DPs, dentre as quais filtros lineares, análise tempo-frequência, filtros adaptativos e wavelets. Os autores concluem que a TW oferece os melhores resultados, com base em análises de sinais simulados e medidos.

Em (CHANG et al., 2005) os autores demonstram a eficiência de uma técnica baseada em pacotes de wavelets para o processamento de descargas parciais. A técnica consiste na decomposição do sinal em uma árvore de pacotes de wavelets seguida de uma poda de nós baseada na variância dos coeficientes. Os autores reportam resultados satisfatórios para o processamento de DPs medidas em disjuntores isolados a gás e geradores de alta tensão.

Em (ZHANG et al., 2007a, 2007b) Zhang et al. reportam os resultados de uma nova abordagem para cálculo dos limiares para seleção de coeficientes, baseada na avaliação prévia do ruído antes da tensão de início das descargas parciais. Os autores apresentam resultados significativos para o processamento de sinais simulados e reais, obtidos de medições em cabos coaxiais.

## 1.5 Contextualização do problema e proposta do trabalho

Três características são marcantes nas propostas para processamento de DPs citadas anteriormente. A primeira é a adoção de critérios de seleção de coeficientes baseados em limiares universais ou dependentes da escala, que podem ser considerados como variações do *Waveshrink* (DONOHO; JOHNSTONE, 1995). Mais recentemente tem-se tornado consenso que a abordagem baseada em limiares é restrita por ignorar um dos grandes diferenciais da TW em relação a outras ferramentas de processamento: a capacidade de carregar e processar informação de forma localizada.

A segunda característica diz respeito ao uso de transformações ortogonais, sobretudo a transformada discreta de wavelets. Trabalhos recentes têm demonstrado que o emprego de decomposições redundantes tem possibilitado obter melhores resultados de filtragem (MALLAT, 2009; XU et al., 1994; DRAGOTTI; VETTERLI, 2003), muito embora haja uma maior carga computacional envolvida .

Por fim, todos os trabalhos citados reportam resultados para processamento de ruídos harmônicos ou aleatórios (ruído branco). Entretanto, há uma carência de investigações sobre o processamento de ruídos localizados, impulsivos e não estacionários, reconhecidamente mais difíceis de eliminar devido à sua similaridade com as descargas parciais (SATISH; NAZNEEN, 2003; CAVALLINI et al., 2003; BORSI; GOCKENBACH; WENZEL, 1995).

Este trabalho apresenta os detalhes de desenvolvimento de uma técnica para processamento de sinais de descargas parciais baseada na transformada de wavelets e em seleção de coeficientes adaptativa espacialmente.

A seleção adaptativa espacialmente é uma abordagem cujo objetivo é avaliar a importância de cada coeficiente de wavelets individualmente ou em pequenos grupos, em detrimento de uma avaliação global (universal) ou por escala. As regras de seleção baseiam-se em correlações entre coeficientes localizados em uma vizinhança próxima, tais como a sua distribuição, decaimento e espalhamento. Tal abordagem fundamenta-se no fato de que os coeficientes de wavelets tendem a aglomerar-se, ou apresentar comportamentos mais específicos, nos pontos onde o sinal possui informações relevantes (singularidades). Se for possível identificar tais comportamentos, obtém-se uma ferramenta capaz de selecionar coeficientes de forma adaptativa. Pesquisadores de várias áreas de conhecimento vêm explorando com sucesso esta abordagem (MALLAT; ZHONG, 1992; MALLAT; HWANG, 1992; SHAPIRO, 1993; XU et al., 1994; VIDAKOVIC; LOZOYA, 1998; CHANG; YU; VETTERLI, 2000; DRAGOTTI; VETTERLI, 2003).

O principal diferencial da abordagem proposta neste trabalho é a utilização de informações sobre a propagação dos coeficientes ao longo dos níveis de decomposição como critério de seleção. Devido à natureza localizada do sinal de descargas parciais, é de se esperar que tal abordagem traga benefícios para o seu processamento. Os resultados obtidos demonstram a superioridade da técnica quando comparada às propostas na literatura.

O trabalho traz ainda os resultados do desenvolvimento de um sistema de tempo real para o processamento de DPs com base em wavelets. A investigação teve como objetivo determinar os recursos necessários para a implementação das técnicas de filtragem desenvolvidas, as características dos algoritmos para processamento em tempo real, bem como obter uma avaliação da sua carga computacional. O sistema foi desenvolvido em uma plataforma baseada em um processador de sinais digitais (DSP) acoplado a digitalizadores externos de alta taxa de amostragem com o objetivo de otimizar o processamento e garantir comportamento determinístico.

## **1.6 Organização do texto**

Neste capítulo fez-se uma introdução ao fenômeno das descargas parciais e uma contextualização do problema tratado nesta tese. O capítulo 2 apresenta a técnica de filtragem adaptativa espacialmente, os detalhes de sua implementação e considerações sobre a determinação de parâmetros de ajuste. O capítulo 3 traz a descrição do sistema de medição e processamento em tempo real bem como os algoritmos desenvolvidos e a metodologia para modelamento e análise. O capítulo 4 apresenta os resultados obtidos para a técnica de filtragem adaptativa espacialmente. O capítulo 5 apresenta os resultados obtidos para o sistema de processamento em tempo real. O capítulo 6 apresenta as conclusões e propostas de continuidade.

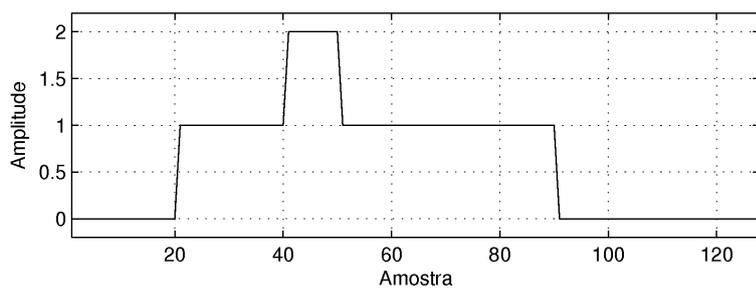
## ***2 Processamento de DPs utilizando wavelets e seleção de coeficientes adaptativa espacialmente***

### **2.1 Seleção de coeficientes adaptativa espacialmente**

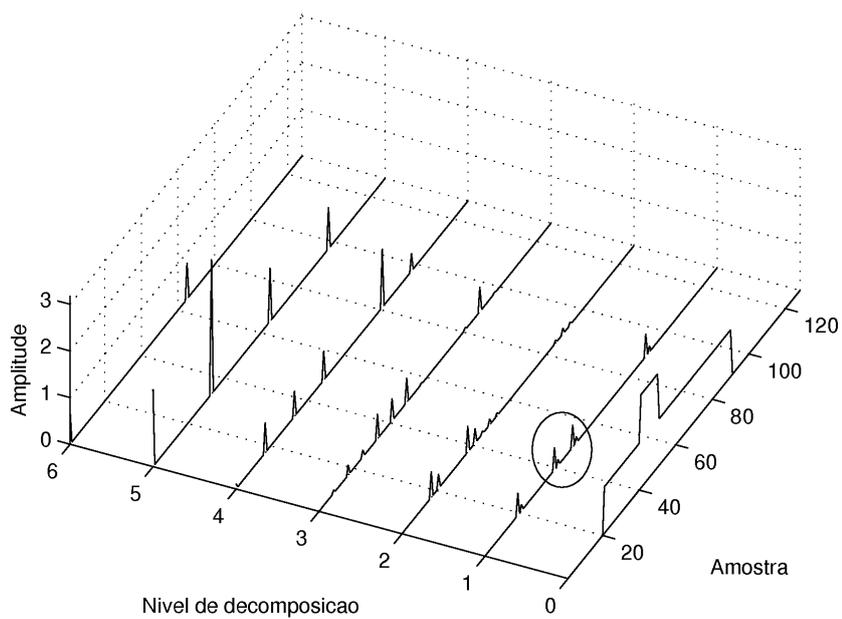
Métodos de filtragem baseados em wavelets e limitação de coeficientes fundamentam-se no princípio de que os coeficientes de grande amplitude relacionam-se aos pontos de variação abrupta do sinal (singularidades) e que estes, usualmente, transportam as suas informações mais relevantes (o apêndice A apresenta uma revisão sobre a teoria da transformada de wavelets, bem como as técnicas tradicionalmente utilizadas para sua aplicação à eliminação de ruídos). Entretanto, a comparação unicamente por magnitude é restrita porque desconsidera a capacidade de localização espacial da transformada. Métodos de filtragem baseados em correlações espaciais buscam, genericamente, explorar esta capacidade para revelar informações adicionais que auxiliem no processo de seleção.

As técnicas de seleção adaptativa espacialmente propostas na literatura podem ser genericamente classificadas como uma de duas formas. Em algumas abordagens, a relevância de cada coeficiente é determinada de forma individual, usualmente com base em informações estatísticas de coeficientes vizinhos (CHANG; YU; VETTERLI, 2000; VIDAKOVIC; LOZOYA, 1998; KIE; ZHANG; XU, 2004). Esta abordagem é representada de forma esquemática na figura 2.1. A parte a) apresenta um sinal constante por partes com dois níveis de amplitude e quatro pontos de descontinuidade. A parte b) apresenta os módulos dos coeficientes de TWD para uma decomposição em seis níveis utilizando a wavelet de Daubechies com 2 momentos de esvaecimento (o sinal é apresentado no nível 0). A elipse envolvendo coeficientes no nível 1 indica que a análise de relevância considera somente os relacionamentos entre coeficientes localizados em uma vizinhança limitada.

Em uma segunda abordagem a relevância dos coeficientes é determinada por meio de re-



(a) Sinal original



(b) Módulos dos coeficientes para uma decomposição em 6 níveis

Figura 2.1: Representação esquemática da seleção baseada em coeficientes vizinhos.

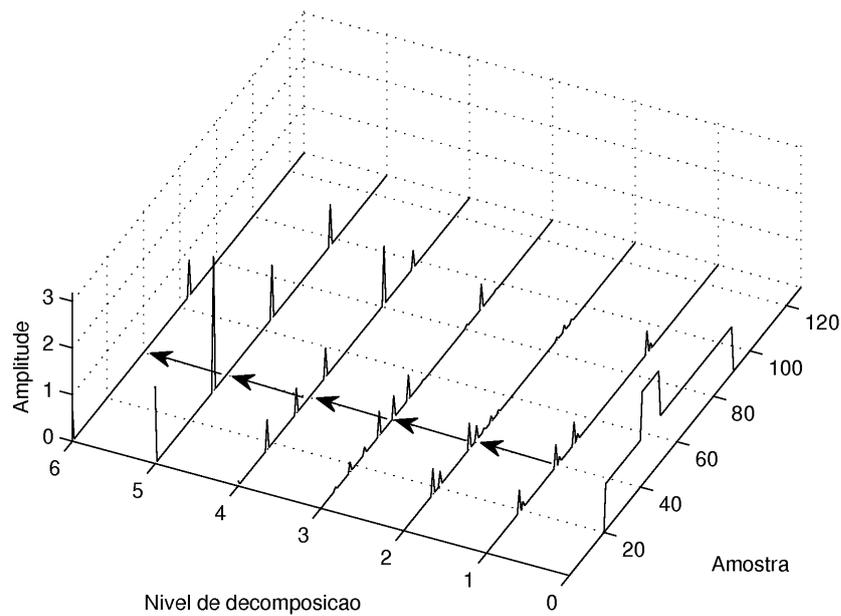


Figura 2.2: Representação esquemática da seleção baseada na propagação dos coeficientes.

lações estabelecidas ao longo dos diferentes níveis de decomposição (MALLAT; HWANG, 1992; SHAPIRO, 1993; XU et al., 1994; DRAGOTTI; VETTERLI, 2003). Esta abordagem é apresentada de forma esquemática na figura 2.2, onde as relações são representadas como setas direcionadas do primeiro ao último nível.

Neste trabalho, o processo de seleção baseou-se na observação de que as decomposições de sinais de DPs apresentam um comportamento muito característico. Devido à natureza localizada do sinal, os coeficientes relevantes tendem a se aglomerar nas mesmas posições relativas em cada nível de decomposição, como pode ser visualizado na figura 2.3. Observa-se que os coeficientes são restritos a um conjunto limitado, representado por linhas tracejadas, que determinam o *cone de influência* da descarga parcial. Uma vez que o conjunto é restrito a uma região espacialmente localizada do plano tempo-escala, se for possível discriminá-la obtém-se uma ferramenta de seleção adaptativa espacialmente.

## 2.2 Identificação de singularidades com base na propagação de máximos locais

Devido às características de aglomeração citadas anteriormente, o procedimento para identificação dos coeficientes relevantes seguiu a abordagem de investigação ao longo dos níveis de decomposição. O procedimento baseou-se na teoria de propagação de máximos locais desenvolvida por Mallat et al. em (MALLAT; HWANG, 1992; MALLAT; ZHONG, 1992).

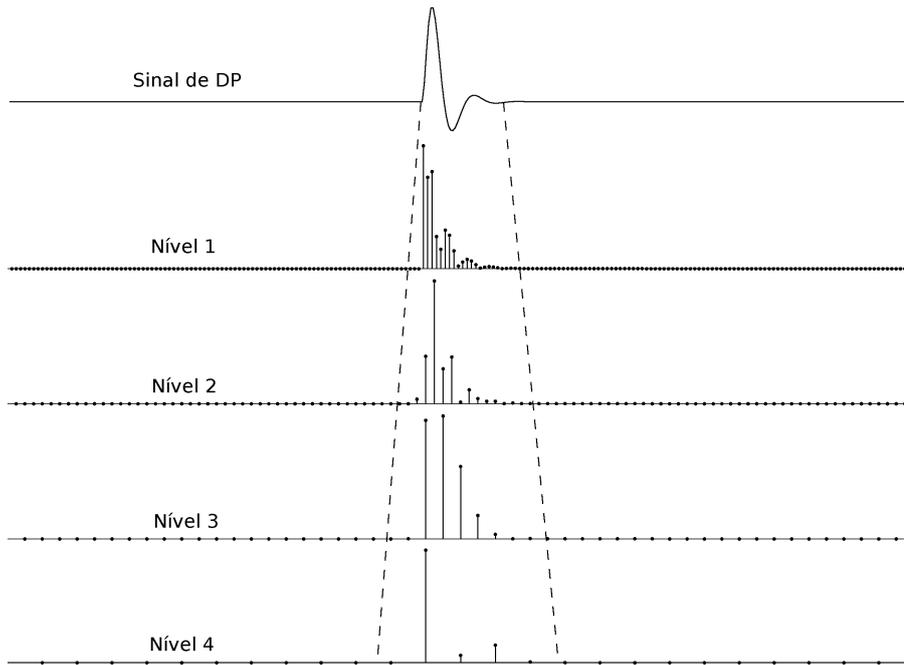


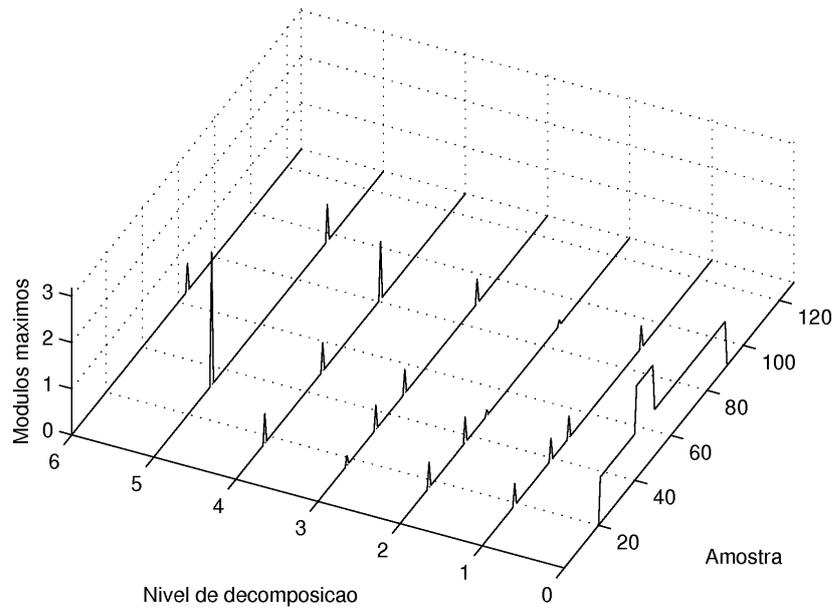
Figura 2.3: Coeficientes da TW influenciados por um pulso de DP. Figura de cima: sinal de DP. Figuras de baixo: módulos de coeficientes de wavelets nos níveis 1 a 4.

Uma propriedade conhecida da transformada de wavelets é a sua capacidade de identificar singularidades em uma função. Esta capacidade é frequentemente utilizada em aplicações tais como detecção de bordas, compressão de dados e identificação de sinais (SHAPIRO, 1993; CHANG; YU; VETTERLI, 2000; VIDAKOVIC; LOZOYA, 1998; KIE; ZHANG; XU, 2004). Em (MALLAT; HWANG, 1992) os autores demonstram que as singularidades de funções matemáticas podem ser identificadas e completamente caracterizadas por meio da propagação dos módulos máximos locais da sua transformada de wavelets à medida em que trafegam da escala mais grossa em direção à mais fina. Em particular, o decaimento dos máximos locais nas escalas mais finas possui relação direta com a regularidade local da função sendo, portanto, um indicativo da posição dos pontos de descontinuidade.

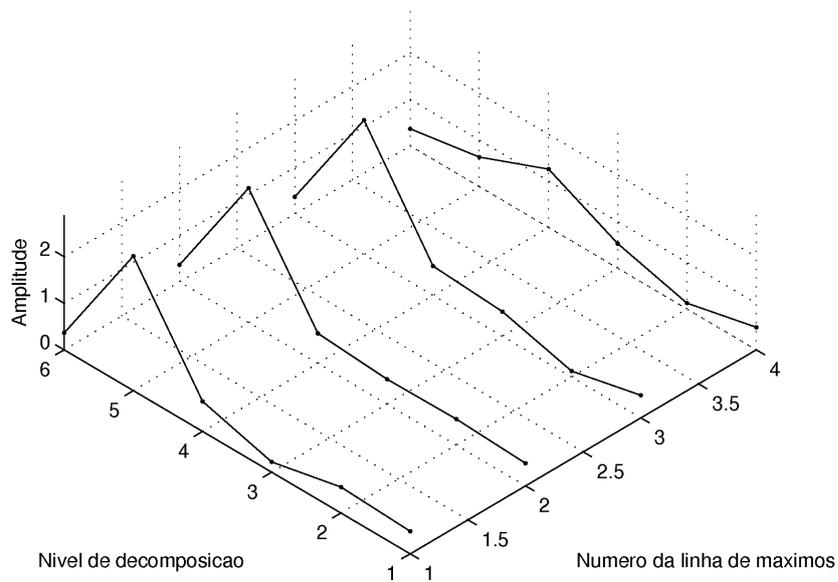
Um módulo máximo local da TW é definido como qualquer ponto  $(s_0, t_0)$  no plano tempo-escala (espaço-escala) para o qual  $|TW(s_0, t)| < |TW(s_0, t_0)|$  quando  $t$  é um vizinho imediato de  $t_0$  à direita ou à esquerda. Uma linha de máximos é definida como qualquer curva no plano que conecta módulos máximos ao longo das escalas. Se uma função  $x(t)$  possui uma singularidade em um instante arbitrário  $t_0$ , os módulos máximos da sua transformada de wavelets tenderão a se localizar abaixo do cone de influência de  $x(t_0)$ . O cone de influência é definido como o conjunto de pontos do plano tempo-escala influenciados pelo ponto  $x(t_0)$  e é determinado por

$$|t - t_0| \leq s. \quad (2.1)$$

Quando os máximos locais são conectados, o resultado é um conjunto de linhas que apontam para as singularidades do sinal enquanto progridem das maiores para menores escalas, como pode ser observado na figura 2.4. Neste exemplo, percebe-se que 4 linhas de máximos foram identificadas, correspondendo aos 4 pontos de descontinuidade do sinal.



(a) Módulos máximos locais



(b) Linhas de máximos

Figura 2.4: Módulos máximos locais e linhas de máximos relativos ao exemplo da figura 2.1.

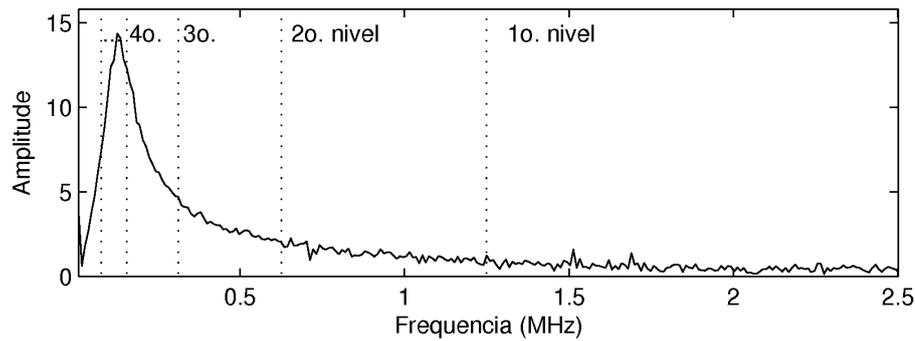


Figura 2.5: Divisão diádica do espectro de frequências de um pulso de DP.

## 2.3 Caracterização de sinais de descargas parciais por meio de linhas de máximos

A decomposição realizada pela transformada de wavelets discreta reflete-se no domínio da frequência como uma subdivisão logarítmica do espectro do sinal. Os coeficientes do 1º nível correspondem à faixa de frequências entre  $\pi$  e  $\pi/2$ , os do 2º nível entre  $\pi/2$  e  $\pi/4$ , e assim sucessivamente (onde  $\pi$  representa a frequência de Nyquist (MITRA, 2011)). Como exemplo, a subdivisão é apresentada na figura 2.5 para o espectro de um pulso de descargas parciais medido em ar à pressão atmosférica.

Devido à ortogonalidade da TWD os coeficientes de maior amplitude tendem a se agrupar nos níveis correspondentes à maior energia do sinal. No caso de descargas parciais, estes níveis correspondem às faixas que contêm o pico do espectro de frequências e as suas vizinhas, e que estão diretamente relacionadas à faixa de passagem do sistema de medição. Por exemplo, analisando-se a figura 2.5 percebe-se que a energia do sinal está concentrada nas faixas 3, 4 e 5, portanto é de se esperar que os maiores coeficientes de wavelets se localizem nos respectivos níveis de decomposição. Isto pode ser confirmado visualmente observando-se a figura 2.6, que apresenta a distribuição dos módulos dos coeficientes da TWD para o pulso correspondente ao espectro da figura 2.5 (o sinal de DP é apresentado no nível 0).

Na figura 2.7 apresenta-se a distribuição de módulos máximos e as linhas de máximos para um trem de pulsos de DPs de faixa estreita em uma decomposição em 6 níveis. A característica mais notável desta distribuição é que as amplitudes dos módulos máximos tendem a diminuir à medida em que as linhas propagam na direção do primeiro nível. Este comportamento está diretamente relacionado ao formato do espectro de frequências do sinal, uma vez que a sua energia também diminui na região de altas frequências. Portanto, as linhas de máximos de DPs apresentam um comportamento característico, diretamente relacionado ao seu espectro de frequências e à faixa de passagem do sistema de medição.

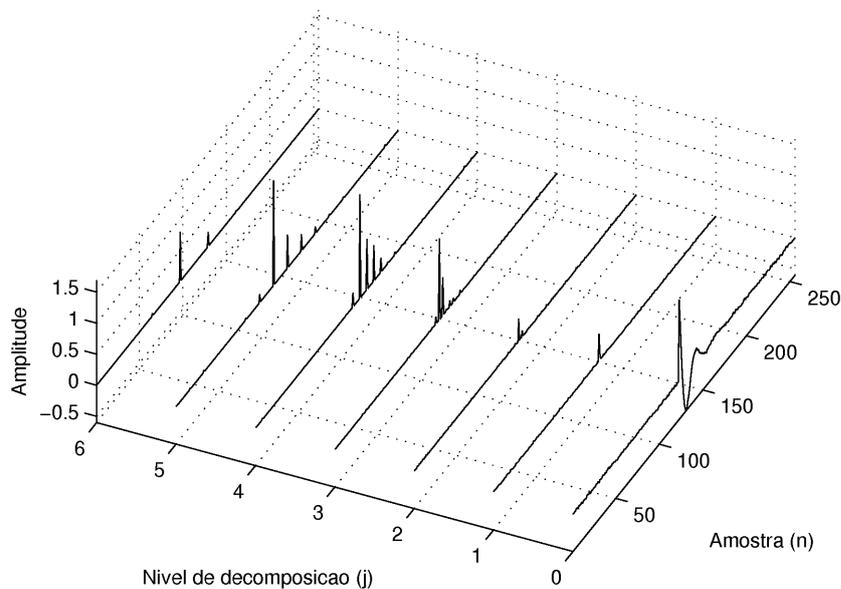


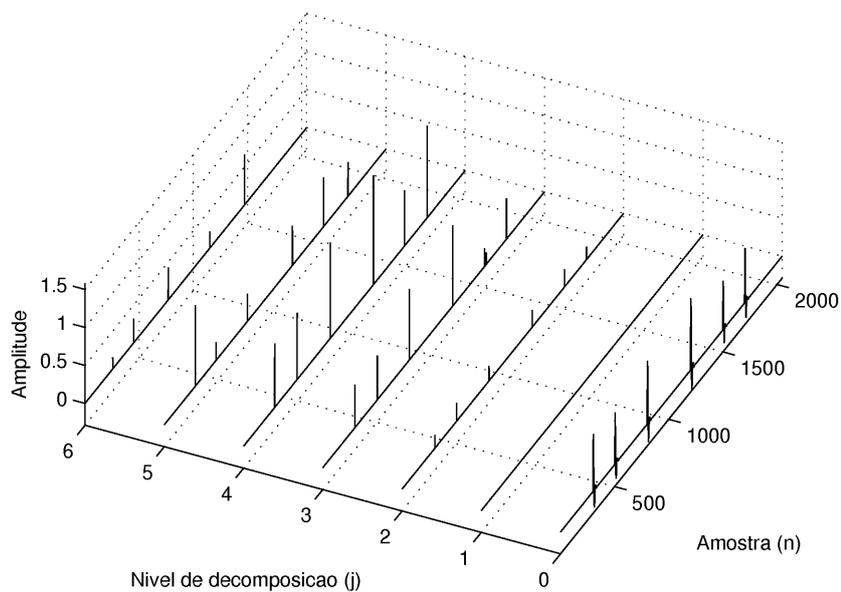
Figura 2.6: Módulos da decomposição por wavelets de um pulso de DP de faixa estreita.

Quando o sinal é corrompido por interferências, o formato das linhas de máximos depende do tipo do ruído e de sua distribuição de frequências. Por exemplo, é um fato bem conhecido que a transformada de wavelets do ruído branco aleatório é também um processo aleatório (MALLAT; HWANG, 1992; DONOHO; JOHNSTONE, 1994). Portanto, os módulos máximos da sua decomposição tendem a se espalhar por todo o plano tempo-frequência e suas linhas de máximos não apresentam um padrão de propagação bem definido. Isto pode ser visto na figura 2.8, que mostra a distribuição de módulos máximos e as linhas de máximos para um ruído branco Gaussiano. Outros tipos de interferências geram diferentes padrões de propagação, que podem ou não ser distinguíveis dos padrões de DPs. Entretanto, se a energia do ruído tiver uma distribuição em frequência diferente das DPs, as suas linhas de máximos apresentarão formatos bastante distintos, mesmo quando houver sobreposição de espectros. Portanto, o formato das linhas de máximos é um parâmetro que pode ser utilizado para identificação e separação dos coeficientes da TW.

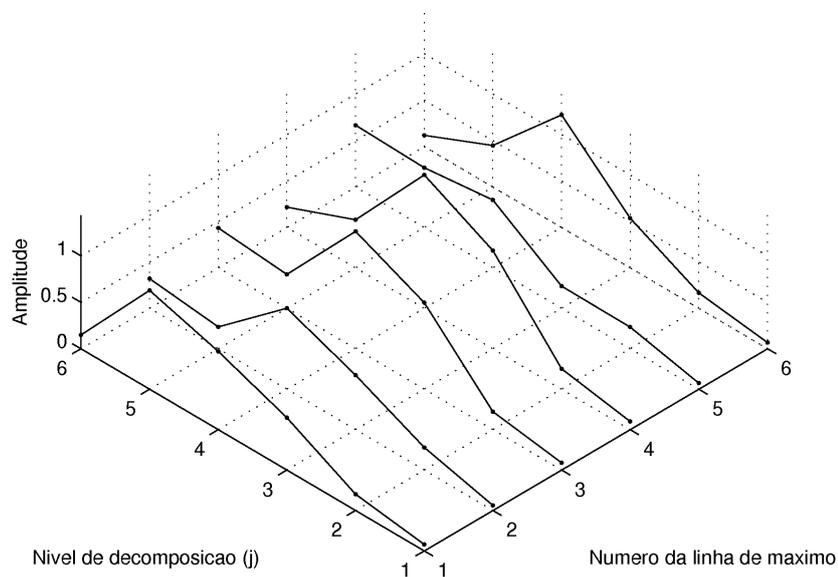
## 2.4 Procedimentos para construção das linhas de máximos

O procedimento para identificação e construção das linhas de máximos compõe-se de três etapas (MOTA et al., 2011). Inicialmente o sinal sob análise é decomposto por meio da transformada de wavelets discreta e os módulos dos coeficientes de todos os níveis são determinados.

Na segunda etapa, determina-se o nível a partir do qual a análise se iniciará, identificado como  $j_{inic}$ . Genericamente, este nível deverá estar associado à faixa de frequências com maior

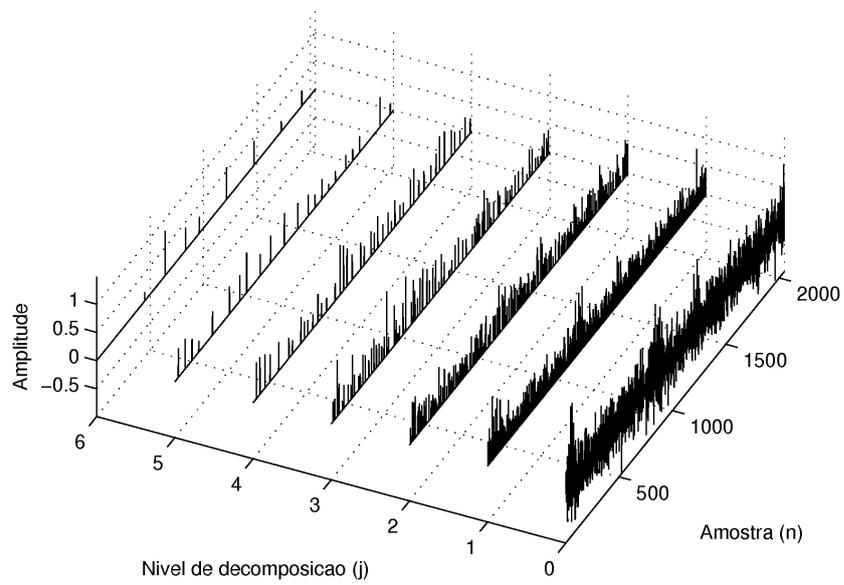


(a) Módulos máximos locais

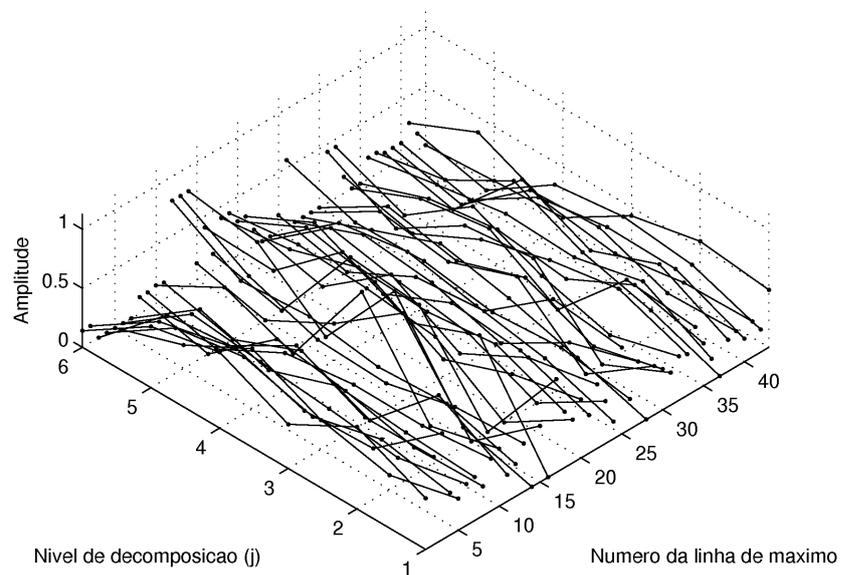


(b) Linhas de máximos

Figura 2.7: Módulos máximos locais e linhas de máximos relativos a um trem de pulsos de DPs medidos em um sistema de faixa estreita.



(a) Módulos máximos locais



(b) Linhas de máximos

Figura 2.8: Módulos máximos locais e linhas de máximos relativos a um ruído branco Gaussiano.

concentração da energia do sinal e que, conseqüentemente, conterà os coeficientes de maior amplitude. Em uma abordagem imediata, a escolha pode basear-se no conhecimento da frequência central da banda de passagem do sistema de medição. Entretanto, um procedimento mais sistemático pode ser empregado se for possível obter um pulso de DP sem interferências ou um pulso de calibração (INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMISSION, 1981). Nestes casos, o nível inicial pode ser determinado decompondo-se o pulso e determinando-se a distribuição da energia em cada nível, dada por

$$E(j) = \sum_{i=1}^{\frac{N}{2^j}} d_{i,j}^2, \quad (2.2)$$

onde  $E(j)$  é a energia no nível  $j$ ,  $d_{i,j}$  é o  $i$ -ésimo coeficiente de wavelet do nível  $j$  e  $N$  é o comprimento total do sinal.  $j_{inic}$  será o nível que apresentar o maior valor para  $E(j)$ .

Na terceira etapa determina-se os módulos máximos locais de todos os coeficientes e os máximos localizados em  $j_{inic}$  são identificados. Para cada um destes, o algoritmo avalia dois conjuntos de coeficientes dos níveis anterior e posterior, contidos no cone de influência do ponto  $x(t_0)$  que gerou o máximo em  $j_{inic}$  e que são definidos por

$$\Delta_{ant} = d_{k,j-1} \mid_{(2i_{max}-M) < k < (2i_{max}+M)}, \quad (2.3)$$

$$\Delta_{pos} = d_{k,j+1} \mid_{\frac{i_{max}-M}{2} < k < \frac{i_{max}+M}{2}}, \quad (2.4)$$

onde  $i_{max}$  representa o índice do máximo local identificado no nível  $j$  e  $M$  é o suporte do filtro de wavelet. Se houver outros máximos nestes conjuntos as conexões são estabelecidas, até que todos os máximos do nível inicial tenham sido analisados. O mesmo procedimento é, então, aplicado aos máximos conectados nos níveis anterior e posterior, até que todos os níveis tenham sido avaliados.

## 2.5 Classificação das linhas de máximos e seleção de coeficientes

Uma vez construídas, as linhas de máximos relacionadas às DPs e ao ruído devem ser separadas e os coeficientes pertencentes às últimas eliminados. A classificação das linhas de

Tabela 2.1: Operadores estatísticos.

Operador
Média
Mediana
Desvio padrão
Skewness
Kurtosis

máximos foi realizada utilizando-se duas abordagens com o objetivo de avaliar resultados distintos. Na primeira abordagem fez-se uma avaliação de um conjunto de operadores estatísticos, comumente utilizados para caracterizar curvas de distribuição de probabilidade, e uma comparação com a teoria do decaimento das linhas de máximos proposta em (MALLAT; HWANG, 1992). A segunda abordagem considerou o uso de um classificador de padrões baseado em Máquinas de Vetor de Suporte (SVMs). Os resultados obtidos e uma análise comparativa dos dois métodos são apresentados no capítulo 4.

### 2.5.1 Classificação baseada no decaimento das linhas de máximos

Na primeira abordagem as linhas de máximos foram tratadas como distribuições de probabilidades. Os operadores estatísticos listados na tabela 2.1 foram empregados para caracterizar comportamentos de tendência central, espalhamento e assimetria das distribuições. Entretanto, esta abordagem não ofereceu bons resultados porque as linhas de máximos associadas ao ruído tendem a oscilar aleatoriamente, tornando-se difícil a sua caracterização.

Para contornar o problema, um operador determinístico foi definido. A abordagem explora características do decaimento das linhas de máximos durante a propagação em direção ao 1º nível como critério de seleção (MOTA; VASCONCELOS, 2010). O operador realiza uma soma acumulativa de diferenças definida por

$$\lambda(n) = \sum_{i=2}^{j_{inic}} (|d_{n,i}| - |d_{n,i-1}|), \quad (2.5)$$

onde  $\lambda(n)$  indica a soma de diferenças para a  $n$ -ésima linha de máximos e  $|d_{n,j}|$  é um módulo máximo local que pertence à linha  $n$  no nível  $j$ . A soma de diferenças mostrou-se um parâmetro robusto quando comparado aos operadores estatísticos. Uma vez que as linhas de máximos associadas às DPs tendem a decair à medida em que trafegam em direção ao 1º nível,  $\lambda(n)$  tende a fornecer valores elevados. Por outro lado, os resultados para linhas relativas ao ruído

tendem a ser pequenos devido ao seu comportamento oscilatório.

Após o cálculo, as somas de diferenças são comparadas com um padrão obtido de um pulso de calibração. Os coeficientes que compõem as linhas de máximos cujos  $\lambda(n)$  são menores que o padrão são descartados, enquanto os remanescentes são utilizadas para reconstruir o sinal.

## 2.5.2 Classificação baseada em Máquinas de Vetor de Suporte

Na segunda abordagem as linhas de máximos foram separadas por meio de um procedimento baseado em máquinas de vetor de suporte (MOTA et al., 2011). A escolha de um classificador SVM baseou-se em duas características: primeiro, há um grande número de investigações que indicam que, para um dado problema de classificação, a generalização obtida com SVMs é similar ou significativamente melhor do que a obtida com outros métodos (BURGES, 1998; HAYKIN, 1996; HAO; LEWIN, 2010; MURTHY et al., 2010). Além disso, classificadores SVM possuem menos parâmetros a ajustar, o que os tornam menos dependentes de procedimentos empíricos e *ad hoc*.

O espaço de entrada foi definido pelos máximos que compõem cada linha, localizados em cada nível de decomposição. Assim, as linhas de máximos são fornecidas diretamente ao classificador, cuja tarefa é indicar se uma determinada linha pertence à classe de descargas parciais ou à de ruído. As linhas relacionadas ao ruído são identificadas e seus coeficientes removidos do conjunto. A reconstrução é feita com os coeficientes restantes.

### Parametrização e treinamento de SVMs

O emprego de SVMs para classificação de padrões demanda a definição de um procedimento de treinamento para ajuste dos parâmetros internos (HSU; CHANG; LIN, 2010). Particularmente, deve-se definir o custo  $C$  e os parâmetros relacionados à função-núcleo  $K(x, x_i)$  escolhida.

O custo é um parâmetro de regularização definido pelo usuário que controla o compromisso entre a complexidade da máquina e o número aceitável de dados não separáveis. O parâmetro é, portanto, determinante do tempo de treinamento e da convergência ou não para um resultado satisfatório.

A função-núcleo, definida por

$$K(x, x_i) = \vec{\phi}^T(x_i) \cdot \vec{\phi}(x), \quad (2.6)$$

é uma combinação linear de funções-base usada para evitar a construção explícita do espaço de alta dimensão sobre o qual é realizado o mapeamento da entrada. Três funções-núcleos foram investigadas neste trabalho com o objetivo de avaliar o grau de não-linearidade dos dados. As funções são a linear, a polinomial e as de base radial (RBF), definidas respectivamente por

$$K_l(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j, \quad (2.7)$$

$$K_p(x_i, x_j) = (\gamma \cdot x_i^T \cdot x_j + r)^d, \quad (2.8)$$

$$K_{RBF}(x_i, x_j) = e^{(-\gamma \|x_i^T - x_j\|^2)}, \quad (2.9)$$

onde  $\gamma$ ,  $r$  e  $d$  são os parâmetros de ajuste. O núcleo RBF apresentou os resultados mais robustos em termos de generalização em todos os casos avaliados, sendo portanto o empregado nas análises subsequentes.

### **Procedimento de treinamento para filtragem de DPs**

Como pode ser observado em (2.9), o núcleo RBF demanda a definição do parâmetro  $\gamma$ , responsável por controlar a largura das funções de base Gaussianas utilizadas no mapeamento entrada-saída. Os pares ótimos  $(C, \gamma)$  para cada caso foram definidos com base em um procedimento de validação cruzada associada a uma busca no plano  $C \times \gamma$  (HSU; CHANG; LIN, 2010). A validação foi realizada subdividindo-se o conjunto de treinamento em 2 partes, com 80% para treinamento e 20% para teste. Para acelerar o procedimento inicialmente os pares  $(C, \gamma)$  são elevados exponencialmente nas vizinhanças de valores iniciais definidos pelo usuário. Isto permite identificar regiões no plano que oferecem os melhores resultados em termos de generalização. Em uma etapa posterior, realiza-se uma busca mais refinada somente ao redor das regiões ótimas. Após o treinamento, os parâmetros são fixados e usados para classificar os dados de sinais não apresentados.

Durante a fase de desenvolvimento, o treinamento e a validação foram realizados utilizando-se dados gerados artificialmente. Diferentes sinais de descargas parciais foram associados a diferentes modelos de interferências, visando abranger os vários sistemas de medição e situações encontradas em campo. O procedimento foi realizado da seguinte forma: uma amostra de sinal de DPs e de um tipo de ruído foram decompostos separadamente e classificados manualmente. Os dados foram utilizados durante o treinamento e, após o ajuste dos parâmetros, a máquina foi utilizada para classificar novos sinais de DPs corrompidos por aquele tipo de

interferência.

O procedimento nos casos de medições reais demanda a obtenção de amostras da interferência e do sinal de DP livre de interferências. Esta *amostra de treinamento* pode ser obtida de duas formas. Nos casos em que o ruído é localizado no tempo ou de amplitude menor do que a dos pulsos de DPs, fez-se uma separação manual das partes relativas ao ruído e às DPs. Nos casos em que não foi possível realizar tal separação obteve-se uma aproximação do sinal por meio da injeção de pulsos de calibração com o equipamento desligado. Uma amostra do ruído foi obtida elevando-se a tensão gradativamente até o nível de início das DPs. Novamente, os dados foram decompostos e classificados manualmente e, após o treinamento, a máquina foi utilizada para classificar sinais corrompidos.

Em ambos os casos os dados foram normalizados no intervalo  $[-1, 1]$  de forma a evitar o domínio de atributos fora de escala.

## 2.6 Perda de informação e a transformada de wavelets invariante à translação

A transformada de wavelets discreta é um procedimento variante no tempo devido à decimação realizada em cada nível de decomposição. Genericamente, para um sinal de tempo discreto com  $N$  amostras há  $N$  possíveis versões da TWD, relativas a todas as suas possíveis rotações. Esta característica é um complicador para o processamento por máximos locais uma vez que a decimação pode eliminar informações relevantes nos níveis intermediários da decomposição, impedindo a construção das linhas de máximos. No caso de processamento de DPs, a decimação causa a perda aleatória de pulsos dependendo do alinhamento destes com as wavelets.

O problema pode ser solucionado por meio do emprego de uma transformação redundante. Neste trabalho adotou-se uma abordagem similar à proposta em (COIFMAN; DONOHO, 1995), denominada “cycle-spinning” ou “eliminação de ruídos invariante à translação”, entretanto adaptada para o caso do processamento por linhas de máximos. O procedimento utiliza a transformada de wavelets discreta invariante à translação (TWD-IT) e é composto por 5 etapas.

1. O sinal é decomposto em  $J$  níveis,  $1 \leq J \leq \log_2 N$ , utilizando-se a TWD-IT, resultando em uma *matriz de decomposição* de dimensão  $N \times J$  que contém as DWTs relativas às  $2^J$  primeiras rotações. O número de níveis de decomposição é escolhido com base na distribuição de energia do sinal, conforme descrito na seção 2.8.

2. Cria-se uma *matriz de significâncias*, também de dimensão  $N \times J$ , contendo índices de significância para cada coeficiente da TWD-IT. Todos os índices são inicializados com zero.
3. Cada uma das  $2^J$  DWTs contidas na matriz de decomposição é extraída e analisada separadamente. As linhas de máximos são construídas e classificadas utilizando-se um dos procedimentos descritos anteriormente. Os coeficientes pertencentes às linhas associadas ao ruído são ignorados. Os coeficientes que compõem as linhas associadas às DPs têm sua significância elevada de acordo com a seguinte regra:

$$S_{d(i,j)} = S_{d(i,j)} + 2^{j-J}, \quad (2.10)$$

onde  $S_{d(i,j)}$  representa a significância do coeficiente  $i$  no nível  $j$ .

4. Após a análise de todas as DWTs rotacionadas, multiplica-se a matriz de decomposição pela de significâncias.
5. O sinal é reconstruído utilizando-se a TWD-IT inversa.

## 2.7 Considerações sobre a seleção da wavelet mãe

Um dos procedimentos relevantes para o processamento utilizando a TW é a escolha da wavelet-mãe. Esta escolha envolve um compromisso entre a suavidade na reconstrução, a capacidade de eliminar funções de elevado grau e a localização temporal (suporte). Todos estes fatores relacionam-se ao número de momentos de esvaecimento da wavelet (ADDISON, 2002; MALLAT, 2009).

Diz-se que uma wavelet  $\psi(t)$  possui  $K$  momentos de esvaecimento se, para qualquer número inteiro positivo  $k < K$  ela satisfaz a condição

$$\int_{-\infty}^{\infty} x^k \psi(x) dx = 0. \quad (2.11)$$

Genericamente, uma wavelet com elevado número de momentos de esvaecimento permite obter reconstruções mais suaves e é capaz de eliminar funções polinomiais até o  $K$ -ésimo grau. Entretanto, o suporte é diretamente proporcional a  $K$ , o que reduz a capacidade de processamento localizado.

Neste trabalho a escolha da wavelet-mãe foi fundamentada em análises visuais. As famílias de wavelets ortogonais de Daubechies, Symlets e Coiflets (THE MATHWORKS, INC., 2008) foram empregadas nos testes, considerando até 20 momentos de esvaecimento. Os resultados indicaram que o procedimento de filtragem é fracamente dependente da família escolhida, mas fortemente dependente do suporte. Devido à natureza espacialmente localizada, observou-se que as wavelets de menor suporte beneficiam os resultados, sendo portanto as escolhidas preferencialmente.

## **2.8 Considerações sobre o número de níveis de decomposição**

A seleção do número de níveis de decomposição é outro fator determinante para o desempenho do processamento por wavelets. À medida em que aumenta-se o número de níveis ganha-se em resolução nas frequências mas perde-se em resolução temporal. Em níveis inferiores as interferências entre coeficientes vizinhos eleva-se devido à abertura do cone de influência. Estes fatores influenciam negativamente o rastreamento das linhas de máximos, portanto quanto menor o número de níveis melhor será a resolução obtida.

Por outro lado, a decomposição deve ser feita de forma a considerar a maior parte da energia do sinal. Conforme discutido na seção 2.3, a decomposição deve ser feita pelo menos até o nível associado à banda de frequências de maior energia para possibilitar a determinação do nível de análise inicial. Observa-se que é necessário estabelecer um meio termo entre resolução temporal e energia englobada.

Neste trabalho definiu-se que as decomposições serão realizadas até o nível posterior ao correspondente ao pico do espectro de frequências como forma de atender a ambos os requisitos.

### ***3 Sistema de medição e processamento em tempo real***

Um dos problemas relacionados ao processamento de descargas parciais diz respeito aos requisitos de armazenamento e carga computacional. O amplo espectro de frequências do fenômeno impõe o uso de elevadas taxas de amostragem, sobretudo em medições de alta e altíssima faixa de passagem (seção 1.2). As técnicas de análise e diagnóstico demandam a coleta de uma grande massa de dados para garantir consistência estatística, elevando os requisitos de armazenamento. Para reduzir a demanda, idealmente o processamento deve ser realizado em tempo real, armazenando-se somente as informações necessárias à análise. Além disso, determinadas técnicas de diagnóstico têm o processamento em tempo real como pré-requisito, tais como a análise estatística condicional e o monitoramento contínuo em campo (BRUNT; CERNYAR; GLAHN, 1993).

Relatos das técnicas de processamento de DPs em tempo real são escassos na literatura (GLAHN; BRUNT, 1994, 1995), o que torna difícil realizar análises comparativas. Neste trabalho, os algoritmos de filtragem e extração de parâmetros foram otimizados e implementados em uma arquitetura baseada em um processador de sinais digitais (DSP) acoplado a digitalizadores externos, visando garantir comportamento determinístico. O objetivo foi avaliar parâmetros que afetam o desempenho em termos de custo computacional e carga de armazenamento, para dar suporte a decisões futuras relativas à arquitetura de hardware e software. Para tanto, optou-se por um sistema computacional que oferecesse otimizações específicas para processamento de sinais mas também flexibilidade para a configuração de parâmetros, para permitir a avaliação de diferentes estratégias de filtragem.

O sistema pode ser configurado para trabalhar como uma unidade autônoma, responsável pelas etapas de filtragem, extração de características e armazenamento, ou como uma unidade de pré-processamento (filtro digital) acoplada a analisadores de DPs comerciais. No primeiro caso, o tempo de ensaio é limitado pela memória interna do dispositivo, exceto nos casos em que a premissa de processamento em tempo real possa ser aliviada.

### 3.1 Sistema de geração e medição de descargas parciais

O sistema de geração e detecção de descargas parciais segue os modelos descritos em (MOTA, 2001; GULSKI, 1995a; INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION, 1981; OSVÁTH, 1995; WARD, 1992; BARTNIKAS, 2002) e é apresentado na figura 3.1.

O sistema é composto por um transformador de alta tensão (TP) de 110V/15kV conectado a uma câmara de geração de DPs onde diversos materiais dielétricos e configurações eletródicas podem ser utilizados. A tensão é controlada por um transformador de relação variável conectado ao primário do TP. Um sensor é conectado à câmara por meio de um capacitor de acoplamento de 100 kV livre de DPs. Dois tipos de sensores foram empregados nas medições, um RLC com faixa de passagem de 30 a 400 kHz e um resistivo com faixa de 10 MHz.

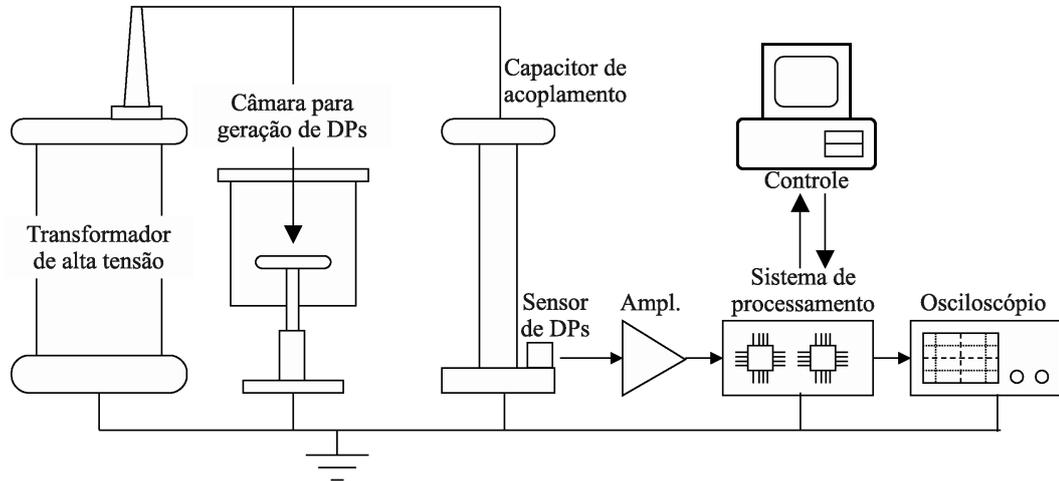
O sinal de saída do sensor é condicionado, amplificado e enviado para o módulo de digitalização e processamento. Um osciloscópio foi utilizado para monitorar os sinais de entrada e saída do módulo. Os parâmetros de configuração e controle são fornecidos por meio de uma interface implementada em um computador pessoal.

### 3.2 O sistema de aquisição e processamento

O hardware empregado para digitalização e processamento é mostrado no diagrama de blocos da figura 3.2 (MOTA; VASCONCELOS, 2005a; MOTA; VASCONCELOS; SILVA, 2005a; MOTA; VASCONCELOS, 2005b, 2007; MOTA et al., 2008). O sinal proveniente do sensor é condicionado por um circuito analógico contendo um filtro anti-aliasing e um amplificador de ganho programável (AGP). O filtro possui faixa de passagem de 30-400 kHz e é empregado somente associado ao sensor de mesma faixa. O conversor A/D oferece taxas de amostragem de até 70 MHz, com resolução de 12 bits e faixa de passagem de 1 GHz. O conversor D/A possui resolução também de 12 bits e taxa de amostragem de até 100 MHz.

Os digitalizadores são controlados por uma interface de hardware implementada em uma matriz de portas programável em campo (FPGA), responsável por gerar os sinais para temporização e controle, além de disponibilizar armazenamento temporário de dados. A FPGA conecta-se ao DSP por meio de barramentos de comunicação externos. A configuração e controle dos dispositivos é realizada com o auxílio de registradores mapeados em memória.

O circuito de sincronização permite sincronizar os pulsos de DP com a tensão da rede, para realização de análises de distribuição em fase. O circuito recebe em sua entrada uma amostra da senóide e gera uma interrupção para o DSP sempre que detecta uma passagem por zero a



(a) Diagrama.



(b) Fotografia apresentando componentes do circuito de alta tensão.

Figura 3.1: Sistema de geração e medição de descargas parciais.

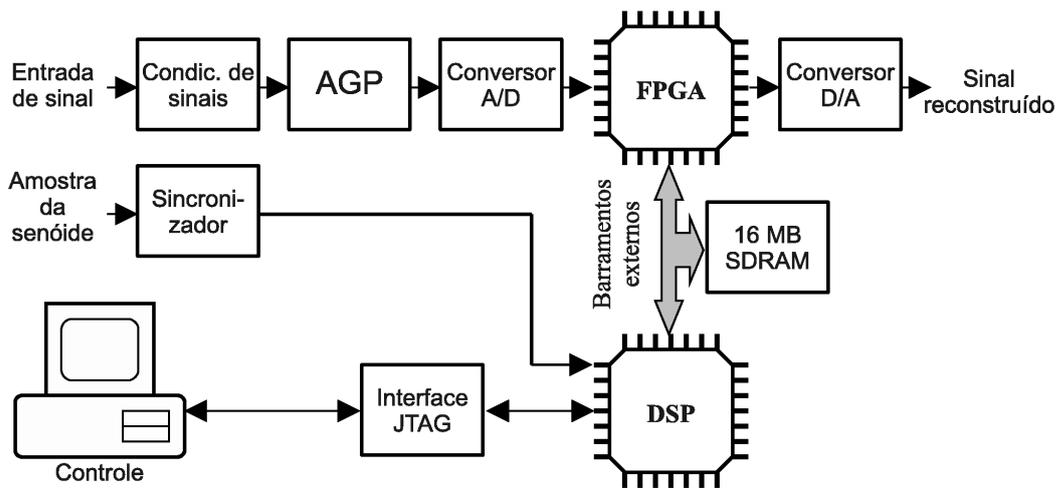


Figura 3.2: Sistema de digitalização e processamento.

partir do semiciclo negativo.

O processador de sinais (DSP) é responsável pela configuração do sistema, controle da transferência dos dados, processamento e comunicação com o computador principal. Para otimizar o desempenho utilizou-se um processador de ponto fixo com arquitetura superescalar (TMS320C6416), cujas principais características são descritas em (TEXAS INSTRUMENTS INC., 2001).

O sistema possui um banco de memória SDRAM com capacidade de 16 MB. A comunicação com o computador controlador é feita por meio de uma interface JTAG, tanto para programação quanto para apresentação de resultados.

A arquitetura de software foi desenvolvida com base no sistema operacional de tempo real (SOTR) fornecido pelo fabricante do DSP. O SOTR possui um escalonador determinístico que sempre ativa o processo de maior prioridade pronto para execução. As prioridades são fixas e definidas em tempo de compilação.

### 3.3 Algoritmos de processamento da TW em tempo real

O processamento de sinais em tempo real envolve a definição de uma estratégia para tratamento de bordas objetivando eliminar redundâncias e a geração de informações falsas (PAUTER; STAFFORD, 1993; PRESS; TEUKOLSKY; FLANNERY, 1992; TASWELL; MCGILL, 1994). No caso da transformada de wavelets esta característica é particularmente importante devido à natureza recursiva do algoritmo e à sensibilidade das funções de análise às descontinuidades e surtos.

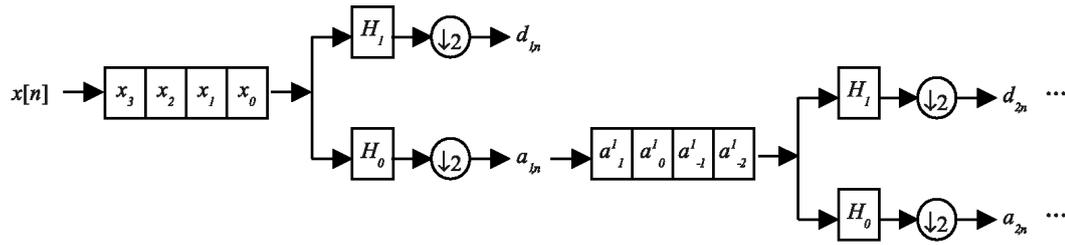


Figura 3.3: Representação esquemática do algoritmo de decomposição utilizando filtros ortogonais de quatro coeficientes.

O processamento da TWD em fluxo contínuo pode ser realizado de forma otimizada por meio do algoritmo piramidal recursivo (APR) desenvolvido por Vishwanath (VISHWANATH, 1994; VISHWANATH; OWENS, 1996; VISHWANATH; OWENS; IRWIN, 1995; CHAKRABARTI; VISHWANATH, 1995). O APR é uma especificação de temporização otimizada para o cálculo da TWD em processadores matriciais ou arquiteturas multiprocessadas, associada a uma estrutura de dados que permite reproduzir o comportamento do banco de filtros em cascata.

Neste trabalho duas variações de algoritmos da transformada de wavelets foram implementadas. A transformada de wavelets discreta foi implementada na forma de uma adaptação do APR para sistemas monoprocessados (MOTA; VASCONCELOS; SILVA, 2005b; MOTA; VASCONCELOS, 2005c). A adaptação consiste na alteração na ordem de cálculo dos coeficientes e do uso de uma estrutura de dados que simula buffers instalados nas entradas do banco de filtros, mostrados de forma esquemática na figura 3.3. Uma estrutura similar é utilizada no banco de reconstrução. Os detalhes da implementação são fornecidos na próxima seção.

O algoritmo da TWD invariante à translação foi implementado como descrito em (COIFMAN; DONOHO, 1995). Devido às rotações inerentes ao próprio algoritmo, o tratamento de bordas é realizado por periodização. Entretanto, os erros causados por descontinuidades são minimizados pelo cálculo da média aritmética das várias reconstruções rotacionadas (seção A.2.2). Como não há nenhum tratamento especial devido ao processamento em tempo real, a implementação não será descrita neste documento.

Optou-se por realizar o processamento em blocos devido às características do hardware, aos requisitos dos algoritmos de decomposição e para reduzir a carga computacional associada ao tratamento de interrupções. O sistema realiza o armazenamento dos dados em blocos contendo 1024 amostras antes do início do processamento. Por esse motivo, as decomposições foram limitadas a no máximo 10 níveis.

### 3.3.1 O algoritmo de decomposição da TWD

O algoritmo de decomposição foi implementado utilizando uma estratégia de controle de fluxo na qual um coeficiente do nível  $j$  é calculado sempre que dois novos coeficientes do nível imediatamente superior ( $j - 1$ ) tornam-se disponíveis. Esta abordagem é diferente da empregada em implementações tradicionais do algoritmo piramidal, nas quais todos os coeficientes de um nível são calculados antes que se inicie a decomposição do nível seguinte. As vantagens estão no fato de manter-se somente as informações estritamente necessárias para realizar a decomposição do próximo nível, o que reduz a carga de armazenamento, enquanto torna-se possível realizar o processamento nas bordas de forma transparente.

Durante o processamento, o bloco de dados é logicamente subdividido em seções de tamanho  $2^J$ , onde  $J$  é o número de níveis solicitado. Cada seção é decomposta individualmente até o nível máximo.

O tratamento das bordas é realizado por buffers de decomposição implementados como uma matriz de dimensão  $J \times M$ , onde  $M$  representa o número de coeficientes do filtro de wavelet. A primeira linha da matriz armazena as amostras do sinal de entrada, inseridos progressivamente em pares  $\{x[n], x[n + 1]\}$ . As linhas inferiores armazenam as aproximações, computadas a cada iteração. Durante o processamento as aproximações são deslocadas para refletir o progresso da convolução, até que não sejam mais necessárias e possam ser descartadas.

Na figura 3.4 apresenta-se a sequência de operações realizadas durante uma decomposição em  $J = 3$  níveis utilizando um filtro de  $M = 4$  coeficientes. O bloco de dados é logicamente dividido em seções de  $2^J = 8$  amostras, sendo a primeira seção identificada como  $x_0 - x_7$ . Os coeficientes do filtro são identificados como  $c_0 - c_4$  e as setas indicam os dados envolvidos na convolução em cada nível. Nota-se que no início do processamento a matriz é preenchida com zeros. À medida em que a decomposição prossegue, novos coeficientes são inseridos em cada nível e os antigos são descartados. Ao iniciar o processamento da próxima seção (no exemplo,  $x_8 - x_{15}$ ) a matriz conterá os dados necessários para tratamento das bordas em todos os níveis.

Os coeficientes de detalhes de cada nível e a aproximação do último nível são as saídas do procedimento, fornecidos na ordem em que foram calculados, ou seja,

$$\begin{aligned} \text{Coefs}(0) &= \{d_{1,0} \ d_{1,1} \ d_{2,0} \ d_{1,2} \ d_{1,3} \ d_{2,1} \ d_{3,0} \ a_{3,0}\} \\ \text{Coefs}(1) &= \{d_{1,4} \ d_{1,5} \ d_{2,2} \ d_{1,6} \ d_{1,7} \ d_{2,3} \ d_{3,1} \ a_{3,1}\} \\ &\vdots \end{aligned}$$

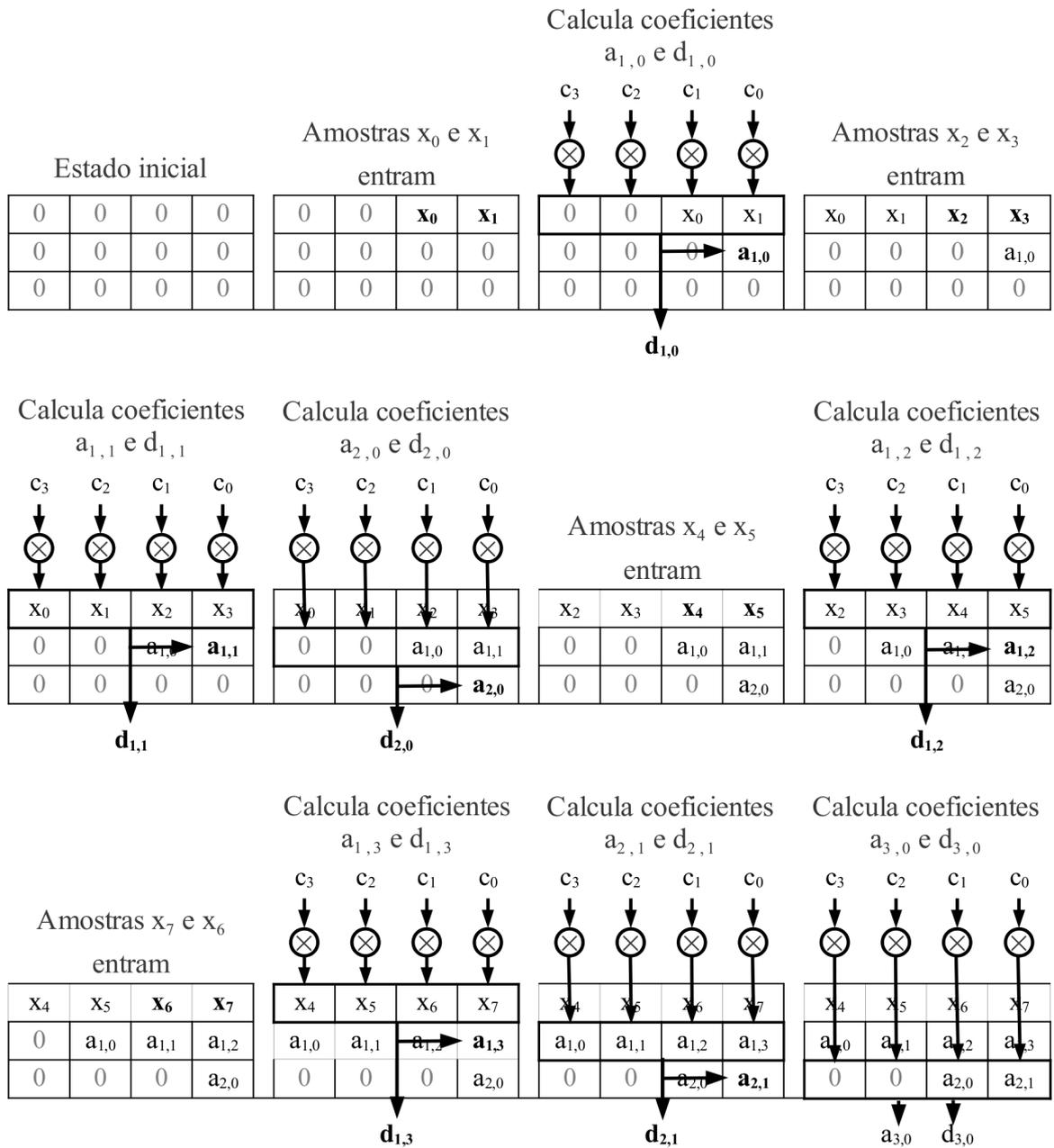


Figura 3.4: Sequência de operações realizadas durante a decomposição de uma seção de 8 amostras em 3 níveis.

onde  $\text{Coefs}(k)$  representa o resultado do processamento da  $k$ -ésima seção e  $d_{i,j}$ ,  $a_{i,j}$  representam os  $j$ -ésimos detalhes e aproximações do nível  $i$ .

### 3.3.2 O algoritmo de reconstrução da TWD

Durante a reconstrução o tratamento de bordas deve ser realizado de maneira similar à decomposição. Entretanto, a reconstrução demanda também o tratamento dos atrasos inseridos pelo banco de filtros, caso contrário torna-se inviável recuperar completamente o sinal. No caso de uma decomposição ortogonal, o número de amostras irrecuperáveis tem crescimento exponencial, dado por

$$I_{J,M} = (M - 2) \cdot [2^{J+1} - (J + 2)]. \quad (3.1)$$

O algoritmo de reconstrução foi desenvolvido de forma a gerenciar os atrasos por meio da manutenção dos dados intermediários em memória.

A continuidade do processamento através das bordas é garantida por buffers e de uma estratégia de temporização similares aos utilizados na decomposição. O algoritmo reconstrói os coeficientes de um nível  $j$  sempre que uma nova aproximação do nível  $j + 1$  torna-se disponível. Na figura 3.5 apresenta-se o procedimento, assumindo os mesmos parâmetros de exemplo anterior. Percebe-se que, devido aos atrasos, a seção de dados  $x_0$  a  $x_7$  só poderá ser reconstruída após a decomposição de seções subsequentes. Portanto, os detalhes mostrados à esquerda da figura devem ser preservados até que possam ser utilizados em reconstruções futuras.

O gerenciamento dos atrasos e o tratamento de bordas são realizados com o auxílio de uma estrutura de armazenamento composta de duas matrizes, identificadas como  $A$  e  $D$  na figura 3.5<sup>1</sup>. A matriz  $A$  armazena os coeficientes de aproximações. Ela é composta de  $J$  linhas, sendo a última de tamanho  $M/2$  e as restantes de tamanho  $M/2 + 1$ . O primeiro termo dessas somas é responsável pelo tratamento de bordas. O segundo termo armazena, respectivamente, a aproximação do último nível e as duas aproximações de níveis superiores, calculadas a cada iteração.

Os detalhes são armazenados na matriz  $D$ , também composta por  $J$  linhas, mas cada uma com tamanho próprio determinado por

---

<sup>1</sup>Notar que as linhas das matrizes foram intercaladas para separar os dados nos 3 níveis da decomposição.

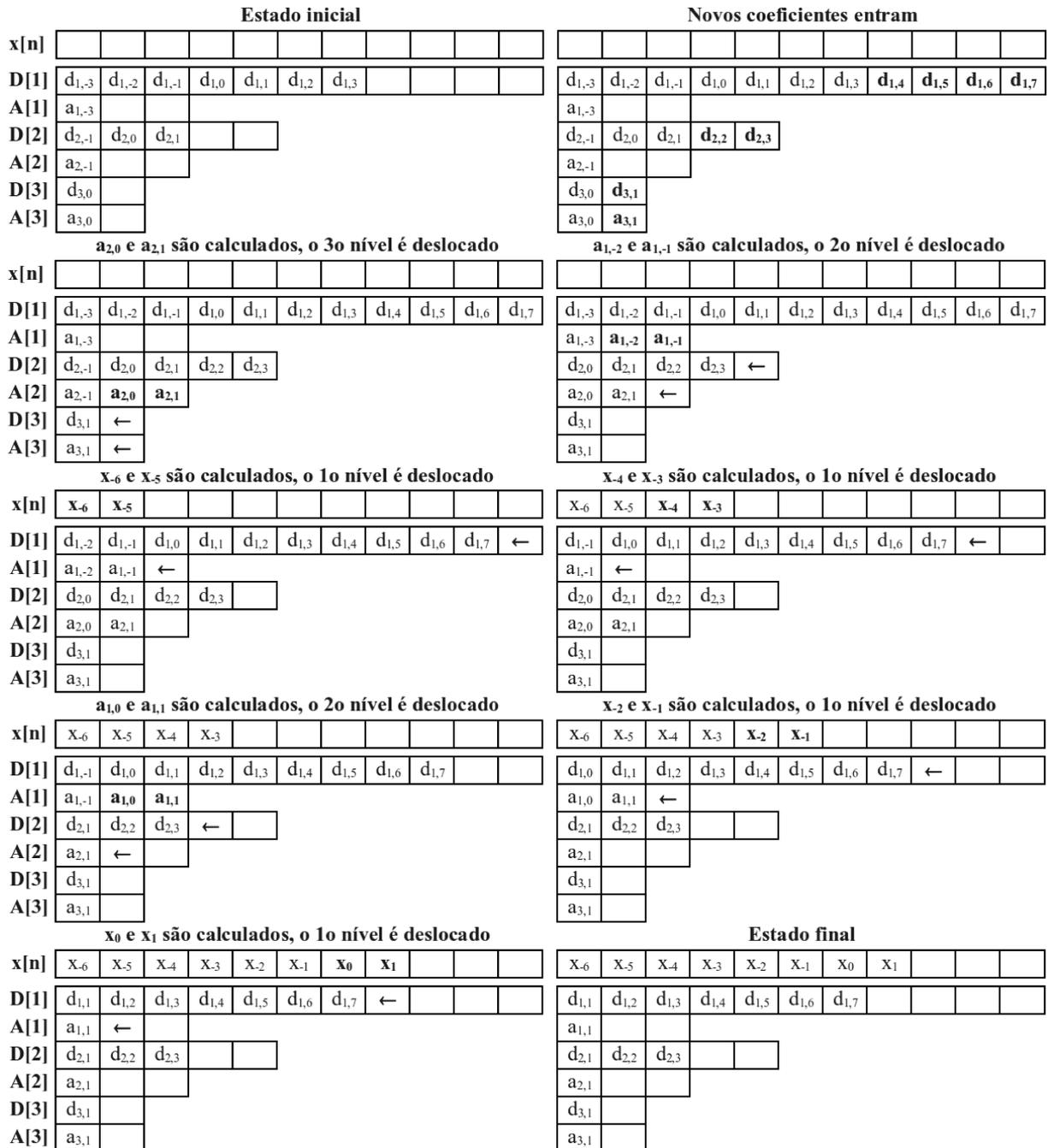


Figura 3.5: Sequência de operações realizadas durante a reconstrução de uma seção de 8 amostras em 3 níveis.

Tabela 3.1: Algoritmos de filtragem implementados em tempo real.

Método	Descrição
1	Hard threshold com limiar único definido manualmente.
2	Hard threshold com limiares por níveis definidos manualmente.
3	Soft threshold com limiar único definido manualmente.
4	Soft threshold com limiares por níveis definidos manualmente.
5	Waveshrink com hard threshold e limiar Universal único.
6	Waveshrink com hard threshold e limiar Universal por níveis.
7	Waveshrink com hard threshold e limiar universal único aplicado à TWD-IT
8	Método dos módulos máximos com limiar por soma de diferenças

$$(M - 2)/2 + Ca(j), \quad (3.2)$$

onde  $Ca(j)$  representa um conjunto de células adicionais do nível  $j$ . O primeiro termo da equação é, novamente, responsável pelo tratamento de bordas. As células adicionais são empregadas para o gerenciamento dos atrasos, sendo que a quantidade em cada nível é dada por

$$Ca(J) = 1, \quad (3.3)$$

$$Ca(j) = M + 2 \cdot [Ca(j + 1) - 1]. \quad (3.4)$$

### 3.4 Algoritmos de filtragem

Os algoritmos implementados para avaliação em tempo real são listados na tabela 3.1.

Vários algoritmos e configurações foram implementados de forma a avaliar os requisitos de carga computacional e eficiência na filtragem de DPs. Os resultados mais significativos são apresentados no capítulo 5.

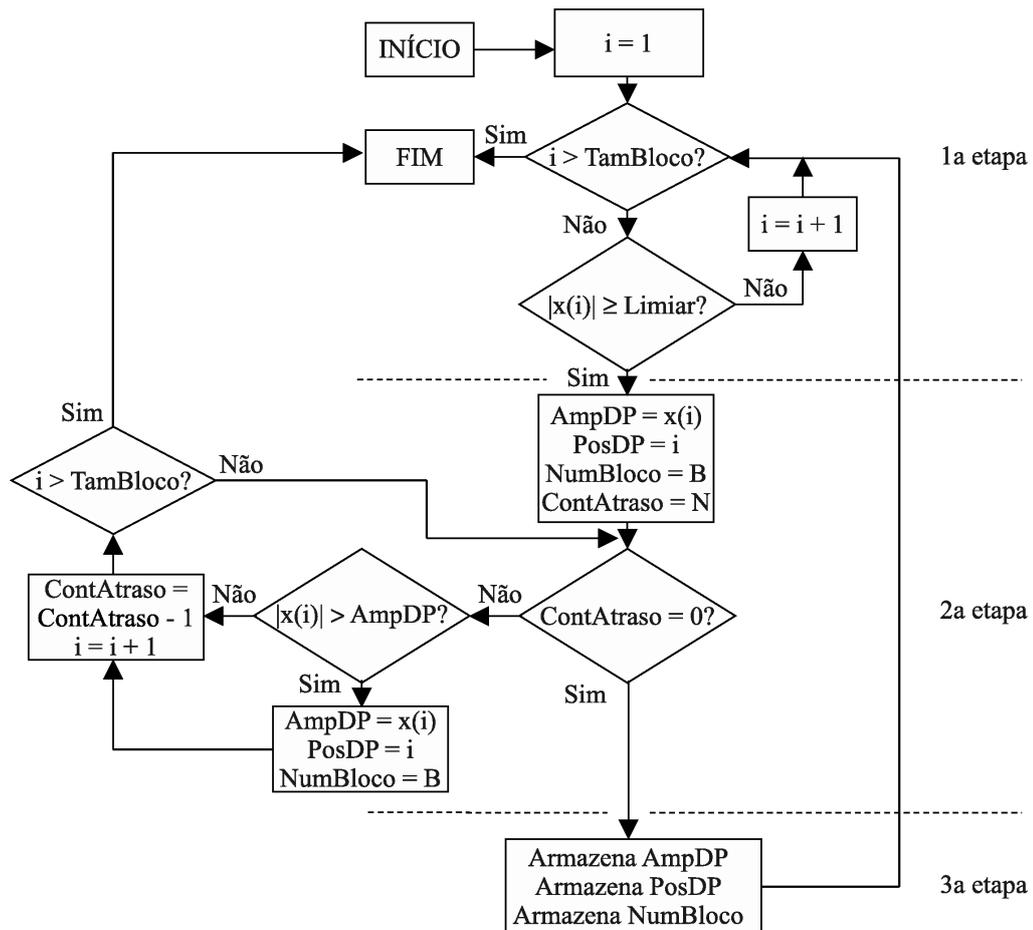


Figura 3.6: Fluxograma do algoritmo de identificação de DPs.

### 3.5 Algoritmo de identificação de DPs e extração de características

O algoritmo de identificação de DPs também foi desenvolvido de forma a permitir o processamento contínuo através das bordas. O procedimento para extração dos parâmetros envolve três etapas, detalhadas no fluxograma apresentado figura 3.6.

Inicialmente o usuário deve definir um limiar  $\delta$  e o tempo de duração esperado para cada pulso  $\Delta(t)$ .  $\delta$  estabelecerá a sensibilidade da medição e  $\Delta(t)$  a resolução temporal do sistema. Com base em  $\Delta(t)$  e na frequência de amostragem, o sistema define um contador (ContAtraso) para controlar quantas amostras devem ser avaliadas no momento de detecção de cada DP.

Na primeira etapa o algoritmo realiza uma varredura dos dados, comparando cada ponto com o limiar pré-estabelecido. A identificação de um dado maior do que o limiar caracteriza a ocorrência de uma descarga parcial. Isto dá início à segunda etapa, na qual as informações sobre amplitude e tempo são extraídas. Após a identificação do término da DP, o algoritmo

16 bits	4 bits	12 bits	16 bits	16 bits
MARCA SENÓIDE	MARCA BLOCO	NÚMERO BLOCO=X	POSIÇÃO X.1	AMPLITUDE X.1
POSIÇÃO X.2	AMPLITUDE X.2		POSIÇÃO X.3	AMPLITUDE X.3
...	MARCA BLOCO	NÚMERO BLOCO=Y	POSIÇÃO Y.1	AMPLITUDE Y.1
POSIÇÃO Y.2	AMPLITUDE Y.2		POSIÇÃO Y.3	AMPLITUDE Y.3

Figura 3.7: Estrutura de formatação dos dados resultantes do processamento de DPs.

entra na terceira etapa, quando armazena as informações de amplitude, instante de ocorrência e número do bloco de processamento e retorna ao estado inicial. O processamento entre bordas é garantido mantendo-se todas as informações entre os blocos, em qualquer uma das etapas.

Para otimizar a ocupação da memória, somente as informações essenciais à reconstrução da sequência de pulsos são armazenadas. Os dados foram representados com a formatação mostrada na figura 3.7. O sistema armazena os pontos de sincronização com a senóide e, caso ocorra alguma DP, o número do bloco, a amplitude e posição relativas ao início do bloco. Cada ciclo da senóide pode ser dividido em 4096 blocos de 1024 amostras, permitindo o uso de frequências de amostragem de até 251.658.240 Hz. A transferência dos dados para a memória externa é realizada em blocos de 2048 bytes.

## 3.6 Análise e projeto

### 3.6.1 Processos de desenvolvimento de software e sistemas de tempo real

Sistemas de tempo real (STR) são sistemas computacionais cujo funcionamento correto depende não somente da sua capacidade de fornecer resultados corretos, mas também da capacidade de fornecê-los dentro de prazos pré-determinados (SHA; GOODENOUGH, 1990). O cumprimento de prazos deve ser considerado desde o início do desenvolvimento e assegurado pelo emprego de ferramentas que garantam comportamento determinístico (SHA; RAJKUMAR; SATHAYE, 1994; TRACEY, 2002). Aspectos da concorrência entre processos e das restrições temporais determinadas pelo problema devem ser monitorados continuamente durante o desenvolvimento (o apêndice B apresenta uma revisão sobre a teoria de escalonamento determinístico e os procedimentos para determinação das prioridades atribuídas a cada processo). Este controle pode ser mais facilmente exercido por meio de um processo de desenvolvimento de software.

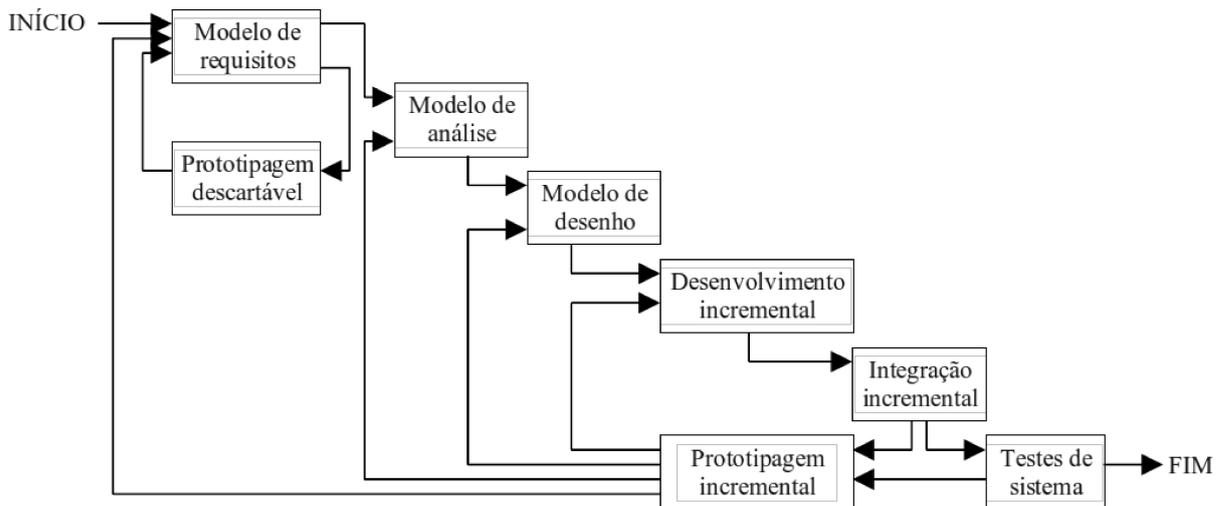


Figura 3.8: Ciclo de vida do processo COMET.

Neste trabalho utilizou-se o COMET (Concurrent Object Modeling and Architectural Design Method) (GOMAA, 2000), um processo para o desenvolvimento de aplicações concorrentes, distribuídas e de tempo real baseado no paradigma da orientação a objetos, compatível com o Processo Unificado (JACOBSON; BOOCH; RUMBAUGH, 1997) e que utiliza a UML como linguagem de descrição. O COMET baseia-se em um ciclo de vida de prototipagem evolutiva composto pelas fases mostradas na figura 3.8. O processo prevê os ciclos de modelagem de requisitos, análise, desenho, implementação e testes. Porém, para cada um desses, introduz conceitos relativos à concorrência entre processos, sincronização, tratamento de requisitos não-funcionais, desenvolvimento de interfaces de hardware e estruturação em subsistemas.

A implementação é feita com base em um desenvolvimento incremental, em que o sistema é dividido em subconjuntos incorporados gradativamente. Cada subconjunto é composto por um grupo de casos de uso, escolhidos de acordo com a complexidade e relações de interdependência.

### 3.6.2 Modelo de requisitos

Os requisitos funcionais são apresentados na figura 3.9 por meio de um diagrama de casos de uso.

O sistema possui um único ator humano, identificado como “Usuário”, e que tem à disposição um conjunto de funcionalidades para controlar a aquisição dos dados, aplicar algoritmos de processamento, visualizar os sinais adquiridos e os resultados da filtragem. Um segundo ator modela os digitalizadores, que interagem com o sistema por meio de sinais de controle (em sistemas distribuídos, embutidos e de tempo real é comum que sensores, atuadores e dispositi-

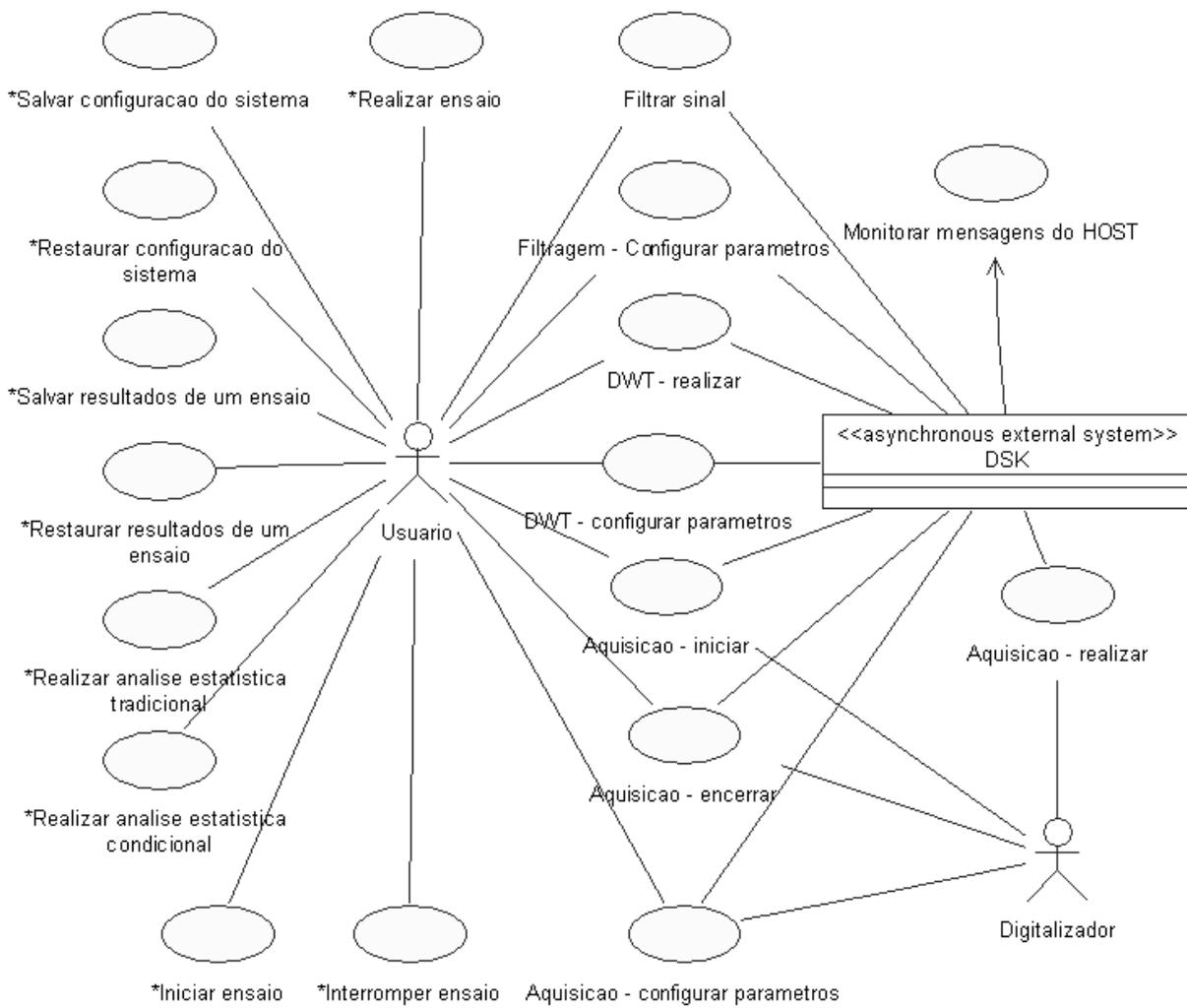


Figura 3.9: Diagrama de casos de uso.

vos de E/S sejam modelados como atores, uma vez que tais dispositivos podem gerar eventos que iniciam casos de uso).

Foram definidos dois modos de operação:

1. modo de configuração: modo no qual o sistema trabalha sem restrições temporais. Os dados processados pelo DSP são transferidos a intervalos regulares para o controlador, possibilitando a visualização dos sinais digitalizados, coeficientes da DWT e resultados da filtragem. O usuário pode alterar parâmetros de aquisição e processamento de forma a avaliar os resultados de diferentes configurações.
2. Modo de ensaio: o sistema assume o modo de processamento em tempo real. Os dados são continuamente adquiridos e processados, utilizando as últimas configurações definidas na etapa de configuração. Somente informações relativas ao tempo de ensaio são enviadas para o controlador.

Com base em critérios de desenvolvimento incremental, os casos de uso foram agrupados em quatro liberações, iniciando com aqueles que envolviam maiores riscos para o processo:

- Liberação 1: comunicação e aquisição. Envolve os casos de uso que tratam do controle da digitalização e da comunicação entre o controlador e o DSP;
- Liberação 2: transformadas e filtragem. Inclui casos de uso que dizem respeito à realização da transformada de wavelets, configuração de parâmetros e algoritmos de filtragem;
- Liberação 3: ensaio e persistência. Casos de uso relativos à identificação e coleta de dados sobre descargas parciais, ferramentas de análise, e armazenamento persistente;
- Liberação 4: análise. Envolve os casos de uso referentes aos algoritmos de análise de dados de descargas parciais e automação do diagnóstico.

Devido a mudanças conceituais e restrições para processamento em tempo real, percebidas no decorrer do processo, somente as liberações 1, 2 e parte da 3 foram realmente implementadas. As liberações 3 e 4 dependem da implementação de técnicas que estão fora do escopo deste trabalho, entretanto, optou-se por mantê-las no modelo como um registro para propostas de continuidade. Os casos de uso não implementados foram identificados com um asterisco na figura 3.9.

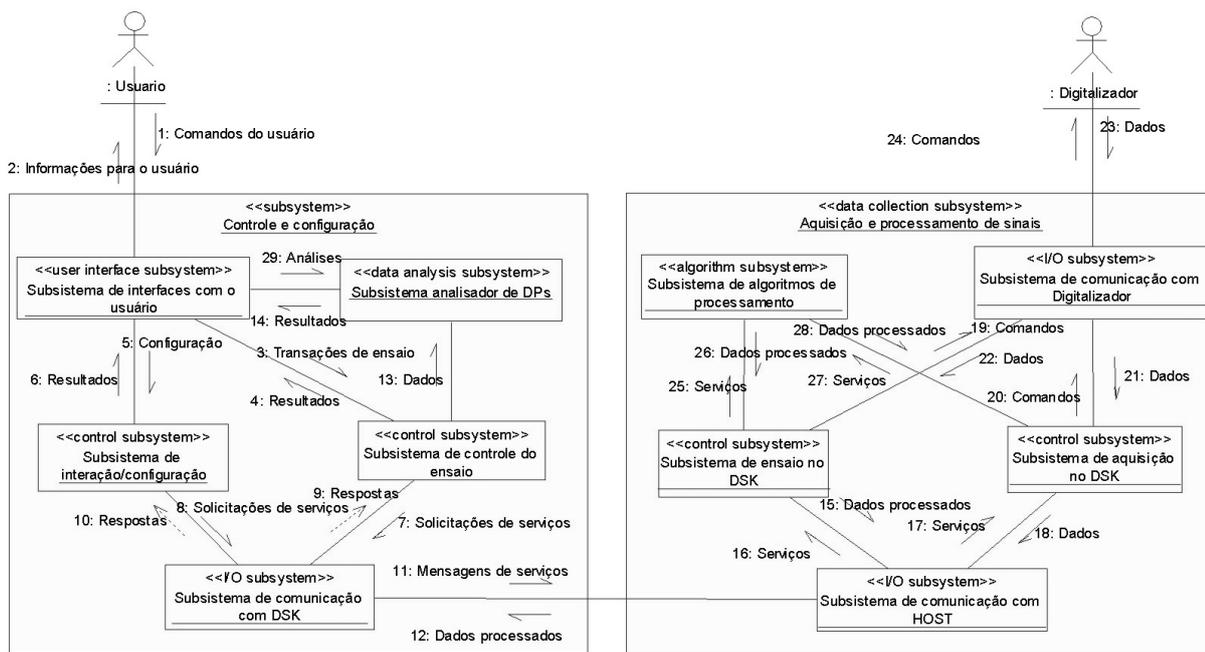


Figura 3.10: Diagrama de classes de subsistemas.

### 3.6.3 Modelagem estática

Os subsistemas definidos para o projeto são apresentados na figura 3.10.

O usuário interage com o subsistema identificado como “Controle e configuração”, executado pelo computador controlador. Este é responsável por processar os eventos da interface com o usuário, fornecer uma interface de comunicação com o DSP, apresentar resultados do processamento e armazenar informações persistentes. O subsistema denominado “Aquisição e processamento de sinais” é executado pelo DSP e é responsável por realizar a digitalização e processamento dos dados. Ele se comunica diretamente com o ator “Digitalizador” por meio de um subsistema de comunicação local.

Os sistemas principais são compostos por vários subsistemas locais, em uma organização hierárquica. O diagrama mostra o intercâmbio de informações entre estes na forma de mensagens assíncronas com e sem resposta. Cada subsistema é caracterizado por estereótipos que indicam a qual classe funcional este pertence (controle, interface de usuário, interface de E/S, etc.).

Na figura 3.11 apresenta-se uma visão de alto nível de como os subsistemas foram implementados em termos das classes e processos. A figura é um diagrama de colaboração consolidado que traz algumas das classes implementadas e as formas de comunicação entre estas. As classes identificadas como ativas encapsulam processos do sistema operacional e, portanto, são executadas de forma concorrente.

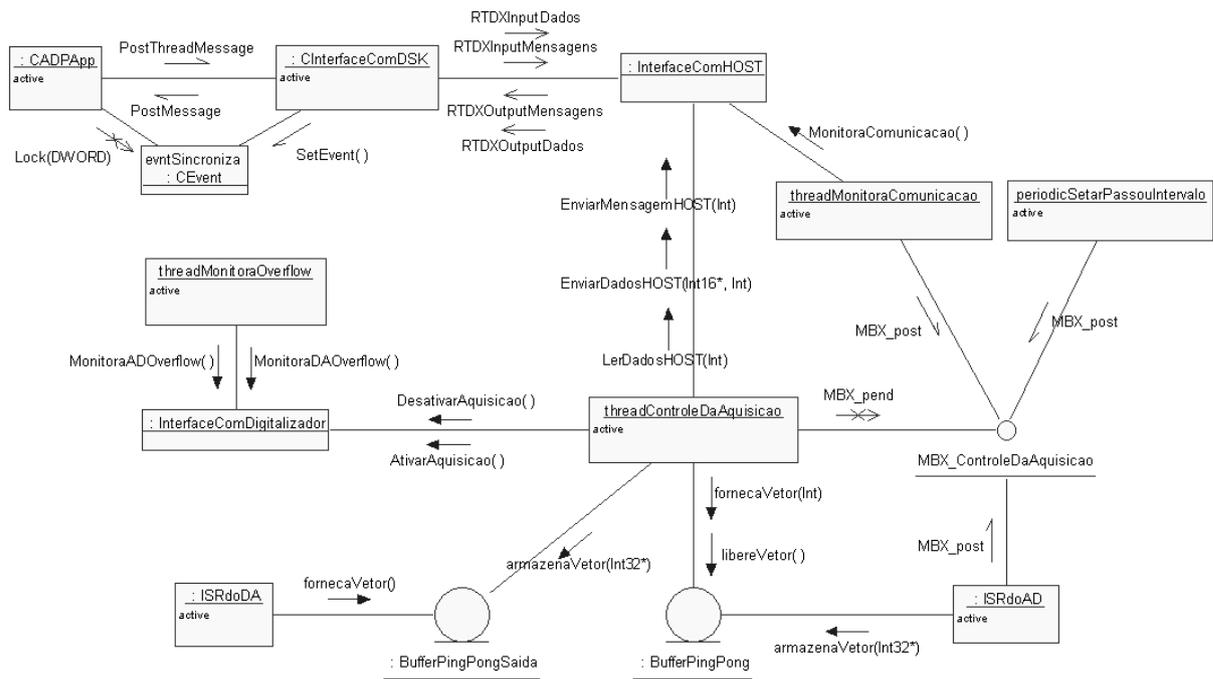


Figura 3.11: Diagrama de colaboração.

O subsistema executado pelo controlador é composto por dois processos denominados “CADPApp” e “CInterfaceComDSK”, responsáveis por gerenciar a interface com o usuário e a comunicação com o módulo de processamento, respectivamente.

O subsistema de aquisição e processamento é composto por cinco processos concorrentes identificados como “ISRdoAD”, “ISRdoDA”, “threadControleDaAquisição”, “threadMonitadoraOverflow” e “threadMonitadoraComunicação”. As classes restantes e outras não mostradas na figura oferecem os serviços para controle do digitalizador, armazenamento de dados, sincronização e algoritmos de processamento.

Os subsistemas comunicam-se por meio de quatro canais denominados “RTDXInputMensagens”, “RTDXOutputMensagens”, “RTDXInputDados” e “RTDXOutputDados”. A interface de comunicação foi desenvolvida na forma da classe “InterfaceComHOST” que oferece funcionalidades para transferências síncronas e assíncronas. Devido a restrições do hardware e à forma como o emulador do DSP foi implementado, a comunicação é controlada por monitoramento (polling) realizado pela tarefa “threadMonitadoraComunicação” a cada 250 ms.

### 3.6.4 Escalonamento de processos e sincronização

Na figura 3.12 apresenta-se o detalhamento da interação entre processos durante a execução em tempo real. A parte a) apresenta a interação no modo autônomo e a parte b) como filtro

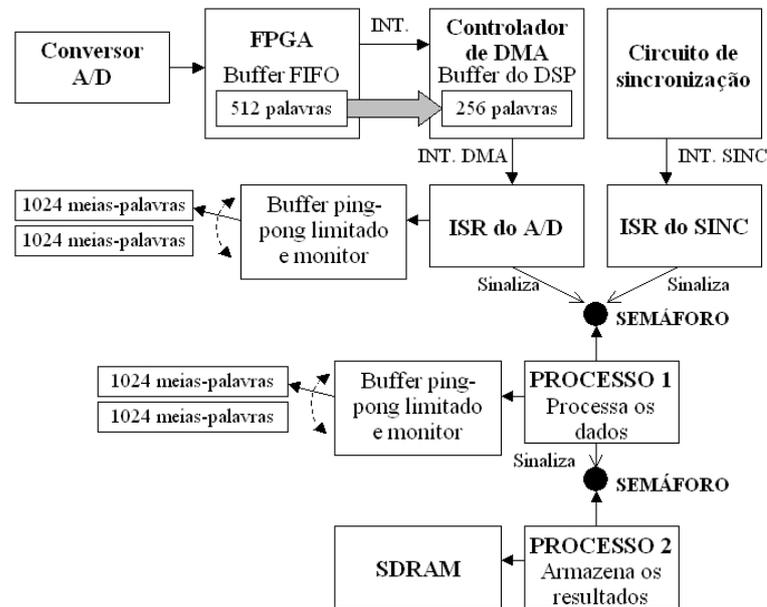
digital.

A interface implementada na FPGA possui um buffer FIFO com 512 palavras (32 bits). Ela é configurada para gerar uma interrupção a cada 256 palavras, o que dá início à transferência dos dados pelo controlador de DMA.

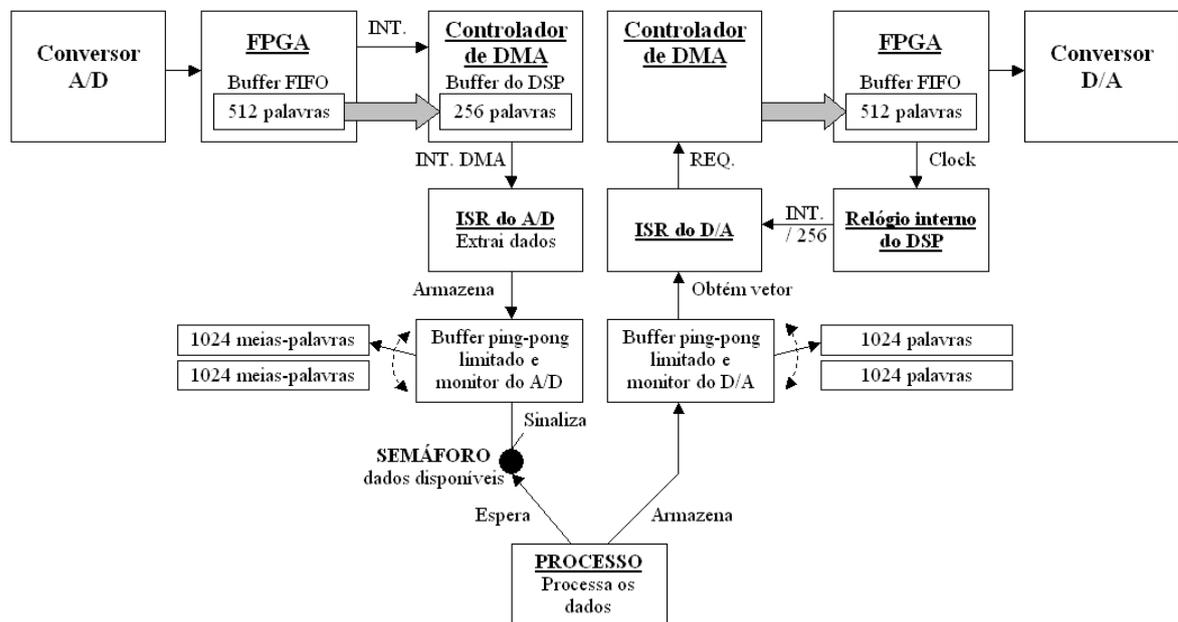
A rotina de tratamento das interrupções ISRdoAD formata os dados e os armazena em um buffer ping-pong contendo 1024 células de 16 bits (meias-palavras). As operações de leitura e escrita no buffer são mutuamente exclusivas, com proteção contra transbordamento. Esta característica garante a consistência dos dados e, indiretamente, permite verificar se o processamento está sendo realizado em tempo real. Além deste controle indireto, o sistema monitora continuamente um sinalizador de transbordamento da FPGA por meio do processo “thread-MonitoraOverflow”, mostrado na figura 3.11. Ao ser preenchido, o buffer ping-pong sinaliza um semáforo que dá início ao processamento dos dados.

O processamento consiste na execução dos algoritmos de filtragem e extração de características. No caso em que o sistema trabalha como um módulo autônomo, as informações sobre amplitudes e instantes de ocorrência das DPs são armazenadas na memória RAM externa. No caso da configuração como módulo de pré-processamento, somente os algoritmos de filtragem são executados. Após a filtragem, o sinal é transferido para outro buffer ping-pong e para o conversor D/A por meio de um segundo canal de DMA. Os outros processos, responsáveis pelo controle de comunicação e monitoramento do transbordamento, não são apresentados no diagrama por questões de espaço.

O capítulo 5 apresenta os métodos utilizados para determinação dos parâmetros temporais e os resultados obtidos para várias configurações do sistema e algoritmos de filtragem.



(a) Sistema autônomo.



(b) Sistema como filtro digital.

Figura 3.12: Visão dos processos e sincronização.



## 4 *Resultados da filtragem adaptativa espacialmente*

Este capítulo apresenta os resultados obtidos durante a avaliação da técnica de filtragem adaptativa espacialmente. A avaliação foi realizada com base em operadores estatísticos e análise visual, considerando sinais simulados e medidos em laboratório e em campo. Os resultados foram comparados com os de outras 7 técnicas de filtragem relatadas na literatura, baseadas em wavelets e filtros lineares.

### 4.1 Sinais simulados

#### 4.1.1 Parâmetros de geração dos sinais

Durante a fase de desenvolvimento, a eficiência do método de filtragem foi avaliada com o auxílio de aproximações de sinais de DPs oscilatórias amortecidas definidas por (MA; ZHOU; KEMP, 2002b; SATISH; NAZNEEN, 2003)

$$DP_{osc}(t) = A (e^{-\alpha t} - e^{-\beta t}) \text{sen}(\omega t), \quad \alpha < \beta, \quad (4.1)$$

onde  $A$ ,  $\alpha$  e  $\beta$  representam a amplitude e os fatores de amortecimento, respectivamente, e  $\omega$  a frequência de oscilação. Os parâmetros foram ajustados de forma a simular respostas de sistemas de medição de faixa larga (30-300 kHz) e ultra-larga (20-30 MHz). Os sinais foram compostos por trens de pulsos com diferentes amplitudes e espaçamentos como forma de considerar a variabilidade das DPs.

Foram avaliados três tipos de ruídos frequentemente encontrados em medições em campo (CAVALLINI et al., 2003). Ruídos térmico e estacionário, normalmente gerados por circuitos eletrônicos, foram modelados como sinais aleatórios com distribuição Gaussiana, média zero e múltiplas variâncias.

Ruídos harmônicos, normalmente associados a interferências da rede elétrica e de sistemas de comunicação, foram representados por ondas senoidais moduladas em amplitude (AM), definidas por (SATISH; NAZNEEN, 2003; ZHOU; ZHOU; KEMP, 2005)

$$R_{AM}(t) = \sum_{c=1}^n A_c \left( 1 + \sum_{m=1}^k \mu_m \sin(\omega_m t) \right) \cos(\omega_c t), \quad (4.2)$$

onde  $A_c$  e  $\omega_c$  representam a amplitude e frequência da portadora,  $\mu_m$  é o índice de modulação e  $\omega_m$  a frequência da  $m$ -ésima onda modulante, respectivamente.

Ruídos pulsantes e localizados no tempo, normalmente gerados por circuitos de chaveamento, centelhamento ou corona em terminais de alta tensão, foram modelados por sinais aleatórios com distribuição Gaussiana multiplicados por janelas limitadoras. Foram usadas janelas exponenciais, Gaussianas e retangulares com diferentes amplitudes, larguras e espaçamentos, definidas, respectivamente, por

$$w_{exp}(t) = A(e^{-\alpha t} - e^{-\beta t}), \quad \alpha < \beta, \quad (4.3)$$

$$w_{Gauss}(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2\sigma^2}, \quad (4.4)$$

$$w_{ret}(t) = \begin{cases} 1, & t_0 \leq t \leq t_1, \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases} \quad (4.5)$$

onde  $A$ ,  $\alpha$  e  $\beta$  possuem o mesmo significado que em (4.1) (embora com valores distintos),  $\sigma$  representa o desvio padrão da janela Gaussiana e  $t_0$  e  $t_1$  os pontos de descontinuidade da janela retangular.

A relação sinal-ruído (SNR), definida por

$$SNR(dB) = 10 \log_{10} \left( \frac{\sum_{i=1}^N s^2(i)}{\sum_{i=1}^N n^2(i)} \right), \quad (4.6)$$

foi empregada como uma medida da extensão da interferência, onde  $s(i)$  representa o sinal original,  $n(i)$  o ruído e  $N$  o número de amostras.

### 4.1.2 Ferramentas de avaliação numérica

A avaliação dos resultados foi realizada de acordo com os seguintes índices.

Relação sinal–erro de reconstrução, definida por

$$SRRER(dB) = 10 \log_{10} \left( \frac{\sum_{n=1}^N X^2[n]}{\sum_{n=1}^N (X[n] - Y[n])^2} \right), \quad (4.7)$$

onde  $X[n]$  é o sinal de referência (sem ruído),  $Y[n]$  o sinal filtrado e  $N$  o número de amostras.  $SRRER$  é um indicativo da eficiência da filtragem, obtido pela relação entre a energia do sinal original e do erro de reconstrução.

Coefficiente de correlação cruzada, definido por (MITRA, 2011)

$$R_{XY}(r) = \sum_{n=0}^{N-r-1} X[n]Y[n+r]. \quad (4.8)$$

$R_{XY}$  indica o grau de similaridade entre o sinal original e o filtrado.

Distorção da amplitude do pulso, definido por

$$PAD(\%) = \frac{|X_{MAX} - Y_{MAX}|}{X_{MAX}} \cdot 100\%, \quad (4.9)$$

onde  $X_{MAX}$  é a amplitude do pulso original e  $Y_{MAX}$  a amplitude do pulso filtrado. Em situações envolvendo vários pulsos o valor médio foi utilizado.

Em geral, um bom resultado da filtragem resultará em uma elevada relação sinal–erro de reconstrução, elevado coeficiente de correlação cruzada e baixa distorção da amplitude do pulso.

### 4.1.3 Comparações com outros métodos

Os resultados foram comparados com outras 7 técnicas de filtragem baseadas em wavelets e filtros lineares. As duas primeiras técnicas foram o Waveshrink associado à regra Universal, limitação “hard-thresholding” (DONOHO; JOHNSTONE, 1994, 1995) e sua versão modificada, com limiares adaptativos por escala, proposta em (MA; ZHOU; KEMP, 2002b). Outras regras de limitação e de determinação de limiares foram avaliadas (Minimax, SURE, “soft-thresholding”, “semi-soft-thresholding”), entretanto os resultados não serão reportados

Tabela 4.1: Técnicas de filtragem avaliadas.

Método	Nome	Descrição
A	Wave-Universal	Waveshrink + limiar Universal.
B	Wave-Modificado	Waveshrink + limiar adaptativo por nível.
C	DMR	Decomposição multi-resolução + inspeção visual.
D	Wave-TensãoInício	Waveshrink + limiar por tensão de início.
E	Wave-TWDIT	Waveshrink + TWD invariante à translação + limiar Universal.
F	Filtro FIR	Filtro FIR “equiripple”.
G	Filtro IIR	Filtro IIR Chebychev tipo 2.
H	Max-TWDIT-SD	Método dos módulos máximos com classificação por soma de diferenças.
I	Max-TWDIT-SVM	Método dos módulos máximos com classificação por SVM.

por terem sido significativamente piores.

A terceira técnica baseia-se na decomposição em multi-resolução seguida de inspeção visual, proposta em (SATISH; NAZNEEN, 2003).

A quarta técnica, proposta em (ZHANG et al., 2007a), baseia-se na determinação dos limiares por meio da decomposição do ruído medido antes da tensão de início das DPs. Nos casos de sinais gerados artificialmente, os limiares foram determinados decompondo-se o sinal de ruído separadamente e selecionando-se os maiores coeficientes em cada nível da decomposição.

A quinta técnica, proposta em (COIFMAN; DONOHO, 1995), consiste em aplicar o Waveshrink com “hard-thresholding” à decomposição da TWD invariante à translação.

As duas últimas técnicas consistem em filtros lineares passa-faixa FIR e IIR ajustados ao espectro de frequências do sinal de DPs.

Para referências futuras, os métodos e suas identificações são listados na tabela 4.1.

#### 4.1.4 Resultados e discussão para sinais de faixa larga

O primeiro sinal avaliado é mostrado na figura 4.1. Ele foi gerado de acordo com (4.1), com  $\alpha = 4,5 \times 10^5$ ,  $\beta = 14 \times 10^5$ ,  $\omega = 2\pi 150 \times 10^3$ , frequência de amostragem de 3 MHz e amplitudes variadas. O sinal é característico de um sistema de medição de DPs com faixa de passagem em torno de 30-300 kHz.

Seguindo os critérios descritos nas seções 2.7 e 2.8, em todos os métodos baseados em

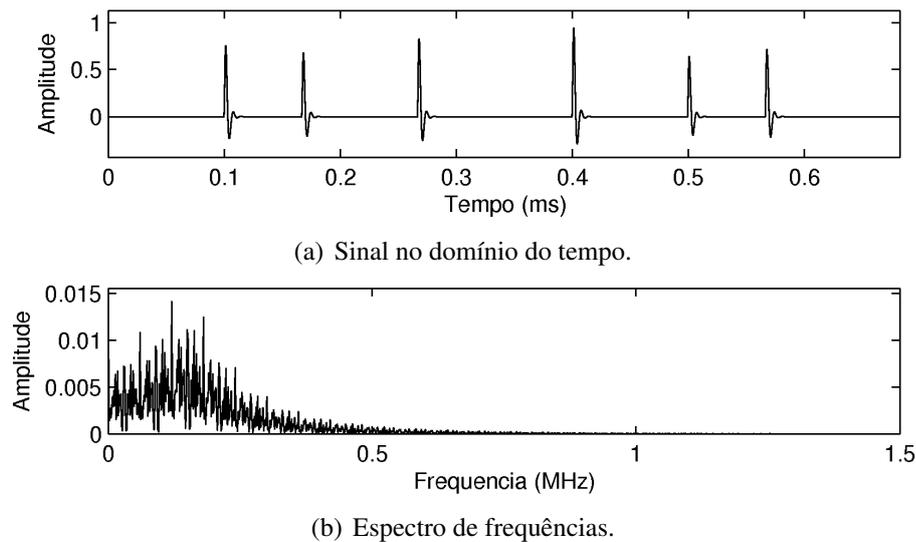


Figura 4.1: Sinal de DPs de faixa larga.

wavelets as decomposições foram realizadas em 6 níveis utilizando a wavelet de Daubechies ortogonal com 2 momentos de esvaecimento (ADDISON, 2002).

Os filtros lineares foram projetados para fornecer faixa de passagem de 30–300 kHz, com faixas de transição de 10 kHz, oscilação na faixa de passagem de 0,1 dB e atenuação de 50 dB.

### Sinal 1

O primeiro sinal de teste, identificado como *sinal 1*, é apresentado na figura 4.2. As DPs foram corrompidas por um ruído branco com média zero e variância 0,1, adicionado a um ruído pulsante periódico, gerado com uma janela exponencial de acordo com (4.3). A relação sinal-ruído é de  $-5,93$  dB.

Os resultados da filtragem são mostrados na figura 4.3 e a análise numérica na tabela 4.2. Percebe-se que os métodos baseados em limiares (métodos A, B e E) foram eficientes para a eliminação do ruído estacionário, mas falharam na remoção do ruído pulsante uma vez que este não é facilmente caracterizável por medidas estatísticas. Os sinais permaneceram com uma interferência de alta amplitude, resultando em baixas relações sinal-ruído (*SREER*) e coeficientes de correlação cruzada ( $R_{XY}$ ). Também, devido à perda de pulsos, a distorção de amplitude (*PAD*) foi muito elevada.

O método DMR (C) mostrou-se difícil de ajustar devido à análise visual, que o torna dependente do julgamento do operador. Nos casos em que os espectros das DPs e do ruído se sobrepõem (como todos os reportados neste trabalho), torna-se extremamente difícil determinar quais faixas de frequência devem ser mantidas para a reconstrução.

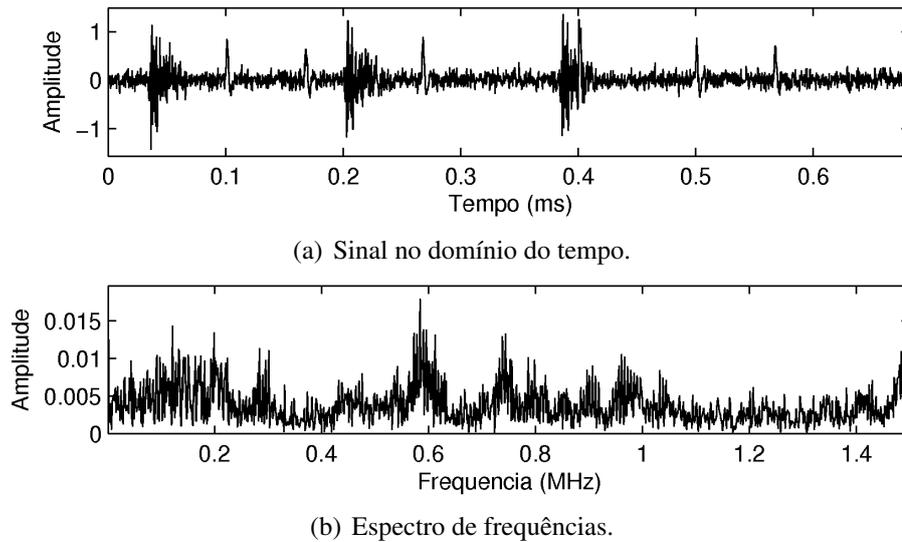


Figura 4.2: Sinal 1 – DPs corrompidas por ruído pulsante.

Tabela 4.2: Avaliação numérica para o sinal 1.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
$SRER$ (dB)	-2,98	-3,10	1,17	3,15	-3,20	-3,98	-2,63	8,70	8,92
$R_{XY}$ (%)	42,0	47,3	75,0	72,8	52,4	55,7	27,4	93,4	93,8
$PAD$ (%)	57,9	81,2	20,3	16,56	78,2	15,0	219,0	10,4	10,5

Os resultados dos filtros lineares (métodos F e G) foram piores do que os obtidos com os métodos baseados em wavelets devido à superposição dos espectros de frequência do sinal e do ruído. O filtro IIR resultou em uma distorção de amplitude ( $PAD$ ) de mais de 100 % devido à inversão de polaridades causada pela sua faixa de transição estreita. Ambos os filtros resultaram em baixos  $SRER$  e  $R_{XY}$ .

Os métodos Wave-TensãoInício, Max-TWDIT-SD e Max-TWDIT-SVM (D, H e I) resultaram em boa redução de ruído e mantiveram todos os pulsos de DPs. Dentre estes, os baseados na seleção adaptativa ofereceram reconstruções mais suaves, que se assemelham mais ao formato dos pulsos originais. Tal característica resultou em maiores  $SRER$ ,  $R_{xy}$  e menor  $PAD$ , atestando a sua superioridade.

## Sinal 2

O segundo sinal de teste é apresentado na figura 4.4. A mesma sequência de DPs foi corrompida por um ruído branco com média zero, variância 0,1, e um ruído AM de alta amplitude com portadoras na faixa de 50-1400 kHz, gerado de acordo com (4.2). Os seguintes valores

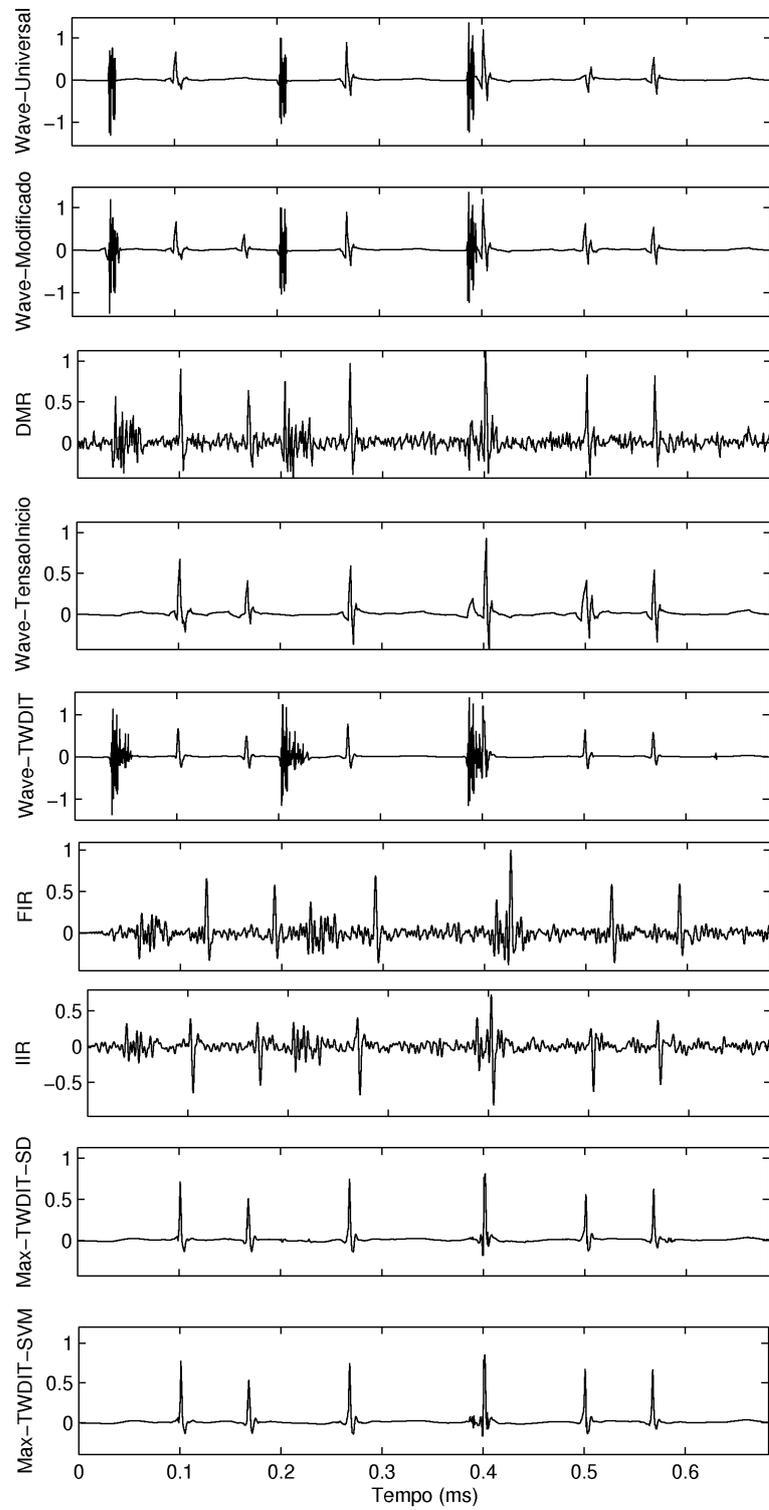


Figura 4.3: Resultados da filtragem do sinal 1.

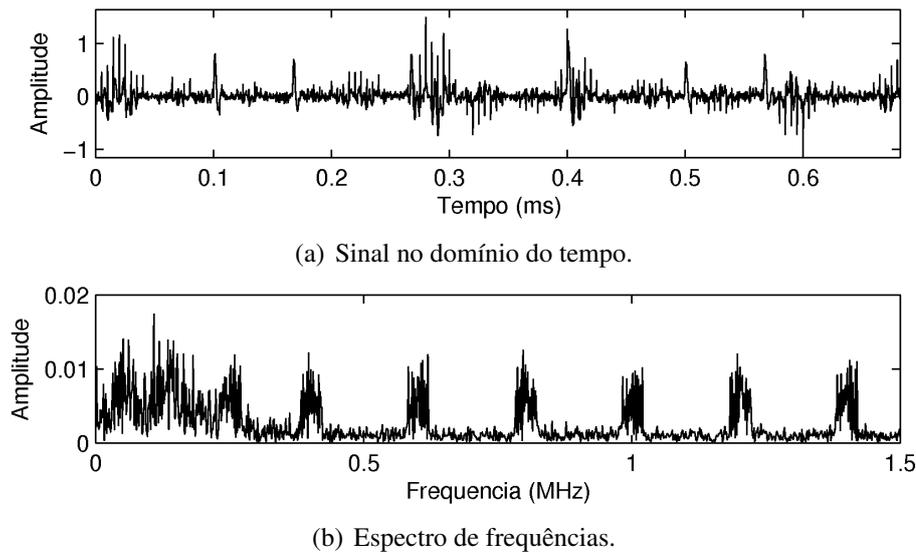


Figura 4.4: Sinal 2 – DPs corrompidas por ruído harmônico.

Tabela 4.3: Avaliação numérica para o sinal 2.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
<i>SRER</i> (dB)	-1,58	-1,96	-0,18	3,47	-2,53	-4,61	-2,77	7,84	8,09
<i>R<sub>XY</sub></i> (%)	58,0	58,7	67,0	74,0	58,7	-4,8	32,7	93,0	92,0
<i>PAD</i> (%)	11,9	23,8	13,5	36,4	29,1	12,2	184,2	13,7	13,3

foram utilizados durante a avaliação.

$$A_c = 1,$$

$$\omega_c = \{50, 125, 250, 400, 600, 800, 1000, 1200, 1400\} \text{ kHz},$$

$$\mu_m = 0.4,$$

$$\omega_m = \{1, 5, 8, 11, 15, 18, 20\} \text{ kHz}.$$

A *SNR* é de  $-5,09 \text{ dB}$ .

Os resultados da filtragem são apresentados na figura 4.5 e a avaliação numérica na tabela 4.3. Novamente, os métodos baseados em limiares (A, B e E) falharam na eliminação de partes localizadas do ruído. O método C ofereceu os piores resultados, novamente devido à sobreposição dos espectros de frequência e da dificuldade da seleção visual. O método D removeu grande parte do ruído, mas eliminou o pulso localizado em 0,5 ms e introduziu uma distorção de amplitude considerável, da ordem de 36 %. Os resultados dos filtros lineares (F, G) apresentaram componentes de ruído de alta amplitude e uma grande *PAD*.

Novamente, os métodos H e I possibilitaram obter reconstruções mais aproximadas do sinal original, resultando em maiores *SRER*, *R<sub>XY</sub>* e menor *PAD*.

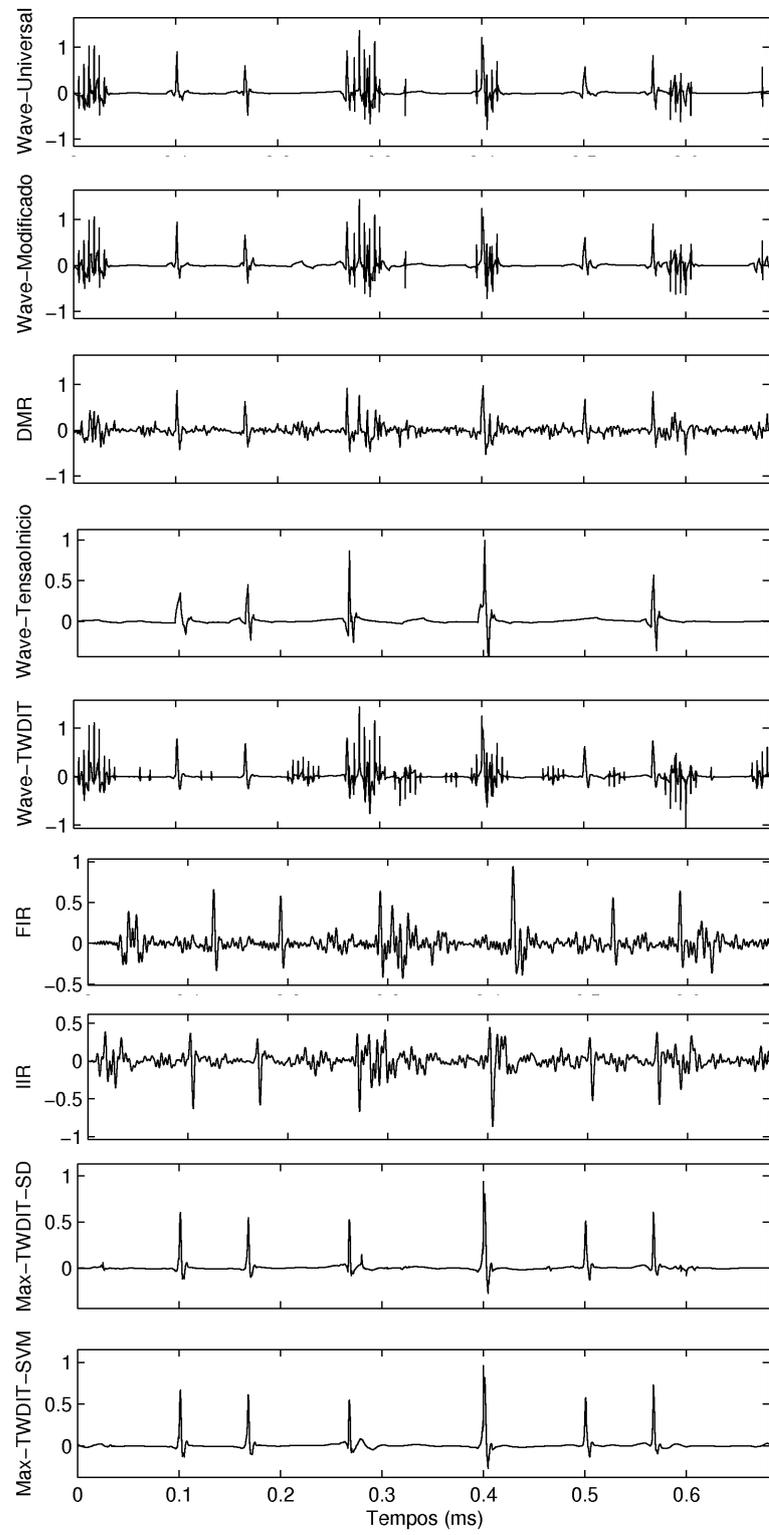


Figura 4.5: Resultados da filtragem do sinal 2.

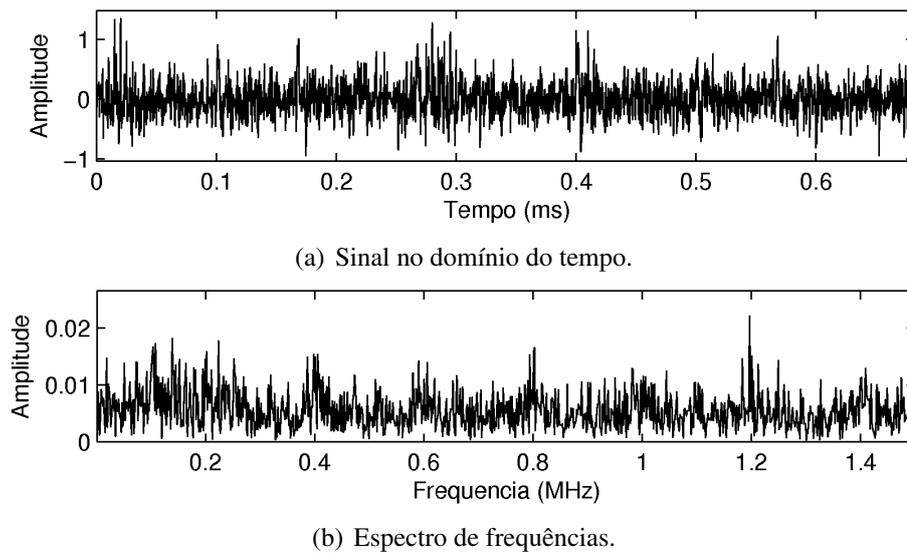


Figura 4.6: Sinal 3 – DPs corrompidas por ruído harmônico e Gaussiano.

Tabela 4.4: Avaliação numérica para o sinal 3.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
<i>SRER</i> (dB)	0,14	0,74	-3,97	1,59	1,54	-5,98	-4,96	4,15	3,87
<i>R<sub>XY</sub></i> (%)	34,0	47,5	49,0	61,2	60,6	-1,4	22,9	79,0	77,1
<i>PAD</i> (%)	85,5	59,3	32,5	34,1	71,7	13,4	190,5	36,0	35,9

### Sinal 3

O terceiro sinal avaliado é mostrado na figura 4.6. As DPs foram corrompidas pelo mesmo ruído AM do exemplo anterior, mas a variância do ruído Gaussiano foi elevada a 0,25 de forma a cobrir completamente os pulsos. A *SNR* é de  $-9,53$  dB.

Os resultados da filtragem são apresentados na figura 4.7 e a avaliação numérica na tabela 4.4. Uma vez que este caso representa uma situação extrema, vários métodos de filtragem perderam pulsos, resultando em baixos índices de avaliação. É importante ressaltar que mesmo os métodos otimizados para processar ruído estacionário ofereceram resultados ruins, apesar do principal componente do ruído ter distribuição Gaussiana. Novamente, os métodos D, H e I ofereceram os melhores resultados, sendo que a técnica adaptativa espacialmente permitiu obter reconstruções mais suaves.

#### 4.1.5 Resultados e discussão para sinais de faixa ultra-larga

O método foi posteriormente avaliado considerando sinais de DPs na faixa de 20–30 MHz, característica de medidores de faixa ultra-larga. O sinal utilizado, mostrado na figura 4.8, foi

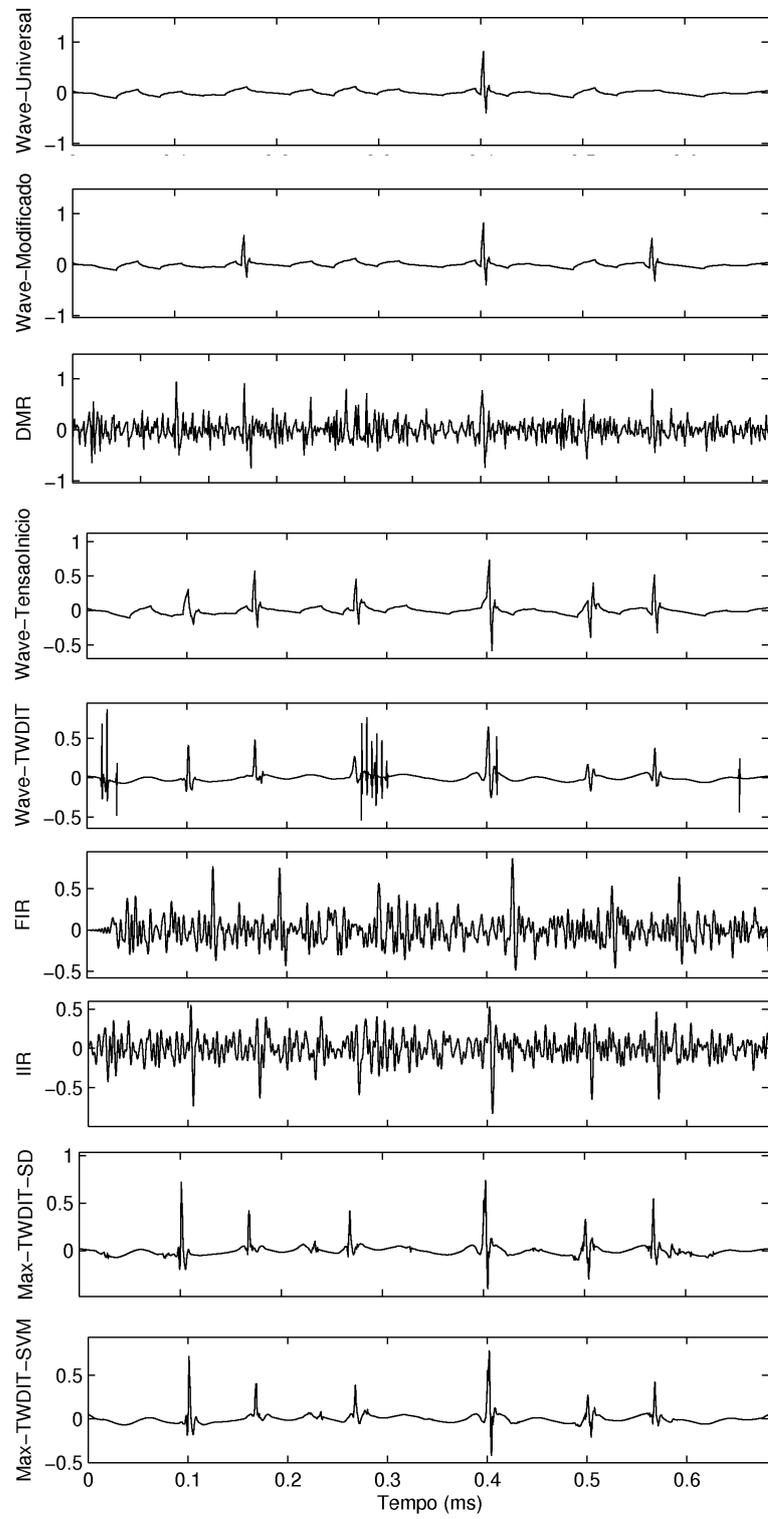


Figura 4.7: Resultados da filtragem do sinal 3.

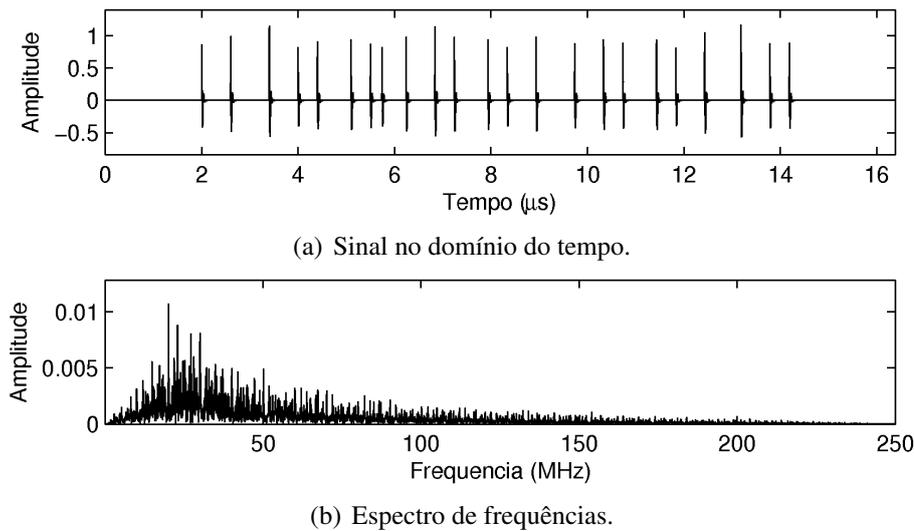


Figura 4.8: Sinal de DPs de faixa ultra larga.

gerado pela resposta ao impulso de um filtro analógico passa-faixa de  $2^a$  ordem com amplitudes e tempos de ocorrência variados (SATISH; NAZNEEN, 2003). A frequência de amostragem é de 500 MHz.

Uma vez que nesta faixa de frequências não há interferências de sinais AM, a avaliação considerou somente ruídos pulsantes e estacionários. Novamente, nos métodos baseados em wavelets, as decomposições foram realizadas em 6 níveis utilizando a wavelet de Daubechies com 2 momentos de esvaecimento.

Os filtros lineares foram projetados para fornecer faixa de passagem de 20 a 30 MHz, faixa de transição de 10 MHz, oscilação na faixa de passagem de 0,1 dB e atenuação de 40 dB.

#### Sinal 4

O primeiro sinal de faixa ultra-larga avaliado (*sinal 4*) é mostrado na figura 4.9. As DPs foram corrompidas por um ruído composto por impulsos localizados no tempo, e cujo espectro de frequências se estende até a faixa de passagem do medidor. O primeiro distúrbio está isolado das DPs, mas os outros se sobrepõem aos pulsos localizados aproximadamente em 7 e 12,5  $\mu s$ . A *SNR* é de  $-0,81$  dB.

Os resultados da filtragem são apresentados na figura 4.10 e a análise numérica na tabela 4.5.

Observa-se que, devido à capacidade de atuar localizadamente, os métodos adaptativos espacialmente conseguiram eliminar de forma mais eficiente o ruído, mantendo a maior parte dos pulsos de DPs. Os outros métodos foram incapazes de eliminar todo o ruído ou causaram dis-

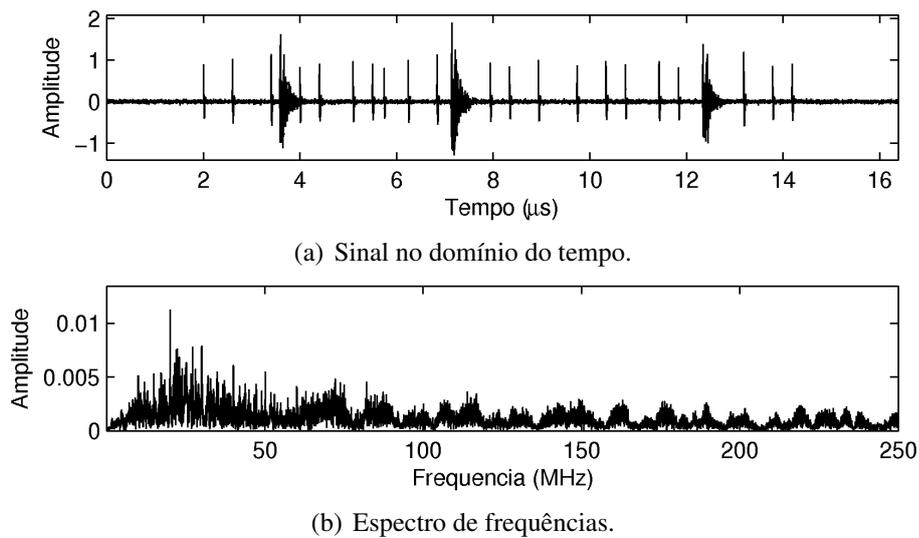


Figura 4.9: Sinal 4 – DPs corrompidas por ruído pulsante.

Tabela 4.5: Avaliação numérica para o sinal 4.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
$SRER$ (dB)	-0,55	-0,51	2,53	0,86	-0,59	-2,59	-3,36	8,01	7,39
$R_{XY}$ (%)	66,7	67,6	74,4	44,0	68,1	4,8	-3,3	94,2	92,5
$PAD$ (%)	22,6	29,8	70,1	75,4	29,2	49,1	150,7	22,8	24,7

torções de amplitude significativas. A versão baseada na soma de diferenças (Max-TWDIT-SD) recuperou parcialmente os pulsos localizados em 7 e 12,5  $\mu s$ , entretanto com grande distorção devido à intensidade da interferência (visível quando amplia-se a figura). A versão baseada na SVM (Max-TWDIT-SVM) perdeu os dois pulsos mas recuperou os restantes de forma bastante satisfatória. Novamente, estes métodos resultaram nas maiores  $SRER$  e  $R_{XY}$  e menores  $PAD$ .

### Sinal 5

O último caso simulado é apresentado na figura 4.11. As DPs foram corrompidas por um ruído estacionário com distribuição Gaussiana e variância 0.15. Os pulsos foram quase completamente cobertos pelo ruído. A  $SNR$  é de  $-8,96$  dB.

Os resultados da filtragem são apresentados na figura 4.12 e a análise numérica na tabela 4.6.

As análises visual e numérica refletem a situação extrema deste caso. Vários métodos resultaram em perdas de pulsos ou falha na eliminação do ruído, levando aos baixos índices de avaliação observados. Os métodos E (Wave-TWDIT) e H (Max-TWDIT-SD) ofereceram os melhores resultados, pois eliminaram grande parte do ruído e permitiram recuperar todos

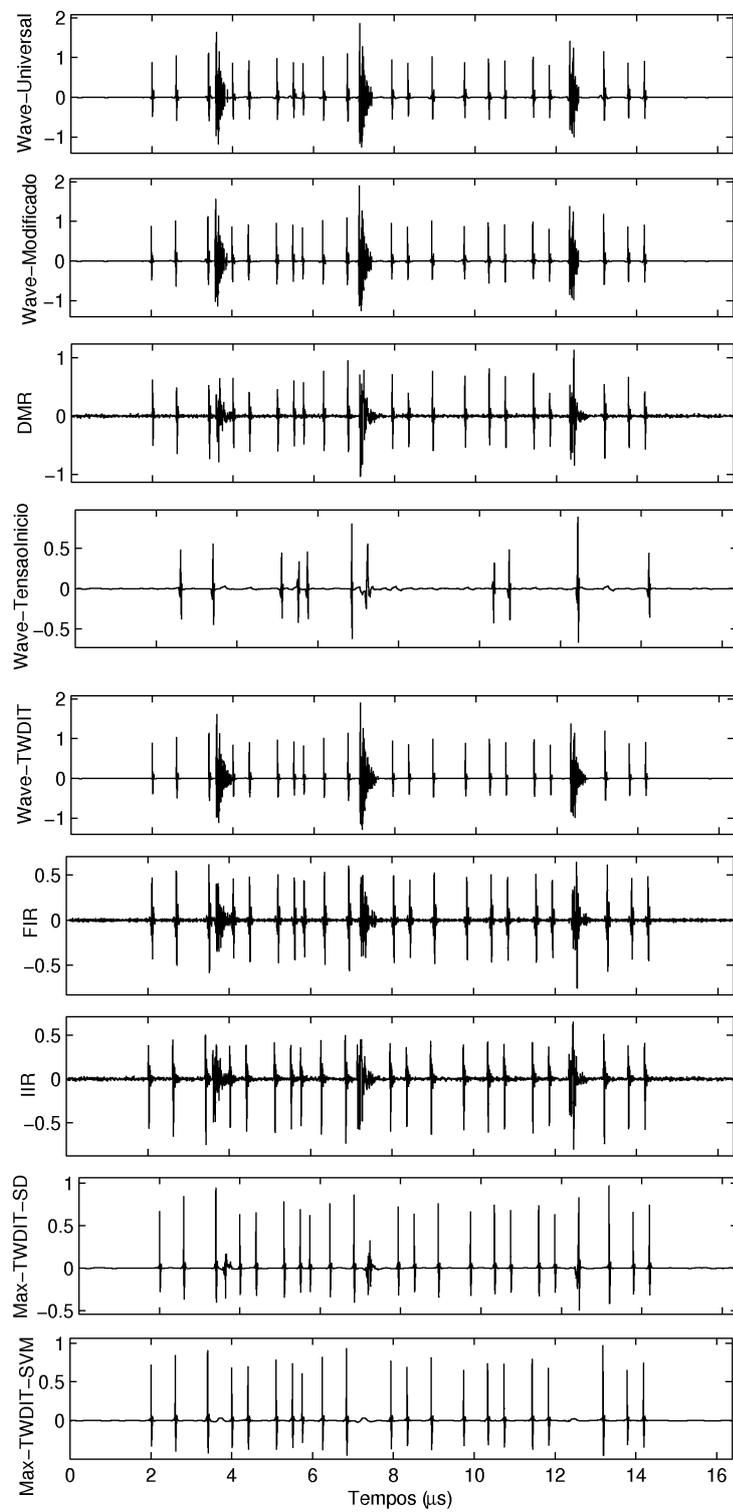


Figura 4.10: Resultados da filtragem do sinal 4.

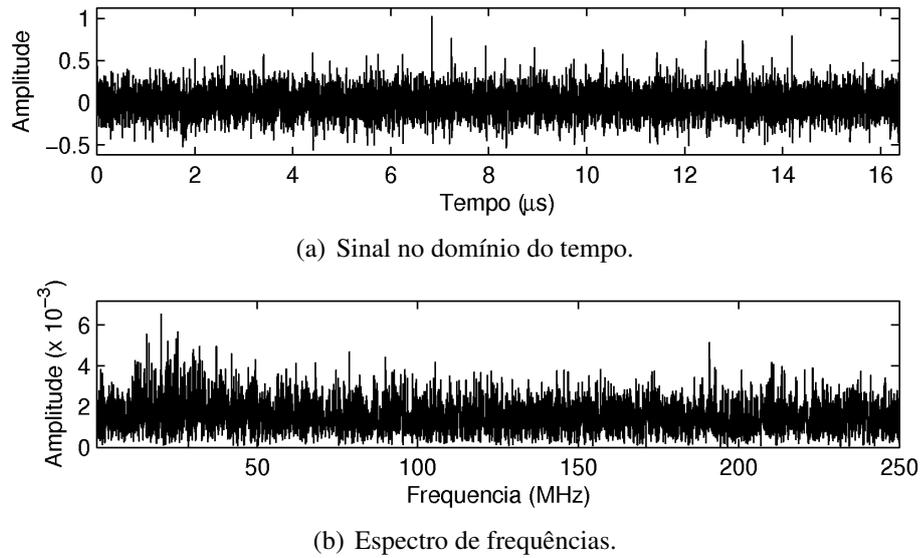


Figura 4.11: Sinal 5 – DPs corrompidas por ruído Gaussiano.

Tabela 4.6: Avaliação numérica para o sinal 5.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
<i>SRR</i> (dB)	-0,55	-0,24	-3,11	0,05	2,33	-4,67	-5,83	3,04	0,58
<i>R<sub>XY</sub></i> (%)	10,1	23,5	48,5	37,4	65,2	-0,1	-4,6	71,2	36,1
<i>PAD</i> (%)	55,8	51,4	48,3	39,8	43,5	43,8	84,7	39,3	47,8

os pulsos, embora com grande atenuação. Este caso permite perceber a robustez do método adaptativo espacialmente (H), uma vez que seu resultado foi similar ou superior aos de todas as técnicas otimizadas para processamento de ruído estacionário.

## 4.2 Sinais medidos em laboratório

No segundo estágio o método de filtragem foi avaliado utilizando-se sinais de DPs medidos em laboratório com o auxílio do arranjo descrito na seção 3.1. Foi utilizada uma configuração de eletrodos ponta-plano com sensor de 30–400 kHz. Os sinais resultantes, conhecidos como pulsos de Trichel (BARTNIKAS; MCMAHON, 1979), são composto por DPs ocorrendo regularmente a cada semi-ciclo da tensão, como mostrado na figura 4.13. Nota-se que as DPs no semi-ciclo negativo são muito mais frequentes, mas menos proeminentes, do que no positivo, o que as torna mais suscetíveis ao ruído.

As interferências foram geradas artificialmente utilizando-se equipamentos disponíveis no laboratório durante as medições (ex.: centelhadores, monitores de vídeo, transmissores de rádio-frequência). Várias combinações de DPs e ruído foram obtidas mas somente os casos mais

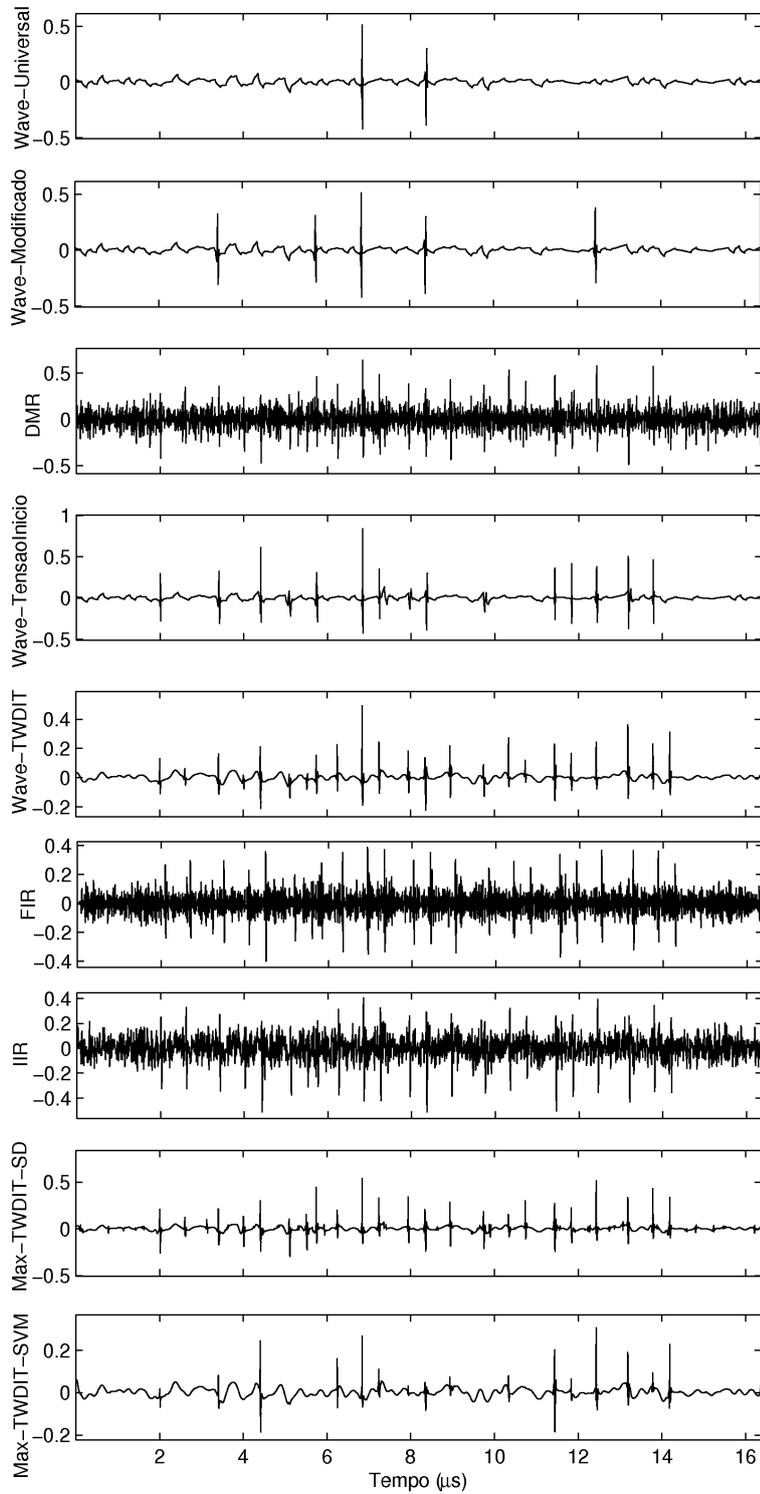


Figura 4.12: Resultados da filtragem do sinal 5.

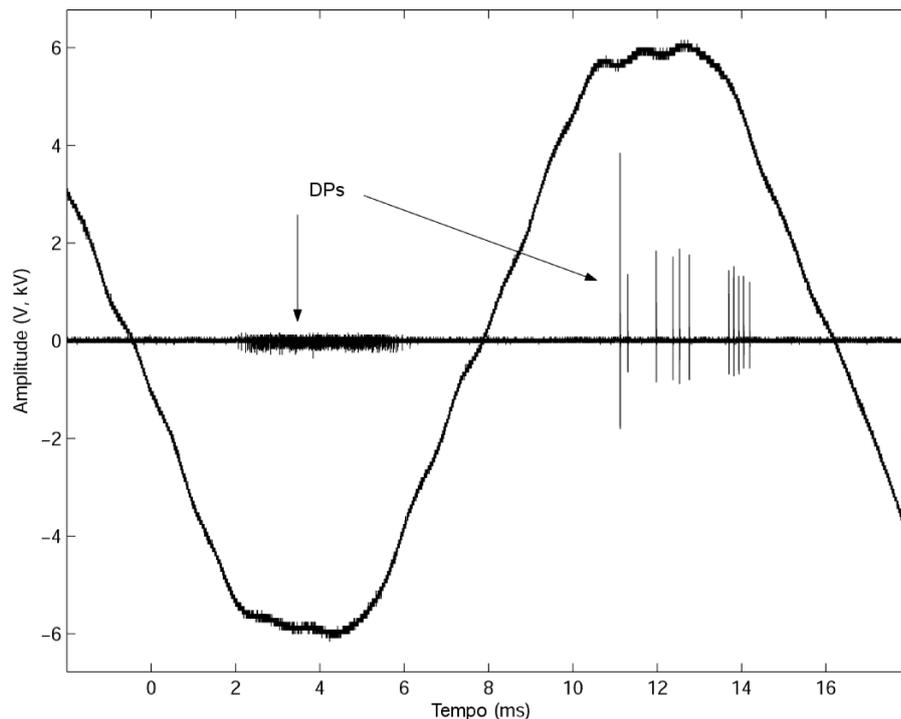


Figura 4.13: Pulsos de Trichel medidos em um arranjo ponta-plano.

críticos serão apresentados.

Os resultados dos métodos A (Wave-Universal), B (Wave-Modificado) e C (DMR) foram removidos deste relato devido aos baixos desempenhos, observados nos experimentos simulados e que se repetiram para sinais medidos. O método E (Wave-TIDWT) foi mantido como representante da técnica Waveshrink por ser considerado a sua versão mais avançada.

As avaliações dos sinais medidos foram realizadas por inspeção visual, uma vez que não há como separar as componentes de sinal e ruído. Novamente, todas as decomposições de wavelets foram realizadas em 6 níveis utilizando-se a wavelet de Daubechies com 2 momentos de esvaecimento. O ajuste de parâmetros para o método Max-TWDIT-SD foi realizado por meio da decomposição prévia do sinal de DPs livre de ruído. O treinamento da SVM foi realizado utilizando-se amostras de DPs e do ruído separadas manualmente. Os filtros FIR e IIR foram ajustados à faixa de passagem do sensor utilizado.

## Sinal 6

O primeiro sinal medido é apresentado na figura 4.14. Ele é composto por DPs do ciclo negativo corrompidas por ruído AM de baixa amplitude e ruído pulsante, gerado por uma fonte chaveada instalada nas proximidades do sistema de medição. O sinal possui 16384 amostras e a frequência de amostragem é de 5 MHz.

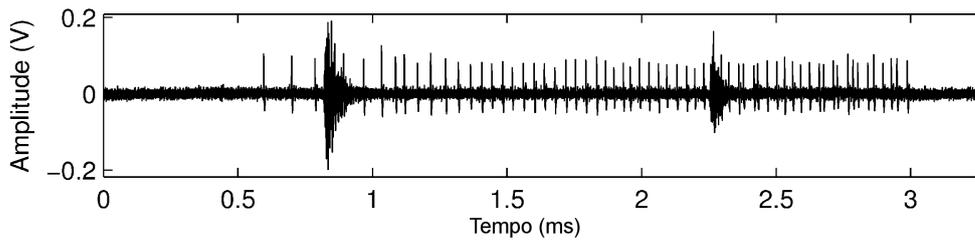


Figura 4.14: Sinal 6 - DPs medidas em laboratório corrompidas por ruído pulsante.

Os resultados do processamento são apresentados na figura 4.15. O método Wave-TensãoInício causou uma forte distorção e perda de pulsos. O método baseado em limiares (Wave-TWDIT) novamente eliminou o ruído estacionário mas falhou na eliminação da parte pulsante. Os resultados dos filtros lineares foram melhores do que nos casos anteriores, provavelmente devido à baixa sobreposição de espectros. Entretanto, o sinal permaneceu com um componente de ruído de grande energia, associada a grandes distorções de amplitude. Os métodos adaptativos espacialmente foram mais eficientes na eliminação de ambos os tipos de interferência. Observa-se neste exemplo que a variante Max-TWDIT-SVM foi mais eficiente, uma vez que a Max-TWDIT-SD deixou passar parte do ruído impulsivo em torno de 0,8 ms. Em geral, a variante baseada na SVM tende a ser mais robusta pelo fato de utilizar uma regra de seleção não linear, enquanto a soma de diferenças define um ponto de corte rígido.

### Sinal 7

O segundo sinal medido, apresentado na figura 4.16, é composto por DPs do ciclo negativo corrompidas por ruído AM de alta amplitude e ruído estacionário. A interferência foi capturada por meio da inserção de um fio na entrada do sensor de DPs, que atuou como uma antena. O sinal possui 8192 amostras e a frequência de amostragem é de 5 MHz.

Os filtros FIR e IIR foram os mesmos utilizados no caso anterior uma vez que não houve mudanças na faixa de passagem do sistema e na frequência de amostragem. O ajuste de parâmetros dos métodos adaptativos também foi realizado da mesma forma.

Os resultados do processamento são apresentados na figura 4.17. Todos os métodos de filtragem introduziram distorções devido à baixa relação sinal-ruído. O método Wave-TWDIT não conseguiu remover todo o ruído. O método Wave-TensãoInício recuperou mais DPs, mas introduziu distorções significativas no formato dos pulsos. Os filtros FIR e IIR não conseguiram eliminar todo o ruído. Novamente, os métodos Max-TWDIT-SD e Max-TWDIT-SVM permitiram uma boa recuperação do sinal, com uma discreta vantagem para o último.

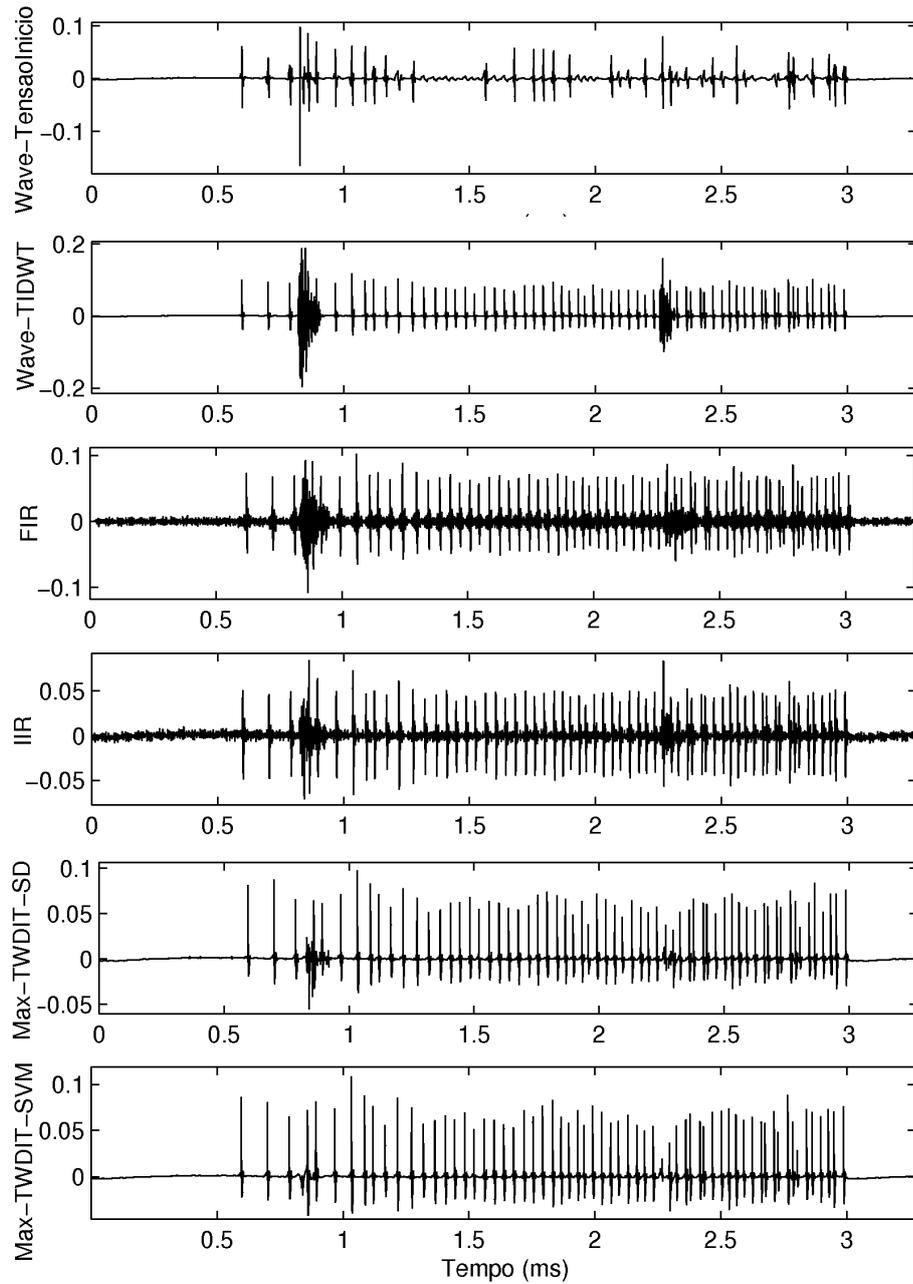


Figura 4.15: Resultados da filtragem do sinal 6.

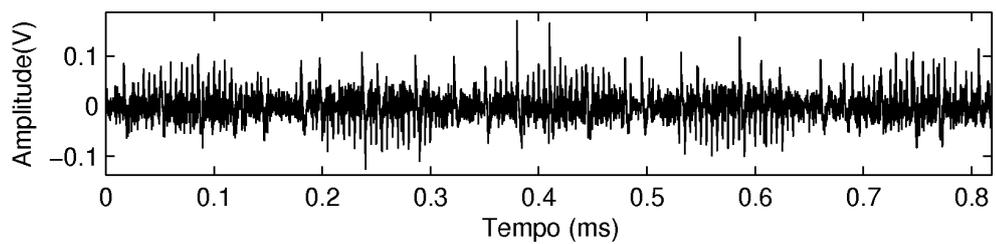


Figura 4.16: Sinal 7 - DPs medidas em laboratório corrompidas por ruído AM e estacionário.

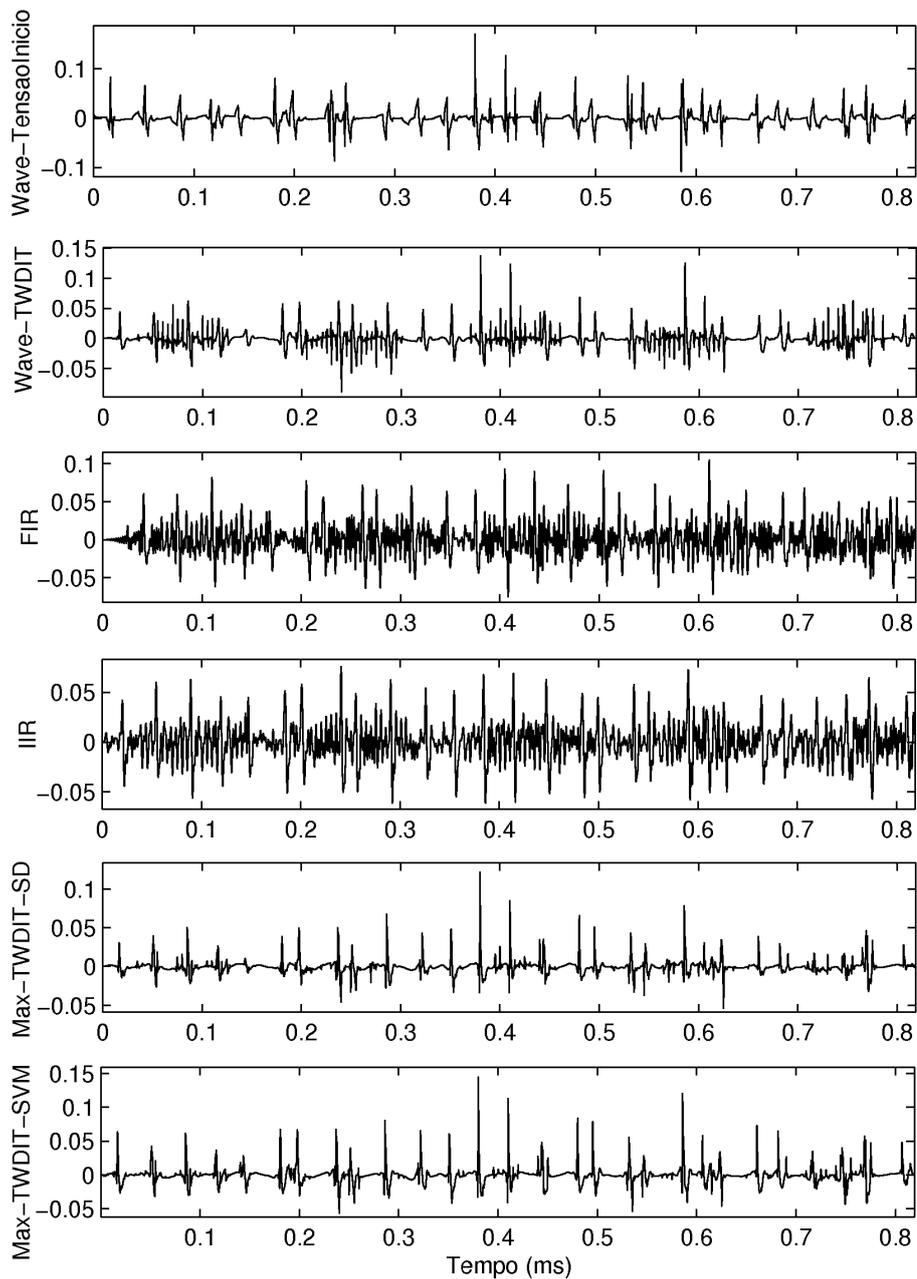


Figura 4.17: Resultados da filtragem do sinal 7.

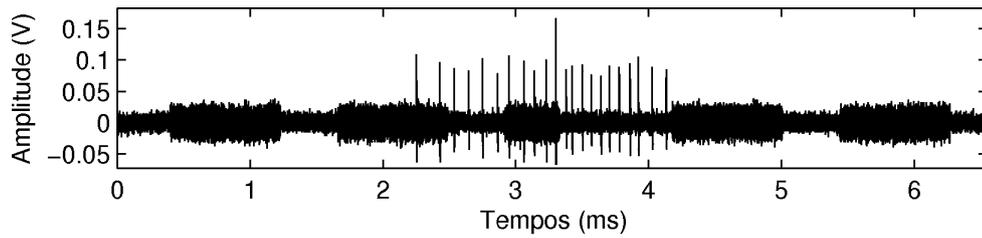


Figura 4.18: Sinal 8 - DPs medidas em laboratório corrompidas por ruído AM.

### Sinal 8

O último sinal avaliado é apresentado na figura 4.18. O sinal é composto por DPs do semi-ciclo negativo corrompidas por um ruído gerado por um transmissor de RF. A interferência possui uma componente dominante, localizada em 1,33 MHz, associada a componentes discretas de menor amplitude entre 0,1 a 1 MHz. Ela foi capturada com o mesmo arranjo utilizado no experimento anterior. O sinal possui 32768 amostras, com frequência de amostragem de 5 MHz.

A parametrização das técnicas adaptativas foi realizada de forma diferente neste caso, como forma de avaliar outras abordagens. O limiar da técnica Max-TWDIT-SD foi determinado por meio da injeção de pulsos de calibração com o sistema desenergizado. Os mesmos pulsos foram utilizados durante o treinamento da SVM. Uma amostra do ruído foi extraída das partes inicial e final do vetor, onde não há ocorrência de DPs. Os outros métodos foram ajustados da mesma forma que nos exemplos anteriores.

Os resultados do processamento na figura 4.19. O método Wave-TensãoInício eliminou o ruído mas causou uma distorção significativa nas amplitudes dos pulsos. Os filtros lineares não conseguiram eliminar todo o ruído e também introduziram distorções de amplitude. Os melhores resultados foram obtidos pela Wave-TWDIT, Max-TWDIT-SD e Max-TWD-SVM.

## 4.3 Sinais medidos em campo

No último estágio as técnicas de filtragem foram avaliadas considerando sinais medidos em um equipamento real. As medições foram realizadas em um transformador de potência de 33 MVA com um sensor de DPs de 10 MHz conectado ao tap capacitivo da bucha. A saída do sensor foi conectada a um osciloscópio e o sinal foi digitalizado com uma frequência de 25 MHz.

Os filtros FIR e IIR foram ajustados com base na avaliação do espectro de frequências do

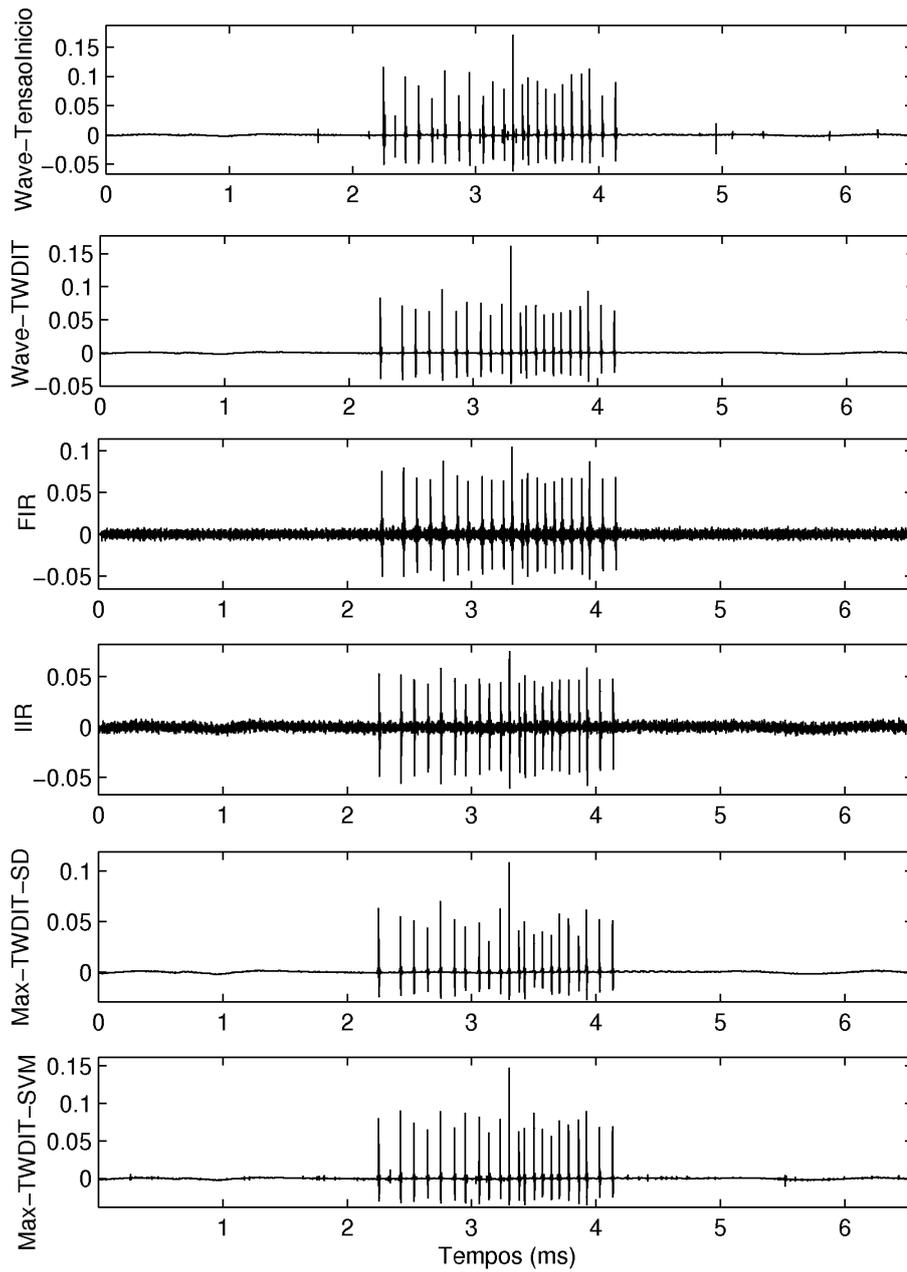


Figura 4.19: Resultados da filtragem do sinal 8.

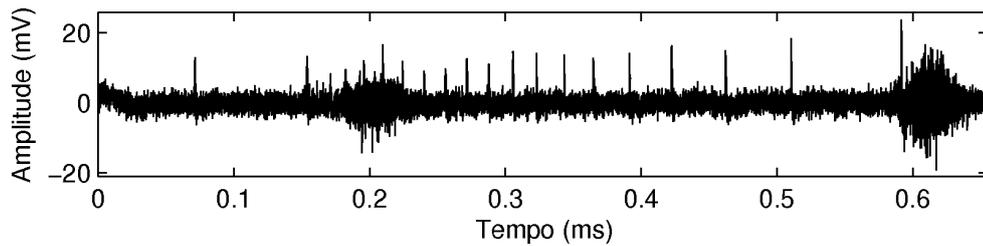


Figura 4.20: Sinal 9 - DPs medidas em um transformador de potência.

sinal adquirido. Foram utilizados filtros passa-baixas FIR equiripple e IIR Chebychev tipo 2 com frequências de corte de 3 MHz.

A parametrização dos métodos adaptativos foi realizada por meio da aquisição de pulsos de calibração com o equipamento desenergizado. Para o treinamento da SVM uma amostra do ruído foi adquirida com a tensão logo abaixo do nível de início das DPs.

### Sinal 9

O sinal medido e os resultados do processamento são apresentados nas figuras 4.20 e 4.21. Novamente, o método Wave-TWDIT eliminou o ruído estacionário mas falhou nas partes não estacionárias localizadas aproximadamente em 0,2 e 0,6 ms. O método Wave-TensãoInício eliminou todo o ruído, mas introduziu grandes distorções nas amplitudes dos pulsos. Os filtros FIR e IIR geraram resultados melhores do que os exemplos anteriores, mas deixaram passar um ruído de fundo de baixa amplitude. Novamente, os métodos Max-TWDIT-SD e Max-TWDIT-SVM ofereceram os melhores resultados, sendo o último ligeiramente superior com menores distorções de amplitudes.

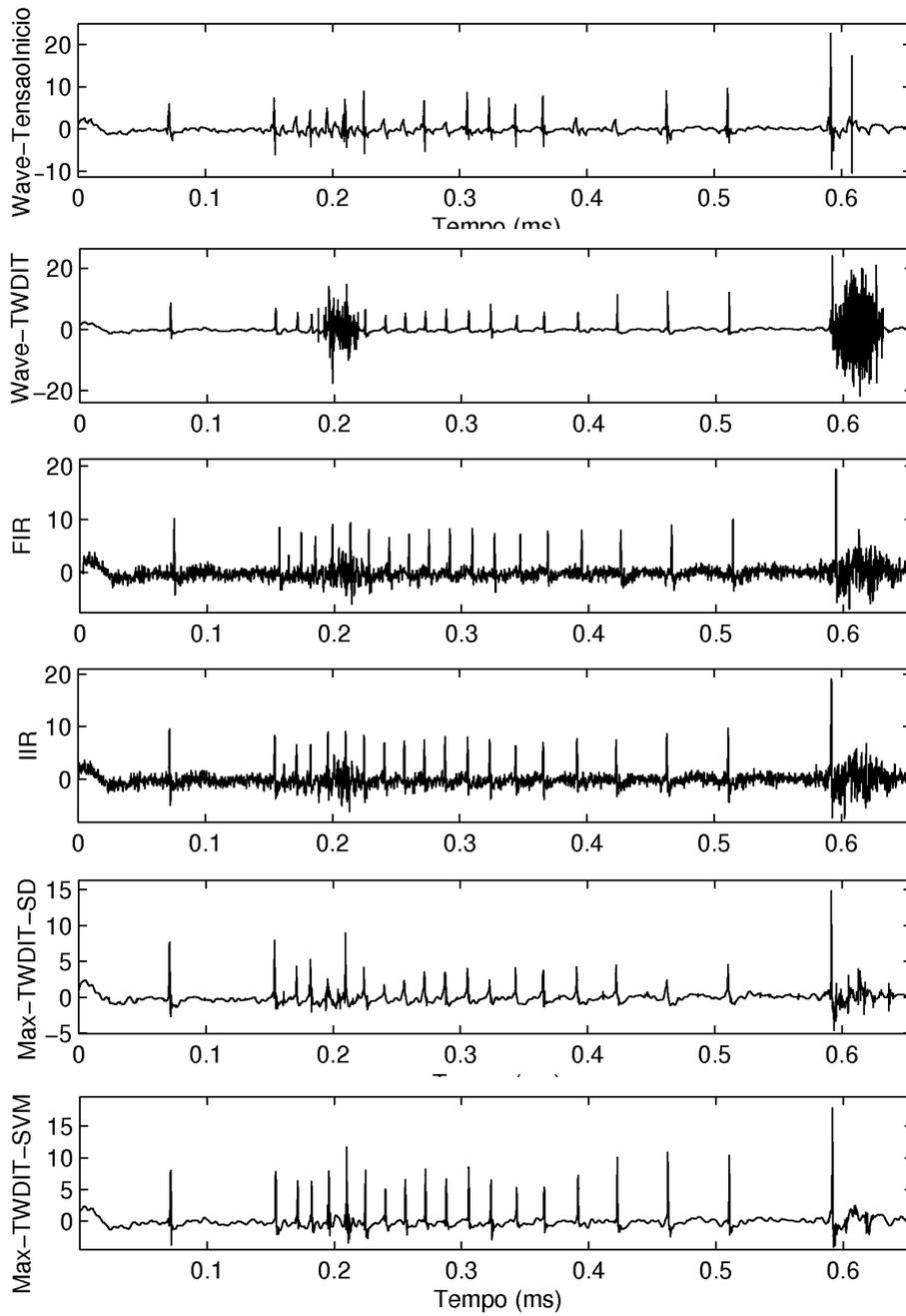


Figura 4.21: Resultados da filtragem do sinal 9.

## 5 *Resultados do processamento em tempo real*

Este capítulo apresenta os resultados obtidos durante a avaliação do sistema de processamento em tempo real. A avaliação do desempenho foi realizada com base nas técnicas descritas no apêndice B para os dois modos de funcionamento do sistema (autônomo e filtro digital). Foram consideradas decomposições de 1 a 10 níveis utilizando filtros de Daubechies com 2 a 10 momentos de esvaecimento (4 a 20 coeficientes). Particularmente, buscou-se identificar as maiores frequências de amostragem passíveis de uso, objetivando classificar o sistema de acordo com a faixa de passagem. Serão apresentados os resultados relativos à carga computacional, otimizações, carga de armazenamento e análise de escalonamento determinístico.

### 5.1 **Análise de carga computacional**

#### 5.1.1 **Algoritmos da TWD em tempo real**

Um estudo publicado em (RIOUL; DUHAMEL, 1992) relata que a implementação da TWD na forma de convoluções é vantajosa para filtros de até 25 a 30 coeficientes. Acima disto, técnicas baseadas na transformada de Fourier começam a oferecer melhor desempenho. Como este trabalho concentra-se na aplicação de filtros de baixa ordem, os bancos de filtro foram implementados na forma de convoluções.

Quando utilizados para processar um bloco de dados de tamanho  $N$  até o nível máximo  $\log_2(N)$ , os algoritmos da TWD direta e inversa realizam  $2M(N - 1)$  multiplicações e  $2(M - 1)(N - 1)$  adições. Esta carga computacional é similar à do algoritmo piramidal associado a periodização e, de fato, a menor carga possível para um algoritmo de TWD que permita reconstrução perfeita (PRESS; TEUKOLSKY; FLANNERY, 1992; TASWELL; MCGILL, 1994).

A estratégia para tratamento de bordas introduz uma pequena carga extra no início do processamento, enquanto as matrizes de decomposição e reconstrução estão sendo preenchidas.

Entretanto, esta carga é compensada à medida em que o volume de dados cresce (como um pipeline de processador).

### 5.1.2 Algoritmos da TWD invariante à translação

Devido às rotações inseridas em cada nível da decomposição, os algoritmos da TWD-IT realizam tratamento de bordas por periodização. Para processar um bloco de dados de tamanho  $N$  até o nível máximo  $\log_2(N)$ , os algoritmos realizam  $MN\log_2(N)$  multiplicações e  $(M - 1)N\log_2(N)$  adições.

### 5.1.3 Otimização da carga computacional

Para reduzir a carga computacional, os algoritmos foram otimizados com base na estrutura de hardware oferecida pelo DSP. As otimizações consistiram em acelerar as transferências de dados e paralelizar as operações de multiplicação e acúmulo (MAC), empregadas para o cálculo das convoluções.

Os acessos à memória foram realizados em grupos de oito bytes, explorando a largura do barramento interno do processador. Assim, quatro novas amostras são transferidas a cada operação de leitura e escrita, quadruplicando o desempenho na transferência dos dados em relação à implementação inicial.

As operações de convolução são realizadas com base em endereçamento circular, o que evita o cálculo explícito para atualização de ponteiros. Duas operações de MAC são realizadas a cada ciclo de clock, com base nos 4 multiplicadores paralelos de 16 bits disponíveis no caminho de dados. O procedimento empregado durante a decomposição é apresentado de forma esquemática na figura 5.1. Procedimentos similares são realizados durante a reconstrução, para todos os algoritmos avaliados.

## 5.2 Tempos de execução

### 5.2.1 Algoritmos da TWD em tempo real

A avaliação dos tempos de execução foi realizada com base no relógio interno de alta resolução do DSP ( $T_{tick} = 6,7$  ns). Os resultados para os algoritmos da TWD são apresentados na figura 5.2, considerando-se todas as combinações de filtros de wavelets e níveis de decomposição implementados. Percebe-se que o algoritmo de reconstrução possui maior carga com-

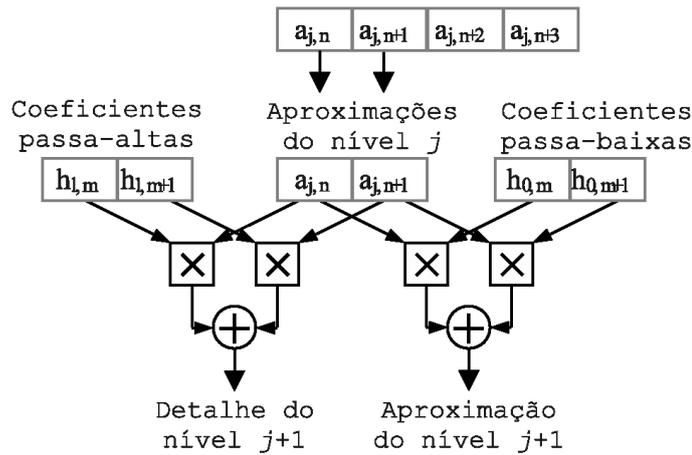


Figura 5.1: Representação da paralelização para otimização da carga computacional.

putacional devido ao encargo de gerenciar os atrasos inseridos pelo processo de filtragem.

A carga de ambos os algoritmos apresenta um crescimento linear com relação ao tamanho do filtro. Entretanto, o comportamento é assintótico com relação ao número de níveis de decomposição. Devido às características do algoritmo piramidal, a demanda computacional por nível  $j$  diminui por um fator de  $2^j$  à medida em que a decomposição propaga pelo banco de filtros.

## 5.2.2 Algoritmos da TWD invariante à translação

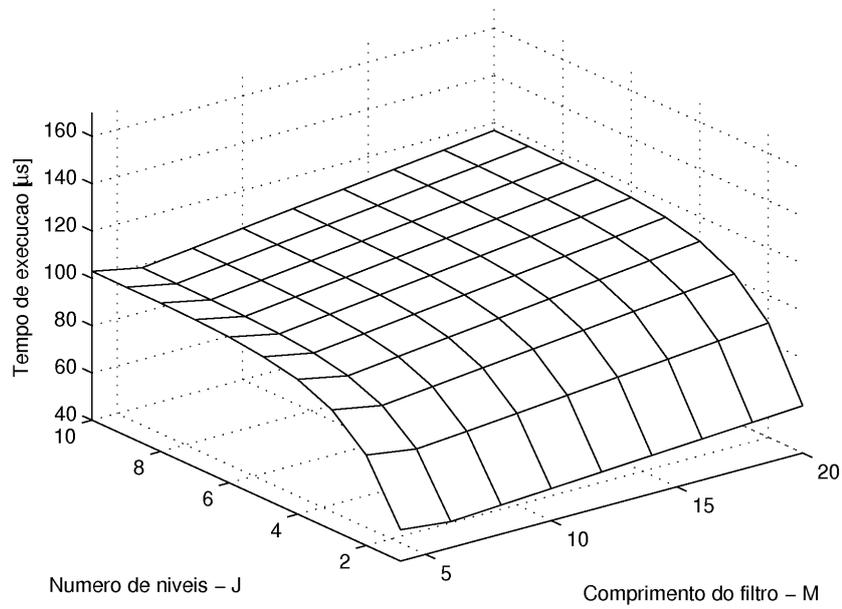
Os tempos de execução dos algoritmos da TWD-IT são apresentados na figura 5.3. Neste caso, não é possível realizar todas as combinações de wavelets e níveis de decomposição devido às limitações impostas pelo tratamento de bordas por periodização.

Como era esperado, A TWD-IT demanda uma carga computacional muito maior do que a TWD. Observa-se, também, que a carga é linear em relação tanto ao tamanho do filtro quanto ao número de níveis.

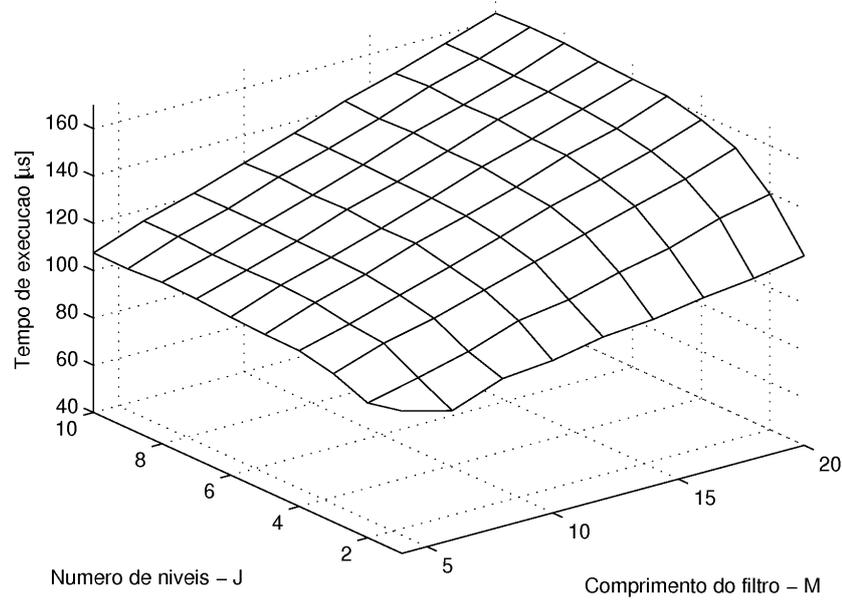
## 5.3 Análise de carga de armazenamento

### 5.3.1 Algoritmos da TWD em tempo real

O algoritmo de decomposição da TWD utiliza uma matriz para aproximações cuja carga de armazenamento, em número de células, é dada por

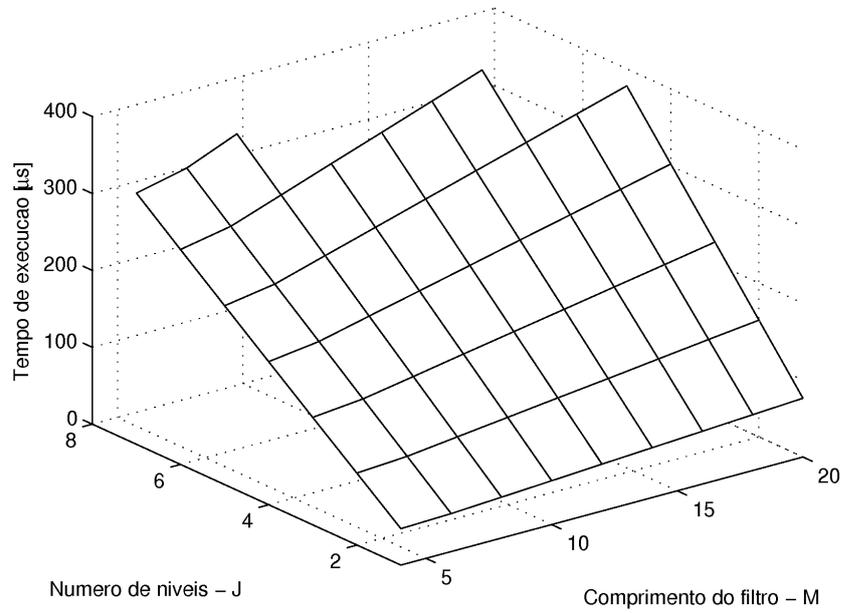


(a) Decomposição.

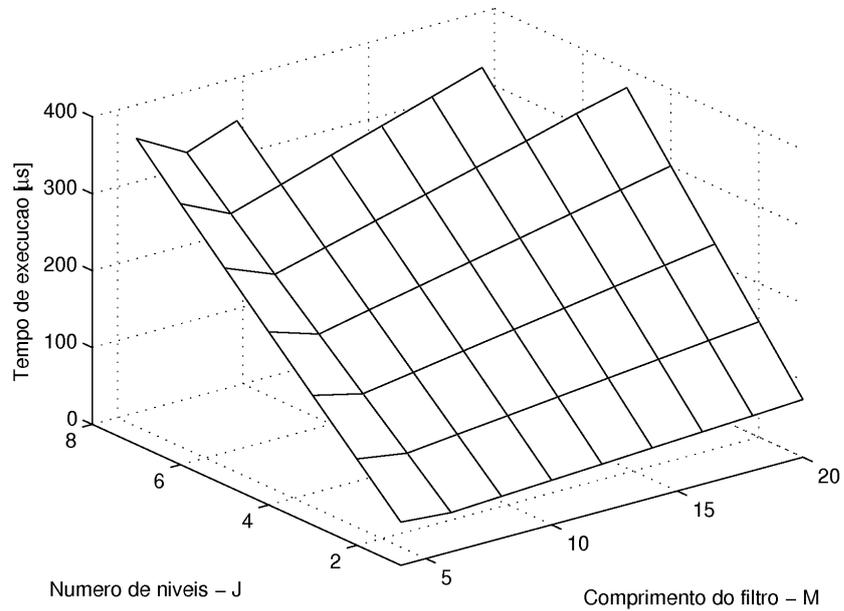


(b) Reconstrução.

Figura 5.2: Tempos de execução dos algoritmos da TWD. Para todos os casos,  $N = 1024$ .



(a) Decomposição.



(b) Reconstrução.

Figura 5.3: Tempos de execução dos algoritmos da TWD-IT. Para todos os casos,  $N = 1024$ .

$$A_{Dec}(J, M) = J \cdot M, \quad (5.1)$$

onde, novamente,  $J$  representa o número de níveis e  $M$  o tamanho do filtro.

O algoritmo de reconstrução utiliza duas matrizes, uma para armazenamento das aproximações e outra para os detalhes e tratamento de atrasos. A matriz de aproximações possui

$$A_{Rec}(J, M) = \frac{M}{2} + (J - 1) \left( \frac{M}{2} + 1 \right) \quad (5.2)$$

células. A matriz de detalhes possui

$$\begin{aligned} D_{Rec}(J, M) &= J \left( \frac{M-2}{2} \right) + \sum_{j=1}^J Ca(j) = \\ &= J \left( \frac{M-2}{2} \right) + (2^J - J - 1) M + (2^J - 2J - 1) \end{aligned} \quad (5.3)$$

células, onde  $Ca(j)$  representa o conjunto de células adicionais de nível  $j$ , tal como definido em (3.2).

Nota-se que as matrizes de aproximações possuem relação linear com o número de níveis e o tamanho de filtro. Entretanto, a matriz de detalhes possui crescimento exponencial em relação  $J$ , como mostrado na figura 5.4. Portanto, a carga de armazenamento total é em grande parte determinada por  $D_{Rec}(J, M)$ .

As estruturas de armazenamento foram otimizadas com base na capacidade de processamento através das bordas. Para tanto, adotou-se uma estratégia na qual o vetor de entrada, originalmente com 1024 posições, é subdividido em seções de tamanho  $N = 2^J$ , onde  $J$  é o número de níveis escolhido pelo operador. O procedimento permite eliminar a relação entre o tamanho das estruturas de armazenamento e o tamanho do bloco de dados original, uma característica notadamente vantajosa em relação ao algoritmo piramidal. A subdivisão oferece vantagens sobretudo nos casos em que a decomposição é realizada somente até níveis intermediários. A análise da figura 5.5 permite perceber que, mesmo para filtros com grande número de coeficientes, a decomposição de um vetor com 1024 posições até o 5<sup>o</sup> nível requer menos armazenamento do que o utilizado pelo algoritmo piramidal (mostrado como uma linha pontilhada). O armazenamento será menor sempre que a seguinte relação for satisfeita:

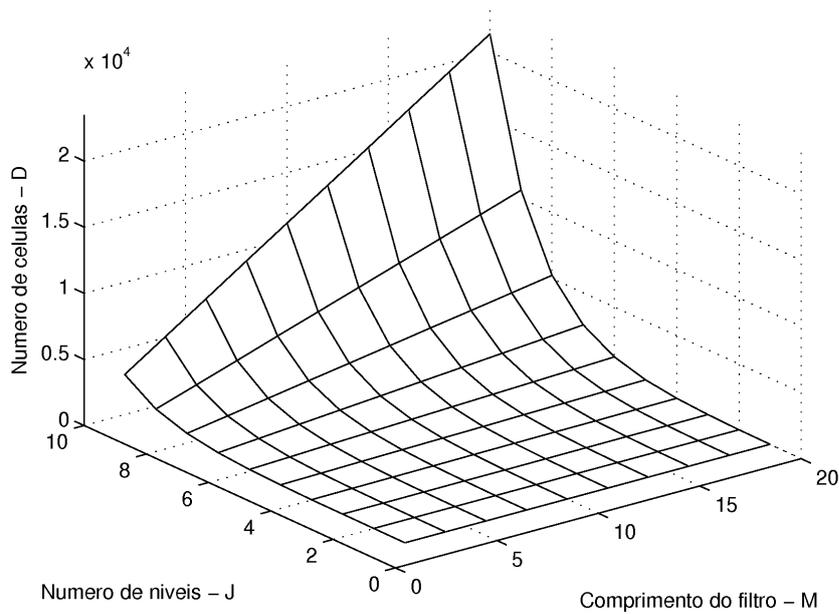


Figura 5.4: Carga de armazenamento da matriz de detalhes.

$$2^J(M-1) + 2J - (M-1) \leq N, \quad 1 \leq J \leq \log_2 N. \quad (5.4)$$

O mesmo procedimento resolve uma das limitações mais conhecidas do algoritmo piramidal, que diz respeito ao fato de que o número máximo de níveis de decomposição para um bloco de dados de tamanho  $N$  ser limitado a  $\log_2 N$ . Uma vez que o algoritmo mantém a continuidade de processamento através das bordas, torna-se possível realizar a decomposição de blocos de qualquer tamanho até qualquer número de níveis, desde que os dados de entrada sejam gerados em fluxo contínuo.

### 5.3.2 Algoritmos da TWD invariante à translação

O algoritmo da TWD invariante à translação utiliza uma única matriz denominada *TI-TABLE* (COIFMAN; DONOHO, 1995), tanto para a decomposição quanto a reconstrução. O tamanho da matriz independe do filtro de wavelets e é dado por

$$TI-TABLE(J, N) = J \cdot N. \quad (5.5)$$

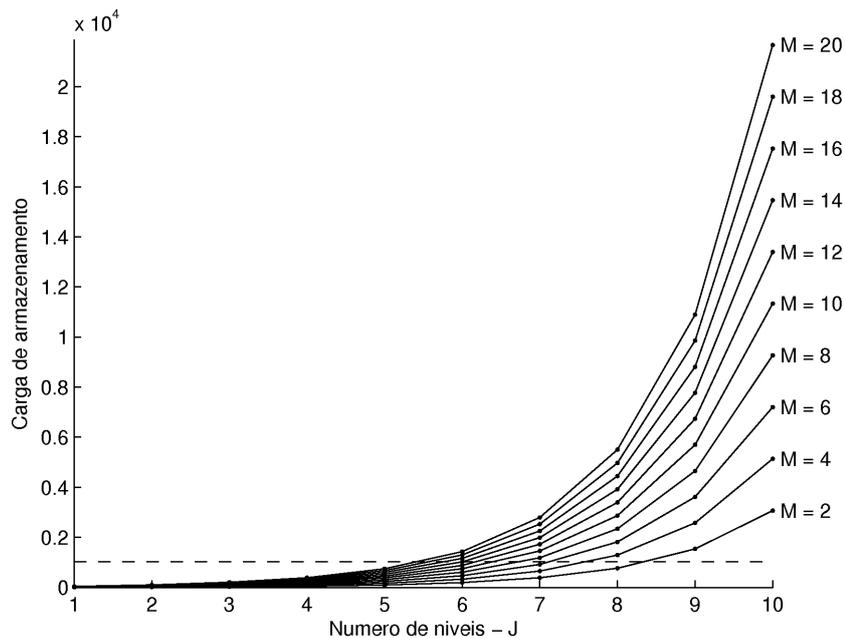


Figura 5.5: Carga de armazenamento total dos algoritmos de decomposição e reconstrução da TWD.

## 5.4 Estimação de parâmetros e atribuição de prioridades

Esta seção apresenta os procedimentos para determinação dos tempos de execução e atribuição de prioridades às tarefas do sistema. Os tempos de computação foram determinados por meio do relógio interno de alta resolução do DSP. O sistema foi ajustado para realizar a digitalização com baixa frequência de amostragem de forma a permitir a execução de cada tarefa individualmente. As sobrecargas geradas pelas funções de acesso ao relógio, troca de contexto, tratamento de interrupções, comunicação entre tarefas e sincronização foram consideradas desprezíveis com base em informações do fabricante (TEXAS INSTRUMENTS INC., 2004).

### 5.4.1 Modo filtro digital

Durante a execução em modo filtro digital o sistema compõe-se das seguintes tarefas.

- ISRdoAD: rotina de tratamento de interrupções do conversor A/D. Determinística e periódica. Período dependente da frequência de amostragem.
- ISRdoDA: rotina de tratamento de interrupções do conversor D/A. Determinística e periódica. Período dependente da frequência de amostragem.
- threadMonitoraOverflow (tMO): responsável por monitorar o buffer FIFO da FPGA. Determinística e periódica ( $T = 50$  ms).

Tabela 5.1: Prioridades das tarefas no modo filtro digital.

Tarefa	Período de ativação	Tempo de execução	Prioridade
ISRdoAD	$T_{ISRdoAD} = 256/f_s$	$C_{ISRdoAD} = 1,76\mu s$	PRI_MAX
ISRdoDA	$T_{ISRdoDA} = 256/f_s$	$C_{ISRdoDA} = 0,50\mu s$	PRI_MAX
tPD	$T_{tPD} = 1024/f_s$	—	3
tMO	$T_{tMO} = 50$ ms	$C_{tMO} = 2,32\mu s$	2
tMC	$T_{tMC} = 250$ ms	$C_{tMC} = 1,75\mu s$	1

Tabela 5.2: Tempos de execução de  $tPD$  no modo filtro digital.

Método	Descrição	Configuração	Tempo de execução
1	Waveshrink com hard threshold e limiar Universal por níveis.	Wavelet = db20, 10 níveis	$C_{tPD} = 365,02\mu s$
2	Método dos módulos máximos com limiar por soma de diferenças.	Wavelet = db16, 6 níveis	$C_{tPD} = 6.559,60\mu s$

- threadMonitoraComunicação (tMC): responsável pela comunicação com o computador de controle. Determinística e periódica ( $T = 250$  ms).
- threadProcessaDados (tPD): realiza a filtragem e reconstrução do sinal. Determinística e periódica. Período dependente da frequência de amostragem.

A tabela 5.1 apresenta os parâmetros e as prioridades atribuídas a cada tarefa. Nesta configuração a tPD é a única tarefa a ser escalonada pelo sistema operacional cujo período de ativação é variável. Entretanto, ela é executada em alta prioridade visando garantir o processamento dos dados e liberação dos recursos o mais rapidamente possível. As prioridades das outras tarefas foram determinadas de acordo com os respectivos períodos de ativação.

O tempo de execução da tarefa tPD depende do algoritmo de filtragem (descritos na seção 3.4), do tamanho do filtro e do número de níveis de decomposição. Devido ao grande número de combinações possíveis, serão reportados somente os resultados que demandam maior carga computacional, considerando os dois algoritmos de wavelets implementados. Os resultados são listados na tabela 5.2

## 5.4.2 Modo autônomo

Durante a execução em modo autônomo o sistema compõe-se das seguintes tarefas.

- ISRdoAD: rotina de tratamento de interrupções do conversor A/D. Determinística e peri-

Tabela 5.3: Prioridades das tarefas no modo autônomo.

Tarefa	Período de ativação	Tempo de execução	Prioridade
ISRdoAD	$T_{ISRdoAD} = 256/f_s$	$C_{ISRdoAD} = 1,76\mu s$	PRI_MAX
ISRdoSINC	$T_{ISRdoSINC} = 16,67 \text{ ms}$	$C_{ISRdoSINC} = 0,60\mu s$	PRI_MAX
tPD	$T_{tPD} = 1024/f_s$	—	4
tAR	$T_{tAR} = 14,2 \text{ ms}$	$C_{tAR} = 17,04\mu s$	3
tMO	$T_{tMO} = 50 \text{ ms}$	$C_{tMO} = 2,32\mu s$	2
tMC	$T_{tMC} = 250 \text{ ms}$	$C_{tMC} = 1,75\mu s$	1

ódica. Período dependente da frequência de amostragem.

- ISRdoSINC: rotina de tratamento de interrupções do circuito de sincronismo. Determinística e periódica ( $T = 16,67 \text{ ms}$ ).
- threadMonitoraOverflow (tMO): responsável por monitorar o buffer FIFO da FPGA. Determinística e periódica ( $T = 50 \text{ ms}$ ).
- threadMonitoraComunicação (tMC): responsável pela comunicação com o computador de controle. Determinística e periódica ( $T = 250 \text{ ms}$ ).
- threadProcessaDados (tPD): realiza a filtragem e extração dos parâmetros de DPs. Periódica, com período dependente da frequência de amostragem. Não determinística. Modelado segundo análise de pior caso.
- threadArmazenaResultados (tAR): armazena os resultados do processamento na memória externa. Determinística. Não periódica. Modelado segundo análise de pior caso.

A tabela 5.3 apresenta os tempos de execução e as prioridades atribuídas a cada tarefa.

Neste caso, a tarefa tPD possui comportamento não determinístico uma vez que o seu tempo de execução depende da frequência de ocorrência das DPs, devido ao algoritmo de extração de parâmetros. A tarefa tAR possui uma frequência de ativação variável, dependente da frequência das DPs e da frequência de amostragem ( $f_s$ ). A sua frequência de ativação máxima ocorre para uma relação  $f_{DPs}/f_s$  que resulta em pelo menos uma descarga parcial por bloco de dados.

Haja visto esta dependência, os parâmetros para estas tarefas foram determinados com base em uma aproximação de pior caso que considera uma ocorrência de 400 descargas por ciclo de senóide (24.000 descargas/s). As descargas foram geradas artificialmente por meio da inserção de pulsos de calibração com o sistema desenergizado. Uma amostra da tensão de alimentação foi utilizada para que circuito de sincronismo continuasse ativando a ISRdoSINC.

Tabela 5.4: Tempos de execução de *tPD* no modo autônomo.

Método	Descrição	Configuração	Tempo de execução
1	Waveshrink com hard threshold e limiar Universal por níveis.	Wavelet = db20, 10 níveis	$C_{tPD} = 369,42\mu s$
2	Método dos módulos máximos com limiar por soma de diferenças.	Wavelet = db16, 6 níveis	$C_{tPD} = 6563,37\mu s$

Novamente, a tarefa *tPD* foi escalonada com a maior prioridade. As outras prioridades foram atribuídas de acordo com os períodos de ativação. Os tempos de execução da *tPD* são listados na tabela 5.4, considerando as mesmas condições da tabela 5.2.

## 5.5 Escalonamento determinístico e máximas frequências de amostragem

Com o sistema trabalhando com frequência de amostragem máxima tem-se naturalmente um escalonamento razão-monotônica, uma vez que as tarefas de maior prioridade são realmente as que têm maior frequência de ativação. Neste caso, não há inversão de prioridades e o escalonamento pode ser determinado utilizando-se diretamente o teorema do tempo de término (equação (B.3)).

Em máxima frequência de amostragem, a tarefa de menor prioridade *tMC* deverá ser executada pelo menos uma vez dentro do seu período de ativação, juntamente com todas as outras tarefas. Assim, o período  $T_{tMC} = 250ms$  deverá ser suficiente para comportar a execução de *tMC* uma vez e cada tarefa  $t_i$  pelo menos  $\lceil T_{tMC}/T_i \rceil$  vezes, onde  $T_i$  é o período de ativação da tarefa  $i$ .

### 5.5.1 Modo filtro digital

No modo de filtro digital a frequência de amostragem máxima é obtida por

$$\begin{aligned}
& C_{ISRdoAD} \cdot \left\lceil \frac{T_{tMC}}{T_{ISRdoAD}} \right\rceil + C_{ISRdoDA} \cdot \left\lceil \frac{T_{tMC}}{T_{ISRdoDA}} \right\rceil + \\
& + C_{tPD} \cdot \left\lceil \frac{T_{tMC}}{T_{tPD}} \right\rceil + C_{tMO} \cdot \left\lceil \frac{T_{tMC}}{T_{tMO}} \right\rceil + C_{tMC} \leq T_{tMC}.
\end{aligned} \tag{5.6}$$

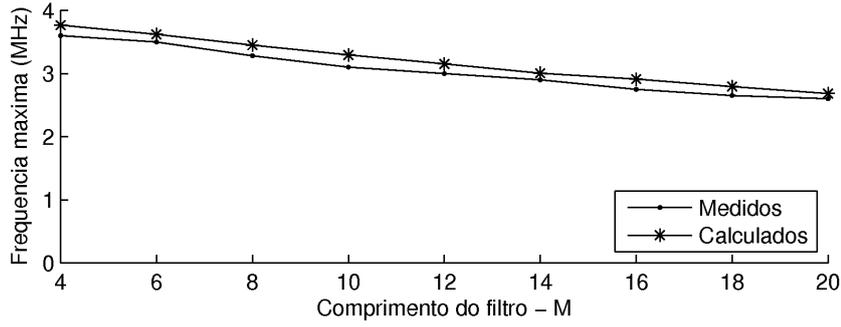


Figura 5.6: Frequências de amostragem máximas para o sistema como filtro digital e algoritmo de filtragem 1.

Substituindo os valores das tabelas 5.1 e 5.2, tem-se

$$f_{s1max} = 2.736.128 \text{ Hz}, \quad (5.7)$$

$$f_{s2max} = 155.648 \text{ Hz}, \quad (5.8)$$

onde  $f_{s1}$  e  $f_{s2}$  são as frequências de amostragem associadas aos métodos de filtragem 1 e 2 da tabela 5.2, respectivamente.

Na figura 5.6 apresenta-se valores calculados e medidos para as máximas frequências de amostragem para cada wavelet disponível, considerando as condições para o algoritmo de filtragem 1. As medições foram realizadas elevando-se a frequência de amostragem até que a carga computacional atingisse 95% de uso da CPU. Os erros entre os valores esperados e medidos estão em torno de 5% para estas condições.

## 5.5.2 Modo autônomo

No modo autônomo a frequência de amostragem máxima é obtida por

$$\begin{aligned}
 & C_{ISRdoAD} \cdot \left[ \frac{T_{iMC}}{T_{ISRdoAD}} \right] + C_{ISRdoSINC} \cdot \left[ \frac{T_{iMC}}{T_{ISRdoSINC}} \right] + \\
 & + C_{iPD} \cdot \left[ \frac{T_{iMC}}{T_{iPD}} \right] + C_{iAR} \cdot \left[ \frac{T_{iMC}}{T_{iAR}} \right] + C_{iMO} \cdot \left[ \frac{T_{iMC}}{T_{iMO}} \right] + \\
 & + C_{iMC} \leq T_{iMC}.
 \end{aligned} \quad (5.9)$$

Substituindo os valores das tabelas 5.3 e 5.4, tem-se

$$f_{s1max} = 2.715.648 \text{ Hz}, \quad (5.10)$$

$$f_{s2max} = 152.576 \text{ Hz}, \quad (5.11)$$

onde  $f_{s1}$  e  $f_{s2}$  são as frequências de amostragem associadas aos métodos de filtragem 1 e 2 da tabela 5.4, respectivamente.



## 6 *Conclusões e propostas de continuidade*

### 6.1 **Conclusões**

Este documento apresentou os resultados de uma nova abordagem para filtragem de sinais de descargas parciais, baseada em correlações espaciais de coeficientes da transformada de wavelets ao longo dos níveis de decomposição. Foi demonstrado que, especificamente para o processamento de DPs, a abordagem é superior às técnicas propostas até então na literatura, baseadas em limiares.

O conceito da seleção de coeficientes adaptativa espacialmente foi descrito, considerando as alternativas investigadas. Uma nova abordagem para sua realização foi proposta, fundamentada especificamente nas particularidades das decomposições dos sinais de DPs. A seleção foi realizada com base na teoria da propagação dos módulos máximos locais visando explorar as características de aglomeração de coeficientes ao longo dos níveis de decomposição.

Duas alternativas para classificação de linhas de máximos foram investigadas, uma baseada em uma regra determinística e outra em um classificador estatístico. Análises visual e numérica, realizadas com base em experimentos considerando sinais simulados e medidos em laboratório e em campo, permitiram comprovar que ambas as abordagens oferecem resultados superiores quando comparados aos dos outros métodos avaliados. As principais diferenças observadas entre as abordagens são as seguintes:

- A regra de seleção baseada na soma de diferenças é empírica, fundamentada na observação do formato das linhas de máximos relativas às DPs. Por isso, o ajuste de parâmetros é mais dependente da experiência do operador. Entretanto, experimentos realizados durante o desenvolvimento permitiram perceber que o método é robusto quanto a desvios em relação ao parâmetro ótimo, possibilitando uma larga faixa de uso.
- A regra baseada na SVM é fundamentada em teorias estatísticas. Entretanto, é mais de-

pendende da disponibilidade de dados de treinamento. Os procedimentos para ajuste de parâmetros possuem elevada carga computacional e também demandam uma certa experiência do operador. Porém, uma vez finalizado o treinamento, a classificação é realizada em frações de segundos. Esse método tende a ser mais seletivo devido à construção de superfícies de separação não-lineares, o que frequentemente traduz-se em melhor eliminação do ruído e redução das oscilações nas bordas do sinal, sobretudo para o processamento de ruído não estacionário.

Como conclusão geral, a seleção de coeficientes adaptativa espacialmente mostrou-se mais eficiente para o processamento de interferências pulsantes e localizadas no tempo, que são reconhecidamente mais difíceis de eliminar devido à sua similaridade com os sinais de DPs. Esta característica é claramente observada nas análises dos sinais 1, 2, 4, 6, 7 e 9, reportadas no capítulo 4. Para o processamento de ruído estacionário os resultados podem ser considerados similares ou superiores aos das outras técnicas avaliadas.

A adoção da transformada de wavelets invariante à translação proporcionou várias melhorias quando comparada à transformada de wavelets discreta. Primordialmente, a TWD-IT eliminou as perdas de pulsos de DPs causadas pela decimação inerente à TWD. A adaptação da técnica “cycle-spinning” resultou em maior robustez com relação a falhas esporádicas na eliminação de coeficientes relacionados ao ruído. O processo realizado pela transformada inversa, similar à média aritmética de todas as rotações do sinal, proporcionou a obtenção de reconstruções mais suaves, com formato mais próximo ao dos pulsos originais. Isto traduz-se em melhores coeficientes de correlação e menores distorções de amplitude, levando a uma melhor determinação dos parâmetros usados para a análise de DPs. A adoção da matriz de significâncias permitiu que tanto a decomposição quanto a reconstrução fossem realizadas com a menor carga computacional possível.

A implementação do sistema de tempo real possibilitou investigar as particularidades dos algoritmos para processamento em fluxo contínuo e obter avaliações da demanda de carga computacional e armazenamento.

O processamento em fluxo contínuo foi garantido por meio de estruturas de dados e de estratégias de controle que visam manter a continuidade da informação entre as bordas. A carga de armazenamento foi minimizada por meio da subdivisão do bloco de dados e do uso de uma abordagem que mantém em memória somente as informações estritamente necessárias. Apesar da característica de crescimento exponencial, em todas as configurações avaliadas a carga de armazenamento não se mostrou um problema. Todo o sistema foi desenvolvido de forma a ocupar somente a memória interna do processador, com capacidade de 1 MB. O banco

de memória externa de 16 MB foi utilizado somente para armazenar os resultados da extração de características das DPs, como descrito na seção 3.5.

As estratégias de paralelização na transferência de dados e nas operações de MAC, apresentadas no capítulo 5, permitiram obter ganhos da ordem de 400 % na velocidade de processamento, em relação à implementação inicial. A análise de desempenho mostrou que o sistema pode trabalhar com taxas de amostragem de até aproximadamente 3,7 MHz, dependendo do modo de operação, algoritmo de filtragem e parâmetros de wavelets selecionados. Isto define uma frequência de Nyquist máxima da ordem de 1,85 MHz, o que caracteriza sistemas de medição de faixa estreita e larga.

## 6.2 Propostas de continuidade

Uma vez que os métodos investigados neste trabalho estão em desenvolvimento, pode-se citar os seguintes encaminhamentos visando seu detalhamento, melhorias e a implementação de novas funcionalidades.

Haja visto a superioridade dos resultados obtidos com a filtragem adaptativa espacialmente, novas abordagens para caracterização de correlações espaciais podem ser investigadas. Apesar de não desenvolvidas especificamente para o processamento de DPs, as propostas relatadas em (CHANG; YU; VETTERLI, 2000; VIDAKOVIC; LOZOYA, 1998; KIE; ZHANG; XU, 2004; XU et al., 1994; DRAGOTTI; VETTERLI, 2003) devem ser comparadas com a desenvolvida no trabalho, como forma de avaliar melhorias de desempenho. Novas técnicas de classificação de linhas de máximos devem ser investigadas. Particularmente, é importante avaliar a possibilidade de uso de abordagens determinísticas para reduzir as dependências em relação a dados de treinamento.

O desempenho computacional pode ser melhorado utilizando-se estratégias de paralelização baseadas em sistemas multiprocessados. Duas abordagens são candidatas a investigação. A primeira busca explorar o hardware utilizado, considerando a migração de parte dos algoritmos para a FPGA. Haja visto a natureza determinística dos algoritmos da TWD e as várias formas de paralelização reportadas na literatura (RIOUL; DUHAMEL, 1992; VISHWANATH; OWENS; IRWIN, 1995; CHAKRABARTI; VISHWANATH, 1995; MEYER-BAESE, 2007), pode-se adotar uma implementação híbrida onde os algoritmos de decomposição e reconstrução são realizados em hardware (algoritmos estáticos) mantendo-se no DSP somente a extração de parâmetros e a interface com o usuário (algoritmos dinâmicos).

Uma tendência recente na área de processamento de sinais em tempo real envolve o em-

prego de unidades de processamento gráfico (GPUs) para paralelização de algoritmos genéricos (NVIDIA CORPORATION, 2009). GPUs são unidades de processamento massivamente paralelas, originalmente desenvolvidas para aceleração de algoritmos de vídeo. Mais recentemente, a abertura para novas aplicações e o disponibilização de bibliotecas e modelos de desenvolvimento têm permitido o seu uso para paralelização de aplicações as mais diversas (KIRK; HWU, 2010; SANDERS; KANDROT, 2011). O fato de serem dispositivos encontrados em arquiteturas de hardware padrão (ex.: computadores pessoais) tende a reduzir custos e riscos de desenvolvimento. A associação a um processador de propósito genérico permite desenvolver técnicas de processamento não lineares de forma mais bem estruturada.

Por fim, pretende-se explorar a capacidade de processamento em tempo real como forma de desenvolver novos métodos de diagnóstico. As investigações relativas à análise estatística condicional podem oferecer diagnósticos mais confiáveis, como reportado em (BRUNT, 1991, 1994; BRUNT; CERNYAR; GLAHN, 1993; BRUNT; STRICKLETT, 1992; GLAHN; BRUNT, 1994, 1995). Entretanto, sua aplicação depende da realização de estudos mais extensos, envolvendo a caracterização da evolução da DPs em materiais dielétricos, comportamento durante a medição em equipamentos reais e problemas para aplicação em campo.

## ***APÊNDICE A – A transformada de wavelets e abordagens para eliminação de ruídos***

A transformada de wavelets (TW) é uma técnica de processamento relativamente recente mas que vem se destacando nos últimos anos devido à sua capacidade de otimizar o processamento de sinais localizados e não estacionários. As idéias fundamentais da teoria datam do início do século XX e podem ser relacionadas à transformada de Haar. Entretanto, a TW tornou-se realmente popular a partir da década de 1980, quando pesquisadores das áreas de geofísica, física teórica e matemática perceberam um relacionamento entre teorias dispersas em várias áreas do conhecimento e desenvolveram os fundamentos matemáticos que levaram à sua consolidação (HUBBARD, 1998). Nos anos seguintes, o relacionamento com a teoria de bancos de filtros, a partir da análise multiresolução, permitiu sua implementação na forma de um algoritmo computacional extremamente eficiente (transformada rápida de wavelets) e o desenvolvimento de uma metodologia sistemática para a construção de bases ortonormais, possibilitando a decomposição sem redundância (VETTERLI; HERLEY, 1992; QIAN, 2002; THE MATHWORKS, INC., 2008).

O fato de empregar funções de análise de suporte compacto dá à transformada de wavelets a capacidade de otimizar o processamento de sinais transitórios e não-estacionários tais como surtos e discontinuidades. Essa capacidade é extremamente útil em aplicações de processamento de sinais uma vez que, em várias situações, as informações relevantes estão contidas exatamente nos eventos momentâneos. A transformada tem sido utilizada nas mais diversas áreas, dentre as quais o processamento de sinais de biomédicos (ADDISON, 2002), compressão de dados (STRANG; NGUYEN, 1996), diagnóstico de equipamentos elétricos (ANGRISANI; DAPONTE, 1998) e processamento de imagens (VETTERLI; KOVACEVIC, 1995).

Este capítulo traz uma breve revisão sobre a teoria da transformada de wavelets e sua conexão com os bancos de filtros. Posteriormente, faz-se uma revisão das estratégias de uso

da TW para eliminação de ruídos, bem com uma apresentação das abordagens propostas especificamente para filtragem de descargas parciais. Por fim, faz-se uma discussão sobre as limitações das técnicas tradicionais e uma introdução à abordagem proposta neste trabalho.

## A.1 A transformada de wavelets

### A.1.1 A transformada de wavelets contínua

A transformada de wavelets (TW) é uma transformação matemática que permite analisar um sinal  $x(t)$  por meio do produto interno entre este e uma família de funções denominadas wavelets, representadas por  $\psi(t)$ . A transformada é definida por

$$TW(s, \tau) = \langle x(t), \psi_{s,\tau}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi^* \left( \frac{t - \tau}{s} \right) dt, \quad s > 0, \quad (\text{A.1})$$

onde  $\langle \rangle$  representa o produto interno e  $*$  denota o conjugado complexo. A função  $\psi(t)$  é denominada wavelet mãe por originar as outras funções da família a partir de operações de compressão/expansão e deslocamento. O parâmetro  $s$ , denominado escala, determina a taxa de compressão ou expansão, enquanto  $\tau$  determina o deslocamento ou translação. O termo  $1/\sqrt{s}$  é um fator de escala que garante a conservação da energia à medida em que se expande ou comprime a wavelet mãe.

Para que seja classificada como uma wavelet uma função deve satisfazer certos critérios, como possuir energia finita, um espectro de frequências do tipo passa-faixa e obedecer à *condição de admissibilidade* (QIAN, 2002; ADDISON, 2002). Uma vez que os critérios sejam atendidos, é possível reconstruir o sinal a partir da transformada inversa,

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{s^2} \cdot TW(s, \tau) \cdot \psi \left( \frac{t - \tau}{s} \right) ds d\tau, \quad (\text{A.2})$$

onde  $C_\psi$  é denominada *constante de admissibilidade*.

As operações de compressão e expansão têm o efeito de realizar uma varredura do espectro de frequências do sinal sob análise, de maneira similar à realizada pela transformada de Fourier. Do ponto de vista temporal, a compressão permite analisar pequenos intervalos do sinal, ou os seus detalhes. À medida que a wavelet é expandida, maiores porções são envolvidas, levando a uma visão geral ou aproximação. A capacidade de analisar tanto os detalhes quanto as aproxi-

mações possibilita a decomposição e processamento em diferentes níveis de resolução. Quando a wavelet mãe está comprimida, a transformada oferece alta resolução no tempo e baixa resolução na frequência, ao passo que quando expandida, oferece baixa resolução no tempo e alta resolução na frequência.

### A.1.2 Bases ortogonais e a transformada de wavelets discreta

A transformada de wavelets contínua é uma transformação redundante porque a variação dos parâmetros é feita de forma contínua. Intuitivamente é possível perceber que, quando a wavelet está comprimida, é preciso deslocá-la a intervalos menores para que o sinal seja totalmente processado, ao passo que, quando expandida, o intervalo de deslocamento pode ser aumentado. Portanto, os parâmetros de compressão e deslocamento possuem uma relação de dependência. Quando certos critérios são atendidos, é possível variá-los de forma discreta e, ainda assim, obter-se uma representação que possibilite a reconstrução perfeita do sinal.

A discretização criteriosa de  $s$  e  $\tau$ , aliada à escolha adequada de uma wavelet mãe, permitem a construção de bases ortogonais para o domínio de sinais reais com energia finita  $L^2(\mathbb{R})$  (conhecido como espaço de Hilbert), ou seja, conjuntos de funções que possibilitam realizar decomposições que atendem a dois requisitos:

1. completeza: todo sinal  $x(t)$  pertencente a  $L^2(\mathbb{R})$  pode ser decomposto em termos do conjunto de funções-base.
2. Representação única: cada sinal  $x(t)$  possui uma única representação no domínio da transformada.

Uma forma natural de efetuar a discretização consiste em realizar uma variação logarítmica da compressão/expansão  $s$  e relacioná-la ao deslocamento  $\tau$ . Nesse caso, a família de wavelets terá a forma

$$\Psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0^m}} \cdot \psi\left(\frac{t - k\tau_0}{s_0^m}\right) = s_0^{-m/2} \cdot \psi(s_0^{-m}t - n\tau_0), \quad m, n, k \in \mathbb{Z}, s_0 > 1, \quad (\text{A.3})$$

onde  $\mathbb{Z}$  representa o conjunto de números inteiros. Comparando-se (A.3) com (A.1), observa-se que o parâmetro de deslocamento torna-se dependente da escala, conforme desejado. Inserindo-se (A.3) em (A.1), obtém-se a transformada de wavelets discreta (TWD),

$$d_{m,n} = \frac{1}{\sqrt{s_0^m}} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi^*(s_0^{-m}t - n\tau_0) dt, \quad (\text{A.4})$$

onde  $d_{m,n}$  são denominados coeficientes da decomposição ou de wavelets.

Talvez a forma de discretização mais eficiente para aplicações práticas seja a denominada *grade diádica*, obtida quando  $s_0 = 2$  e  $\tau_0 = 1$ . Nesse caso torna-se possível construir wavelets-mães de modo que a família formada por suas compressões/expansões e deslocamentos formem uma base ortonormal, ou seja,

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi_{m,n}(t) \cdot \psi_{m',n'}^*(t) dt = \begin{cases} 1 & \text{se } m = m' \text{ e } n = n', \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (\text{A.5})$$

Aplicando-se a discretização diádica a (A.4) a decomposição torna-se

$$d_{m,n} = 2^{-m/2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi^*(2^{-m}t - n) dt. \quad (\text{A.6})$$

Nos casos em que a família de wavelets forma uma base ortonormal, o sinal pode ser reconstruído por

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} d_{m,n} \psi_{m,n}(t). \quad (\text{A.7})$$

Nos casos em que a base é biortogonal (MALLAT, 2009) a reconstrução é dada por

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} d_{m,n} \hat{\psi}_{m,n}(t), \quad (\text{A.8})$$

onde  $\hat{\psi}(t)$  denota a base dual de  $\psi(t)$ .

### A.1.3 Algoritmo piramidal: a transformada rápida de wavelets

A transformada rápida de wavelets foi desenvolvida no contexto das teorias de análise multiresolução e bancos de filtros (MOTA, 2003; QIAN, 2002; MALLAT, 2009) e implementada de forma eficiente como um procedimento computacional denominado algoritmo piramidal<sup>1</sup>

<sup>1</sup>O algoritmo piramidal é referenciado na literatura por vários nomes, como transformada de wavelets rápida, discreta, transformada rápida ortogonal, algoritmo multiresolução e algoritmo em árvore.

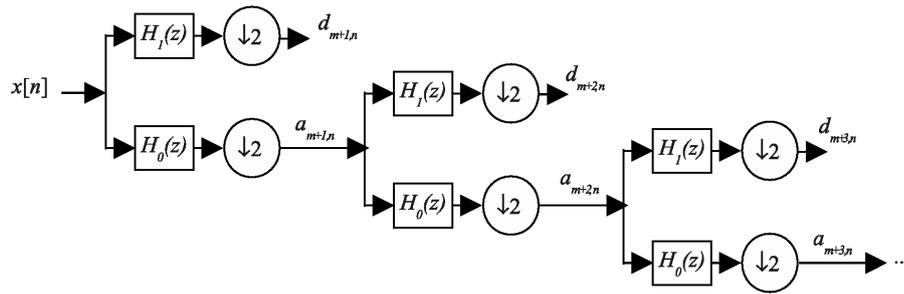


Figura A.1: Banco de filtros para uma decomposição em 3 níveis.

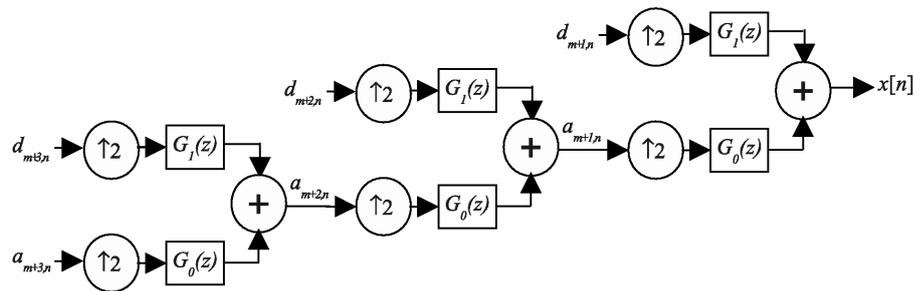


Figura A.2: Banco de filtros para reconstrução.

(MALLAT, 1989). O algoritmo permite calcular os coeficientes da TWD por meio da decomposição recursiva do sinal em um conjunto de aproximações e detalhes com resoluções progressivamente reduzidas. A decomposição é realizada por meio de um banco de filtros cuja estrutura é mostrada na figura A.1.

Os termos  $a_{m+k,n}$  e  $d_{m+k,n}$  denotam, respectivamente, o  $n$ -ésimo coeficiente de aproximação e de detalhe do nível  $m+k$ , obtidos a partir da convolução com os filtros  $H_0$  e  $H_1$ . Os círculos contendo setas para baixo ladeadas por 2 representam a operação de decimação por dois, que descarta um de cada dois coeficientes calculados, mantendo constante a frequência de Nyquist. A decomposição em cada nível é dada pelas somas de convolução

$$a_{m+1,n} = 2^{-1/2} \sum_k h_0[k-2n] \cdot a_{m,k}, \quad (\text{A.9})$$

$$d_{m+1,n} = 2^{-1/2} \sum_k h_1[k-2n] \cdot a_{m,k}, \quad (\text{A.10})$$

onde  $h_1[n]$  e  $h_0[n]$  representam os coeficientes dos filtros  $H_1$  e  $H_0$ , respectivamente.

A reconstrução do sinal é realizada por meio de um banco de filtros que espelha o banco de decomposição, como mostrado na figura A.2.

Os círculos contendo setas para cima ladeadas por 2 representam a operação de sobreamostragem por dois, que insere um zero entre cada par de coeficientes. O processo é iniciado a partir do último nível, que representa a aproximação mais grosseira, e adiciona progressivamente mais e mais detalhes, até que a aproximação original seja recuperada. A reconstrução é dada por

$$a_{m-1,n} = 2^{-1/2} \left( \sum_k g_0[n-2k]a_{m,k} + \sum_k g_1[n-2k]d_{m,k} \right), \quad (\text{A.11})$$

onde  $g_1[n]$  e  $g_0[n]$  representam os coeficientes dos filtros de reconstrução  $G_1$  e  $G_0$ , respectivamente. Juntamente com  $H_0$  e  $H_1$  estes formam um banco de filtros de 2 canais de reconstrução perfeita. Nos casos de decomposições ortogonais ou biortogonais,  $H_1$ ,  $G_0$  e  $G_1$  podem ser definidos a partir de  $H_0$  e de características desejadas para o banco de filtros, como ortogonalidade, biortogonalidade, fase linear e fase mínima. A teoria de construção de bancos de filtros não será abordada neste documento, uma vez que pode ser encontrada em uma série de referências bibliográficas.

## A.2 Outras transformadas baseadas em wavelets

Além das transformadas contínua e discreta, existem outras transformações de wavelets com graus intermediários de redundância, dentre as quais as mais conhecidas são os pacotes de wavelets e a transformada invariante à translação.

### A.2.1 Pacotes de wavelets

Os pacotes de wavelets (PW) são uma generalização da TWD, realizada por meio de uma decomposição similar à do algoritmo piramidal (ADDISON, 2002; MALLAT, 2009). A diferença está do fato de que, nos pacotes de wavelets, tanto as aproximações quanto os detalhes de cada nível são decompostos. O resultado é uma subdivisão mais detalhada do plano tempo-frequência ao custo de maior carga computacional. A transformada é realizada pelo banco de filtros mostrado na figura A.3, onde os símbolos possuem o mesmo significado da figura A.1. Quando aplicados à decomposição de um sinal com  $N$  amostras, os pacotes de wavelets geram uma matriz com  $N \times J$  pontos, sendo  $J$  o número de níveis de decomposição.

A divisão mais flexível do plano tempo-frequência permite o desenvolvimento de técnicas de compressão e eliminação de ruídos frequentemente mais poderosas do que as obtidas com a TWD tradicional. O procedimento consiste genericamente em selecionar uma dentre as várias

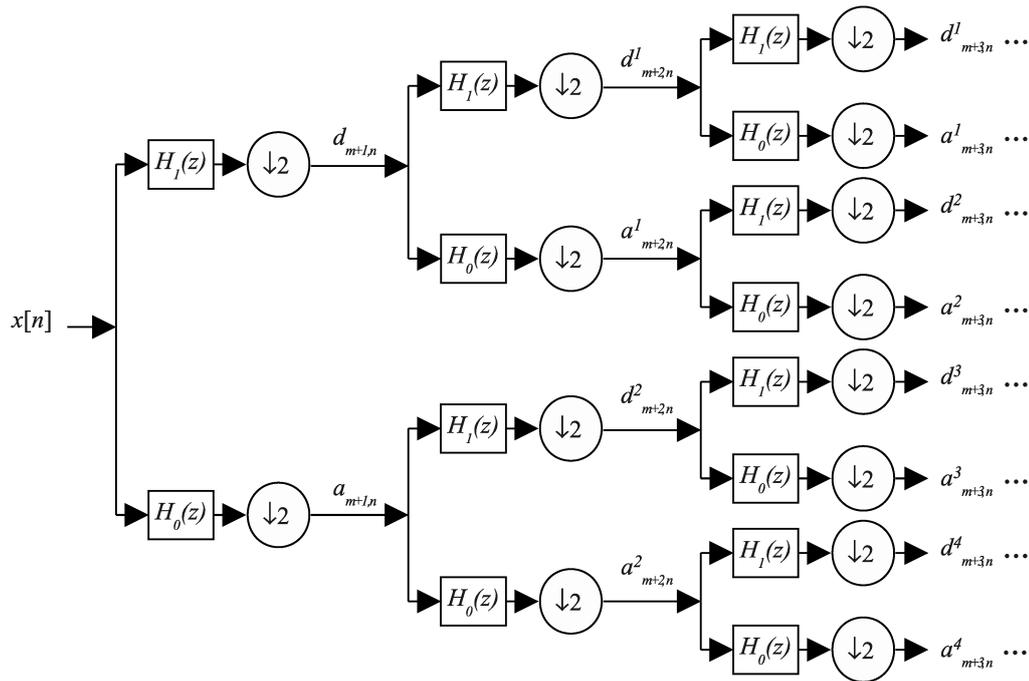


Figura A.3: Banco de decomposição de pacotes de wavelets.

árvores de decomposição com base em algum critério de seleção, buscando identificar a que melhor se ajusta ao sinal sob análise (melhor base). Os critérios de seleção dependem do objetivo do processamento, sendo que duas abordagens utilizadas para eliminação de ruídos são discutidas na seção A.3.3.

## A.2.2 Transformada de wavelets invariante à translação

A transformada de wavelets invariante à translação (TWD-IT)<sup>2</sup> é uma transformação não-ortogonal que permite obter reconstruções mais suaves, reduzindo as oscilações normalmente observadas em algoritmos de filtragem baseados em wavelets (COIFMAN; DONOHO, 1995). A TWD-IT elimina a decimação originalmente realizada pelo algoritmo piramidal por meio da inserção de rotações em cada nível de decomposição, como mostrado esquematicamente na figura A.4. As setas circulares representam as rotações que, quando aplicadas a um vetor de aproximações  $a_{j,k}$ , geram  $a_{j,(k+1) \bmod (n/2^j)}$ . A decomposição de um sinal com  $N$  amostras em  $J$  níveis é feita de forma eficiente em  $O(N \log_2(N))$  operações e também gera uma matriz com  $N \times J$  pontos. Se  $N$  for uma potência de 2 e a decomposição for realizada até o nível  $\log_2(N)$ , a matriz conterá as TWDs de todas as rotações possíveis do sinal  $x[n]$ .

A reconstrução é realizada por meio do cálculo sistemático da média aritmética de cada par

<sup>2</sup>A transformada de wavelets invariante à translação também é conhecida como transformada estacionária ou não-decimada, embora calculadas de formas distintas.

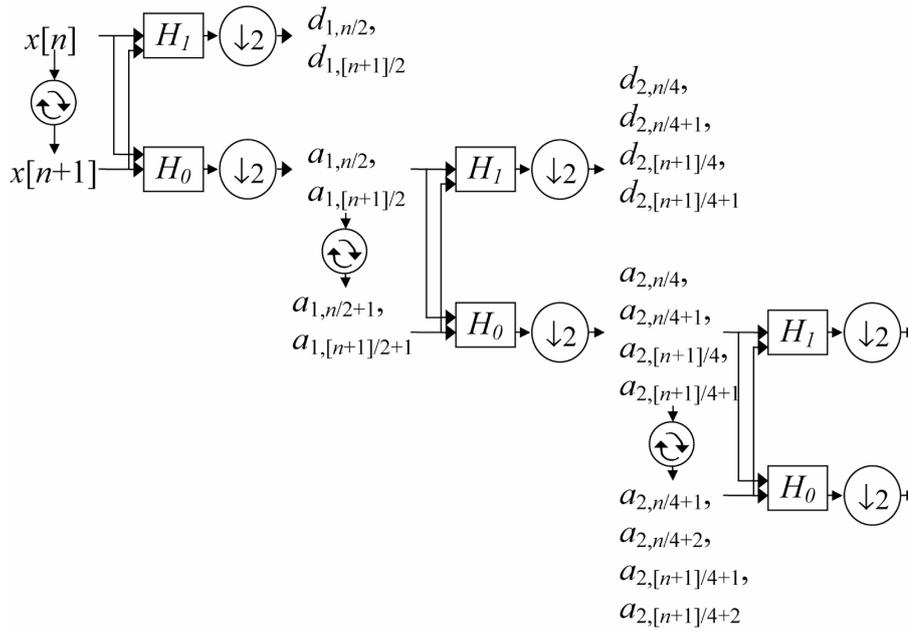


Figura A.4: Banco de decomposição da TWD-IT.

de aproximações obtidas em cada nível. O resultado final é igual à média aritmética de todas as reconstruções rotacionadas, entretanto também realizada de forma eficiente em  $O(N \log_2(N))$  operações. O cálculo indireto da média aritmética é o que dá à TWD-IT a capacidade de gerar reconstruções mais suaves.

A TWD-IT foi particularmente importante para o desenvolvimento do método proposto neste trabalho por otimizar o procedimento de rastreamento e seleção dos coeficientes, como descrito no capítulo 2.

## A.3 Técnicas de redução de ruídos utilizando wavelets

### A.3.1 Waveshrink

Os procedimentos para eliminação de ruídos baseados em wavelets consistem genericamente da decomposição do sinal por meio de uma das variantes da TW, seguida da eliminação de coeficientes relacionados ao ruído e da reconstrução usando a transformada inversa. As estratégias diferem entre si principalmente pelas regras de seleção dos coeficientes e pelo tipo de transformada utilizada. Dentre as variações existentes, o *Waveshrink* é um método frequentemente considerado como padrão para comparações (VIDAKOVIC, 1998; ABRAMOVICH, 2000; BRUCE; GAO, 1996, 1995; GAO; BRUCE, 1995). O método é composto por quatro etapas:

1. Decomposição do sinal utilizando a transformada de wavelets discreta (TWD).
2. Determinação de um limiar único ou limiares individuais por escala, com base em uma regra estatística (ex.: Universal, Minimax, SURE).
3. Limitação dos coeficientes utilizando uma regra linear ou não-linear (ex.: “hard”, “soft”, “semi-soft thresholding”).
4. Reconstrução do sinal utilizando os coeficientes remanescentes.

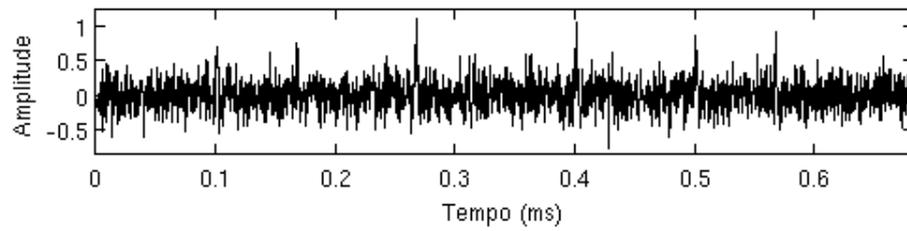
Na figura A.5 apresenta-se o resultado da aplicação do método para a filtragem de um sinal de descargas parciais corrompido por ruído branco com distribuição gaussiana. A parte a) apresenta o sinal original. Na parte b) são apresentados os coeficientes da decomposição pela TWD em seis níveis, identificados como  $cD1$  a  $cD6$ , juntamente com os limiares, representados por linhas pontilhadas. Neste exemplo os limiares foram determinados pelo método Universal, adaptado para considerar o número de amostras em cada nível de decomposição (MA; ZHOU; KEMP, 2002a), e a limitação foi feita com “hard-thresholding”. A parte c) apresenta o sinal reconstruído após a limitação dos coeficientes.

### A.3.2 Eliminação de ruídos invariante à translação

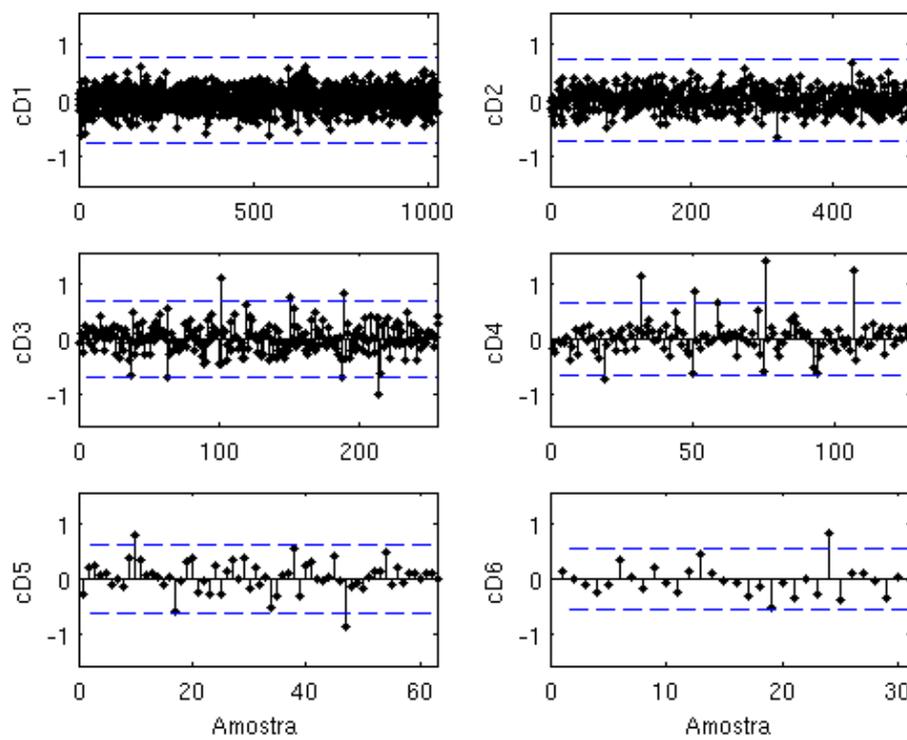
O Waveshrink é um método fundamentado em análises estatísticas que comprovam sua capacidade de oferecer o menor erro quadrático médio (risco) dentre todos os métodos de regressão não-paramétrica conhecidos, quando processando ruído branco. Entretanto, os resultados de sua aplicação a outros tipos de ruído tendem a ser ruins, sobretudo se estes forem localizados no tempo e com grandes variações de amplitude.

Além da limitação ao processamento de ruído estacionário, o método tende a introduzir distorções no sinal reconstruído, sobretudo como oscilações nas vizinhanças de descontinuidades (fenômeno "pseudo-Gibbs"), como pode ser observado na figura A.5 c). As distorções se devem à decimação inerente à TWD, uma vez que esta pode descartar coeficientes relevantes dependendo dos alinhamentos entre a wavelet e as descontinuidades do sinal. Para contornar o problema, Coifman e Donoho adaptaram o método utilizando a transformada de wavelets invariante à translação (TWD-IT) (COIFMAN; DONOHO, 1995).

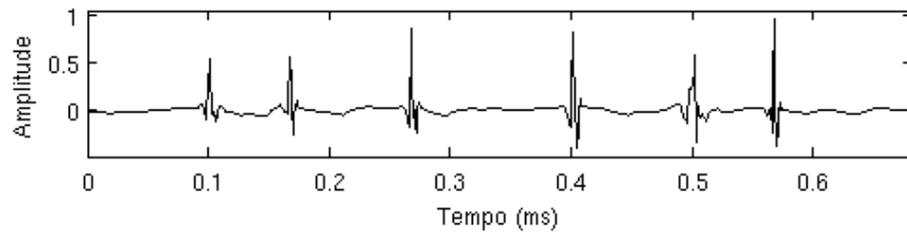
A eliminação de ruídos invariante à translação consiste em aplicar as mesmas regras de limitação do Waveshrink à decomposição por TWD-IT, reconstruindo o sinal por meio da TWD-IT inversa. O efeito é similar à aplicação do Waveshrink a todas as versões rotacionadas do sinal, seguida do cálculo da média aritmética de todos os sinais recuperados. Assim, obtém-se uma



(a) Sinal original



(b) Coeficientes de wavelets e limiares



(c) Sinal filtrado

Figura A.5: Filtragem de sinal de DPs utilizando Waveshrink.

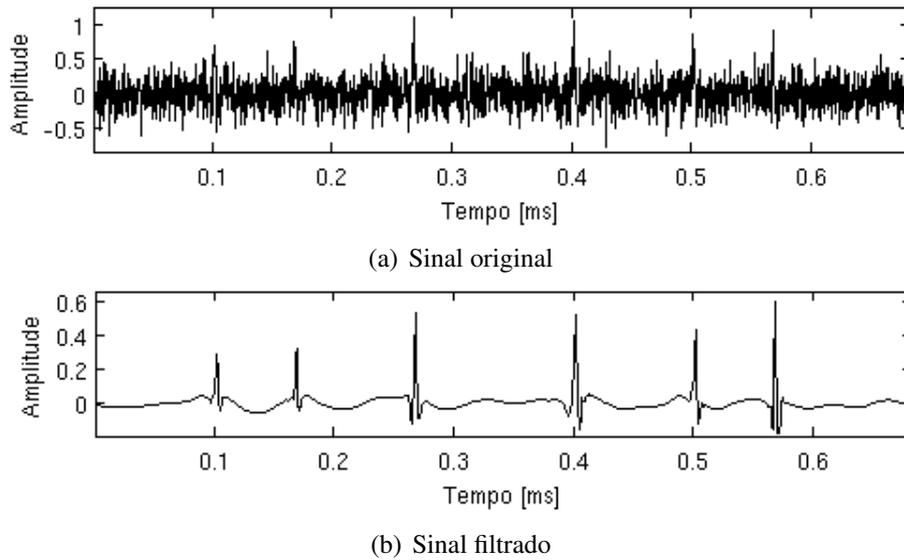


Figura A.6: Filtragem de sinal de DPs utilizando TWD-IT.

reconstrução mais suave e que tende a ser mais robusta em relação a falhas esporádicas na seleção dos coeficientes, conforme pode ser visto na figura A.6. Entretanto, para o processamento de ruídos não estacionários, ambos os métodos oferecem resultados ruins devido ao uso de regras de seleção de limiares e de limitação de coeficientes ajustadas ao processamento de ruído Gaussiano.

### A.3.3 Eliminação de ruídos usando pacotes de wavelets

Os procedimentos para seleção da melhor base de pacotes de wavelets utilizam uma função de custo cujo objetivo é manter a maior parte da energia do sinal na menor quantidade de coeficientes possível. A medida de informação mais comumente utilizada é a entropia de Shannon, definida para uma distribuição discreta como

$$S(p) = - \sum_{i=-\infty}^{\infty} p_i \log(p_i), \quad (\text{A.12})$$

onde  $p_i$  é a energia normalizada dos coeficientes da TW (THE MATHWORKS, INC., 2008; ADDISON, 2002). Baixos valores de entropia indicam que grande parte da energia está concentrada em poucos coeficientes. A entropia é máxima quando a energia está igualmente distribuída.

O processo de filtragem consiste em selecionar o conjunto de nós da árvore de decomposição que contém os menores valores de  $S(p)$ . Com isso, os nós com maior concentração

de energia são selecionados, o que possivelmente indica os coeficientes mais relevantes para a reconstrução.

Uma abordagem alternativa, ajustada especificamente para o processamento de DPs, foi proposta por Chang et al. em (CHANG et al., 2005). O procedimento de filtragem consiste de duas etapas: inicialmente a melhor árvore de decomposição é selecionada com o auxílio de um conjunto de sinais de treinamento e com base na comparação do desvio padrão dos coeficientes em cada nó. Uma vez determinada a melhor árvore, aplica-se o Waveshrink aos coeficientes de cada nó, seguido da reconstrução. O uso de limiares tende a beneficiar o processamento de ruído branco estacionário, entretanto de forma mais eficiente do que a abordagem original do Waveshrink.

## ***APÊNDICE B – Atribuição de prioridades e análise de escalonamento determinístico***

A teoria de escalonamento em tempo real fornece as ferramentas para a análise de escalabilidade de um grupo de tarefas em um ambiente de multitarefa preemptível. Assume-se que o algoritmo de escalonamento utiliza preempção baseada em prioridades (LIU; LAYLAND, 1973; CHENG, 2002).

As tarefas de um sistema concorrente são caracterizadas pelos parâmetros  $(T, C, D)$ , onde  $T$  representa o período de ativação,  $C$  o tempo de computação consumido dentro do período e  $D$  o prazo para concluir a execução, relativo ao momento de ativação. Com base nesses parâmetros, define-se que uma tarefa  $i$  possui uma carga de utilização percentual do processador dada por

$$U_i = \frac{C_i}{T_i}. \quad (\text{B.1})$$

Um grupo de tarefas é considerado escalonável se todas as atividades forem concluídas dentro dos respectivos prazos. No caso em que as tarefas são independentes, periódicas e com prioridades fixas, Liu e Layland demonstraram que o método da razão-monotônica é ótimo no sentido de que, se existe um escalonamento que satisfaz todos os prazos limite, então aquele também os satisfará (SHAW, 2003). No método da razão-monotônica as tarefas possuem prioridades fixas, determinadas pelos respectivos períodos de ativação: as tarefas ativadas mais frequentemente devem receber as maiores prioridades. Desta forma, é possível provar que todos os prazos serão satisfeitos se

$$U(n) = \sum_{i=1}^n U_i \leq n \cdot (\sqrt[n]{2} - 1), \quad (\text{B.2})$$

onde  $U(n)$  é denominado limite de utilização e  $n$  é o número total de tarefas a escalonar.

A desigualdade apresentada em (B.2) é uma condição suficiente mas não necessária para que o grupo de tarefas seja escalonável. De fato, foi demonstrado que a condição pode levar a

uma sub-utilização dos recursos computacionais, uma vez que um conjunto de tarefas que excede aquele limite ainda pode ser escalonável (LEHOCZKY; SHA; DING, 1989). Um teste mais exato pode ser obtido ao se aplicar o teorema do tempo de término, que define uma condição necessária e suficiente para que o escalonamento seja factível (CHENG, 2002).

**Teorema do tempo de término 1** *Para um conjunto de tarefas periódicas, independentes e com prioridades fixas, se cada tarefa satisfaz o seu prazo na primeira vez em que é escalonada quando todas são ativadas simultaneamente, os prazos serão satisfeitos para quaisquer combinações de tempos de ativação.*

O teorema do tempo de término pode ser expresso da seguinte forma: dado um conjunto de tarefas  $t_1, t_2, \dots, t_n$  ordenadas da maior para menor prioridade, a tarefa  $t_i$  será escalonada com sucesso pelo algoritmo da razão-monotônica se<sup>1</sup>

$$w(i) = \sum_{k=1}^i C_k \cdot \left\lceil \frac{\tau}{T_k} \right\rceil \leq \tau, \quad (\text{B.3})$$

onde  $w(i)$  corresponde à carga de trabalho executada pelo processador no período da tarefa  $i$  e

$$\tau = k \cdot T_j; \quad 0 < \tau \leq T_i, \quad j = 1, \dots, i; \quad k = 1, \dots, \left\lfloor \frac{T_i}{T_j} \right\rfloor \quad (\text{B.4})$$

são os múltiplos pontos de escalonamento dentro do período  $T_i$ . Nos casos em que  $D_i \neq T_i$ , este deve ser substituído pelo menor dos dois valores.

A teoria da razão monotônica deve ser estendida para lidar com tarefas aperiódicas e assíncronas. Nestes casos, a ausência de um período de ativação definido insere um grau de complexidade intratável para escalonamento determinístico. Entretanto, em aplicações reais usualmente tem-se um limite superior conhecido, determinado por características do próprio problema ou por uma decisão de implementação. A complexidade pode ser controlada por uma aproximação de pior caso, onde a tarefa é tratada como periódica e o período  $T_a$  é definido como o tempo mínimo esperado entre duas ativações consecutivas (KLEIN; LEHOCZKY; RAJKUMAR, 1994; SHA; RAJKUMAR; SATHAYE, 1994). Um caso particular envolve as rotinas de tratamento de interrupções de hardware, que normalmente são executadas em alta prioridade. Nestes casos há uma inversão de prioridade e os seus tempos de execução devem ser

<sup>1</sup>O símbolo  $\lceil x \rceil$  representa o operador *arredondamento para cima*, que retorna o menor número inteiro maior do que  $x$ . O símbolo  $\lfloor x \rfloor$  representa o *arredondamento para baixo*, que retorna o maior número inteiro menor do que  $x$ .

adicionados aos das tarefas razão-monotônica de forma apropriada.

A teoria também deve ser estendida para lidar com inversão de prioridades e bloqueio ilimitado (“deadlock”) devido ao compartilhamento de recursos. Em sistemas operacionais de tempo real o problema normalmente é resolvido com base no protocolo de elevação de prioridades (SHA; GOODENOUGH, 1990; KLEIN; LEHOCZKY; RAJKUMAR, 1994; SHA; RAJKUMAR; SATHAYE, 1994).

Portanto, a análise de escalonamento é realizada considerando o efeito dos bloqueios devido a seções críticas bem como a execução de tarefas não razão-monotônica, sempre para o pior caso. Cada tarefa  $t_i$  é analisada separadamente para que se determine se esta conseguirá satisfazer seu primeiro prazo quando todas são ativadas simultaneamente. Em particular, quatro fatores devem ser considerados para a determinação dos tempos de execução:

1. Tempo de preempção devido a tarefas “razão-monotônica”  $t_j$  com maior prioridade que  $t_i$ . Essas tarefas são periódicas e possuem períodos menores do que o de  $t_i$ , podendo interrompê-la  $\lceil T_i/T_j \rceil$  vezes durante sua execução.
2. Tempo de execução efetivo  $C_i$  da tarefa  $t_i$  sob análise.
3. Tempo de preempção devido a tarefas “não razão-monotônica”  $t_k$  de maior prioridade que  $t_i$ . Essas tarefas possuem períodos maiores do que o de  $t_i$ , entretanto possuem maiores prioridades por razões de projeto específicas ou por serem rotinas de tratamento de interrupções. Elas podem interromper a execução de  $t_i$  apenas uma vez por período.
4. Tempo de bloqueio por tarefas de menor prioridade devido a seções críticas. Esta situação também só poderá ocorrer uma vez a cada  $T_i$ . Os atrasos devidos a bloqueios devem ser analisados separadamente para cada recurso que  $t_i$  compartilha. No pior caso,  $t_i$  seria bloqueada em todas as tentativas de acesso aos recursos, portanto todos os tempos de bloqueio devem ser adicionados ao seu tempo de computação.

Portanto, os seguintes parâmetros devem ser determinados para que seja possível realizar a análise de escalonamento:

1. Os períodos  $T_i$  de cada tarefa periódica ou o tempo mínimo esperado  $T_a$  entre eventos que ativam uma tarefa aperiódica.
2. Os prazos limite  $D_i$  de cada tarefa, quando estes são diferentes dos respectivos períodos.

3. Os tempos de computação  $C_i$  – estimativas podem ser obtidas por análise do código fonte e simulações realizadas durante a modelagem, entretanto após a implementação deve-se realizar medições que contemplem os piores casos de execução.
4. Sobrecarga inserida pelo mecanismo de troca de contexto entre tarefas.
5. Sobrecarga devido ao tratamento de interrupções.
6. Sobrecarga devido aos mecanismos de sincronização e comunicação inter-processos.

## *Referências Bibliográficas*

- ABRAMOVICH, F. Wavelet analysis and its statistical applications. *The Statistician*, n. 49, p. 1–29, 2000.
- ADDISON, P. S. *The illustrated wavelet transform handbook*. Bristol: Institute of Physics Publishing Ltd., 2002.
- ANGRISANI, L.; DAPONTE, P. A proposal for the automatic evaluation of the mean curve required by the ansi/ieee std 4-1978. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 47, n. 5, p. 1180–1186, 1998.
- BARTNIKAS, R. Partial discharges - their mechanisms, detection and measurement. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 9, n. 5, p. 763–808, 2002.
- BARTNIKAS, R.; MCMAHON, E. M. *Engineering dielectrics volume 1: corona measurement and interpretation*. Baltimore: American Society for Testing and Materials, 1979.
- BARTNIKAS, R.; NOVAK, J. P. On the character of different forms of partial discharge and their related terminologies. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, v. 28, n. 6, p. 956–968, 1993.
- BAUMGARTNER, B. et al. Partial discharge – part ix: Pd in gas-insulated substations - fundamental considerations. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 7, n. 6, p. 5–13, 1991.
- BAUMGARTNER, B. et al. Partial discharge – part x: Pd in gas-insulated substations - measurement and practical considerations. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 8, n. 1, p. 16–27, 1992.
- BOGGS, S. A. Partial discharge – part iii: cavity-induced pd in solid dielectrics. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 6, n. 6, p. 11–20, 1990.
- BOGGS, S. A. Partial discharge: overview and signal generation. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 6, n. 4, p. 33–39, 1990.
- BORSI, H. A pd measuring and evaluation system based on digital signal processing. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 7, n. 1, p. 21–29, 2000.
- BORSI, H.; GOCKENBACH, E.; WENZEL, D. Separation of partial discharge from pulse-shaped noise signals with the help of neural networks. *IEE Proceedings on Science and Measurement Technology*, v. 142, n. 1, 1995.
- BRUCE, A. G.; GAO, H. Waveshrink: shrinkage functions and thresholds. In: LAINE, A. F.; UNSER, M. A. (Ed.). *Wavelet applications in signal and image processing III*. San Diego: Int. Soc. Optic. Eng., 1995. p. 270–283.

- BRUCE, A. G.; GAO, H. Understanding waveshrink: variance and bias estimation. *Biometrika*, v. 83, n. 4, p. 727–745, 1996.
- BRUNT, R. J. V. Stochastic properties of partial-discharge phenomena. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, v. 26, n. 5, p. 902–948, 1991.
- BRUNT, R. J. V. Physics and chemistry of partial discharge and corona. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 1, n. 5, p. 761–784, 1994.
- BRUNT, R. J. V.; CERNYAR, E. W.; GLAHN, P. von. Importance of unraveling memory propagation effects in interpreting data on partial discharge statistics. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, v. 28, n. 6, p. 905–916, 1993.
- BRUNT, R. J. V.; STRICKLETT, K. L. Recent advances in partial discharge measurement capabilities at nist. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, v. 27, n. 1, p. 114–129, 1992.
- BURGES, C. J. C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, v. 2, p. 121–167, 1998.
- CAVALLINI, A. et al. Advanced pd inference in on-field measurements – part i: Noise rejection. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 10, n. 2, p. 216–224, 2003.
- CHAKRABARTI, C.; VISHWANATH, M. Efficient realizations of the discrete and continuous wavelet transforms: from single chip implementations to mappings on simd array computers. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 43, n. 3, 1995.
- CHANG, C. S. et al. Denoising of partial discharge signals in wavelet packets domain. *IEE Proceedings on Science and Measurement Technology*, v. 152, n. 3, p. 129–140, 2005.
- CHANG, S. G.; YU, B.; VETTERLI, M. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 9, n. 9, p. 1522–1531, 2000.
- CHENG, A. M. K. *Real-time systems*. New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2002.
- COIFMAN, R. R.; DONOHO, D. L. Translation-invariant de-noising. *Lecture Notes in Statistics*, v. 103, p. 125–150, 1995.
- CONTIN, A. et al. Digital detection and fuzzy classification of partial discharge signals. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 9, n. 3, p. 335–348, 2002.
- DEVINS, J. C. The physics of partial discharges in solid dielectrics. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, EI-19, n. 5, p. 475–495, 1984.
- DONOHO, D. L. Nonlinear wavelet methods for recovery of signals, densities and spectra from indirect and noisy data. In: *Proceedings of Symposia in Applied Mathematics*. [S.l.: s.n.], 1993. v. 0.
- DONOHO, D. L. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 41, n. 3, p. 613–627, 1995.
- DONOHO, D. L.; JOHNSTONE, I. M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *Biometrika*, n. 81, p. 425–455, 1994.

- DONOHO, D. L.; JOHNSTONE, I. M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. *Journal of the American Statistical Society*, v. 90, n. 432, p. 1200–1224, 1995.
- DONOHO, D. L. et al. Wavelet shrinkage: asymptopia? *Journal of the Royal Statistical Society*, v. 57, n. 2, p. 301–369, 1995.
- DRAGOTTI, P. L.; VETTERLI, M. Wavelet footprints: theory, algorithms and applications. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 51, n. 5, p. 1306–1323, 2003.
- ELECTRICAL POWER AND POWER ELECTRONICS RESEARCH GROUP. *Electrical tree*. 2011. Disponível em: <<http://www2.le.ac.uk/departments/engineering/research/electrical-power/images/ElectricalTree.jpg/view>>.
- ELEFATHERION, P. M. Partial discharge xxi: acoustic emission-based pd source location in transformers. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 11, n. 6, p. 22–26, 1995.
- FRUTH, B.; NIEMEYER, L. The importance of statistical characteristics of partial discharge data. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, v. 17, n. 1, 1992.
- FUJIMOTO, N.; RIZZETTO, S.; BRAUN, J. M. Partial discharge – part xv: improved pd testing of solid dielectrics using x-ray induced discharge initiation. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 8, n. 6, p. 33–41, 1992.
- GAO, H.; BRUCE, A. G. *WaveShrink with semisoft shrinkage*. [S.l.], 1995.
- GLAHN, P. von; BRUNT, R. J. V. Performance evaluation of a new digital partial discharge recording and analysis system. In: *Conference record of the IEEE 1994 International Symposium on Electrical Insulation*. [S.l.: s.n.], 1994. p. 12–16.
- GLAHN, P. von; BRUNT, R. J. V. Continuous recording and stochastic analysis of pd. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 2, n. 4, p. 590–601, 1995.
- GOLDMAN, M.; GOLDMAN, A.; GATELLET, J. Physical and chemical aspects of partial discharges and their effects on materials. *IEE Proceedings on Science and Measurement Technology*, v. 42, n. 1, 1995.
- GOMAA, H. *Designing concurrent, distributed and real-time applications with UML*. Boston: Addison-Wesley, 2000.
- GULSKI, E. Computer-aided measurement of partial discharge in hv equipment. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, v. 28, n. 6, p. 969 – 983, 1993.
- GULSKI, E. Digital analysis of partial discharges. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 2, n. 5, p. 822–837, 1995.
- GULSKI, E. Discharge pattern recognition in high voltage equipment. *IEE Proceedings on Science and Measurement Technology*, v. 142, n. 1, 1995.
- HAO, L.; LEWIN, P. L. Partial discharge source discrimination using a support vector machine. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 17, n. 1, p. 187–197, 2010.
- HAYKIN, S. *Neural Networks: a comprehensive foundation*. 2. ed. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 1996.

- HSU, C. W.; CHANG, C. C.; LIN, C. J. A practical guide to support vector classification. 2010. Disponível em: <<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>>.
- HUBBARD, B. B. *The world according to wavelets: the story of the mathematical technique in the making*. 2. ed. Natick: A. K. Peters Ltd., 1998.
- HUTTER, W. Partial discharges – part xii: partial discharge detection in rotating electrical machines. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 8, n. 3, p. 21–32, 1992.
- INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. *Partial discharge measurements*. 2. ed. [S.l.], 1981. (IEC International Standard 270).
- JACOBSON, I.; BOOCH, G.; RUMBAUGH, J. *The unified software development process*. Reading: Addison-Wesley, 1997.
- KIE, J.; ZHANG, D.; XU, W. Spatially adaptive wavelet denoising using minimum description length principle. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 13, n. 2, p. 179–187, 2004.
- KIRK, D. B.; HWU, W. W. *Programming massively parallel processor: A hands-on approach*. Amsterdam: Morgan Kaufmann, 2010.
- KLEIN, M. H.; LEHOCZKY, J. P.; RAJKUMAR, R. Rate-monotonic analysis for real-time industrial computing. *IEEE Computer*, v. 27, n. 1, p. 24–33, 1994.
- KREUGER, F. H.; GULSKI, E.; KRIVDA, A. Classification of partial discharges. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, v. 28, n. 6, 1993.
- KUFFEL, E.; ZAENGL, W. S. *High voltage engineering - fundamentals*. Oxford: Pergamon Press Inc, 1984.
- KöPF, U.; FESER, K. Rejection of narrow-band noise and repetitive pulses in on-site pd measurements. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 2, n. 6, p. 1180–1191, 1995.
- LEHOCZKY, J. P.; SHA, L.; DING, Y. The rate-monotonic scheduling algorithm – exact characterization and average case behavior. In: IEEE. *Proceedings of the IEEE real-time systems symposium*. California, 1989. p. 166–171.
- LIU, C. L.; LAYLAND, J. W. Scheduling algorithms for multiprogramming in a hard-real-time environment. *Journal of the Association for Computing Machinery*, v. 20, n. 1, p. 46–61, 1973.
- LUNDGAARD, L. E. Partial discharge – part xiv: acoustic partial discharge detection - practical application. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 8, n. 5, p. 34–43, 1992.
- MA, X.; ZHOU, C.; KEMP, I. J. Automated wavelet selection and thresholding for pd detection. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 18, n. 2, p. 37–45, 2002.
- MA, X.; ZHOU, C.; KEMP, I. J. Interpretation of wavelet analysis and its application in partial discharge detection. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 9, n. 3, p. 446–457, 2002.
- MACEDO, A. *Eletromagnetismo*. Rio de Janeiro: Ed. Guanabara S. A., 1988.

- MALLAT, S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 11, n. 7, p. 674–693, 1989.
- MALLAT, S. *A wavelet tour of signal processing - the sparse way*. 3. ed. Burlington: Academic Press, 2009.
- MALLAT, S.; HWANG, W. L. Singularity detection and processing with wavelets. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 38, n. 2, p. 617–643, 1992.
- MALLAT, S.; ZHONG, S. Characterization of signals from multiscale edges. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 14, n. 7, p. 710–732, 1992.
- MEYER-BAESE, U. *Digital signal processing with field programmable gate arrays*. 3. ed. New York: Springer-Verlag, 2007.
- MITRA, S. K. *Digital Signal Processing – A computer based approach*. 4. ed. New York: The McGraw-Hill Companies, Inc., 2011.
- MOTA, H. O. *Sistema de aquisição e tratamento de dados para monitoramento e diagnóstico de equipamentos elétricos pelo método das descargas parciais*. Dissertação (Mestrado) — Escola de Engenharia, Universidade Federal de Minas Gerais, 2001.
- MOTA, H. O. Sistema de tempo real para aquisição e processamento de descargas parciais com base na transformada de wavelets. Documento submetido à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais como parte dos requisitos necessários ao exame de qualificação para obtenção do grau de Doutor em Engenharia Elétrica. 2003.
- MOTA, H. O. et al. Partial discharge signal denoising with spatially adaptive wavelet thresholding and support vector machines. *Electric Power Systems Research*, v. 81, n. 2, p. 644–659, 2011.
- MOTA, H. O.; VASCONCELOS, F. H. Data processing system for denoising of signals in real-time using the wavelet transform. In: IEEE. *Proceedings of the 3rd IEEE Workshop on Intelligent Solutions in Embedded Systems*. Hamburg, 2005. p. 128–138.
- MOTA, H. O.; VASCONCELOS, F. H. A real-time system for denoising of signals in continuous streams through the wavelet transform. In: PPGEE – UFMG. *Anais do I Seminário do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica*. Belo Horizonte, 2005.
- MOTA, H. O.; VASCONCELOS, F. H. Real-time wavelet transform algorithms for the processing of continuous streams of data. In: PPGEE – UFMG. *Anais do I Seminário do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica*. Belo Horizonte, 2005.
- MOTA, H. O.; VASCONCELOS, F. H. Sistema de tempo real para medição e processamento de dados de descargas parciais - métodos e análise de desempenho. In: INMETRO. *Anais do VII Seminário Internacional de Metrologia Elétrica*. Belo Horizonte, 2007.
- MOTA, H. O.; VASCONCELOS, F. H. Partial discharge signal processing using wavelets. In: SOCIEDADE BRASILEIRA DE AUTOMÁTICA. *Anais do XVIII Congresso Brasileiro de Automática*. Bonito, 2010.

MOTA, H. O.; VASCONCELOS, F. H.; SILVA, R. M. A real-time system for denoising of signals in continuous streams through the wavelet transform. In: IEEE. *Proceedings of the 7th IEEE International Symposium on Signals, Circuits and Systems*. Romania, 2005.

MOTA, H. O.; VASCONCELOS, F. H.; SILVA, R. M. Real-time wavelet transform algorithms for the processing of continuous streams of data. In: IEEE. *Proceedings of The IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing*. Faro, 2005.

MOTA, H. O. et al. A real-time processing system for denoising of partial discharge signals using the wavelet transform. In: IEEE. *Proceedings of the 2008 IEEE International Symposium on Electrical Insulation*. Vancouver, 2008.

MURTHY, V. S. et al. Insulator condition analysis for overhead distribution lines using combined wavelet and support vector machine (svm). *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 17, n. 1, p. 89–99, 2010.

NAGESH, V.; GURURAJ, B. I. Evaluation of digital filters for rejecting discrete spectral interference in on-site pd measurements. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, v. 28, n. 1, p. 73–85, 1993.

NATTRASS, D. A. Partial discharge measurement and interpretation. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 4, n. 3, p. 10–23, 1988.

NATTRASS, D. A. Partial discharge xvii: the early history of partial discharge research. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 9, p. 27–31, 1993.

NORTHROP, R. B. Examples of the design of measurement systems. In: *Introduction to instrumentation and measurements*. 2. ed. New York: CRC Press, 2005. cap. 11, p. 485–491.

NVIDIA CORPORATION. *NVIDIA CUDA programming guide*. [S.l.], 2009. Disponível em: <<http://www.nvidia.com>>.

OKAMOTO, T. Novel partial discharge measurement computer-aided measurement system. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, EI-21, n. 6, 1986.

OSVÁTH, P. Comment and discussion on digital processing of pd pulses. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 2, n. 4, 1995.

PAUTER, N. G.; STAFFORD, R. B. Reducing the effects of record truncation discontinuities in waveform reconstructions. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 42, n. 3, p. 695–700, 1993.

PRESS, W.; TEUKOLSKY, W. V. S.; FLANNERY, B. Wavelet transform. In: *Numerical recipes in C: the art of scientific computing*. 2. ed. New York: Cambridge University Press, 1992. cap. 13, p. 591–605.

QIAN, S. *Introduction to time-frequency and wavelet transforms*. Upper Saddle River: Prentice-Hall Inc., 2002.

RIOUL, O.; DUHAMEL, P. Fast algorithms for the discrete and continuous wavelet transforms. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 38, n. 2, p. 569–586, 1992.

- SALAMA, M. M. A.; BARTNIKAS, R. Fuzzy logic applied to pd pattern classification. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 7, n. 1, 2000.
- SANDERS, J.; KANDROT, E. *Cuda by example: An introduction to general-purpose gpu programming*. Upper Saddle River: Addison-Wesley, 2011.
- SATISH, L.; NAZNEEN, B. Wavelet-based denoising of partial discharge signals buried in excessive noise and interference. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 10, n. 2, p. 354–367, 2003.
- SATISH, L.; ZAENGL, W. S. Artificial neural networks for recognition of 3d partial discharge patterns. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 1, n. 2, 1994.
- SHA, L.; GOODENOUGH, J. B. Real-time scheduling theory and ada. *IEEE Computer*, v. 23, n. 4, p. 53–62, 1990.
- SHA, L.; RAJKUMAR, R.; SATHAYE, S. Generalized rate-monotonic scheduling theory: a framework for developing real-time systems. *Proceedings of the IEEE*, v. 82, n. 1, p. 68–82, 1994.
- SHAPIRO, J. M. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 41, n. 12, p. 3445–3462, 1993.
- SHAW, A. C. *Sistemas e software de tempo real*. Porto Alegre: Bookman Companhia Editora, 2003.
- SHIM, I.; SORAGHAM, J. J.; SIEW, W. H. Application of digital signal processing to the detection of partial discharge – part 2: optimized a/d conversion. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 16, n. 4, 2000.
- SHIM, I.; SORAGHAM, J. J.; SIEW, W. H. Digital signal processing applied to the detection of partial discharge: an overview. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 16, n. 3, p. 6–12, 2000.
- SHIM, I.; SORAGHAM, J. J.; SIEW, W. H. Detection of pd utilizing digital signal processing methods – part 3: open-loop noise reduction. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 17, n. 1, p. 6–13, 2001.
- SRIRAM, S. et al. Signal denoising techniques for partial discharge measurements. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 12, n. 6, p. 1182–1191, 2005.
- STEINER, J. P. Partial discharge – part iv: commercial pd testing. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 7, n. 1, p. 20–33, 1991.
- STONE, G. C. Partial discharge – part vii: practical techniques for measuring pd in operating equipment. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 7, n. 4, p. 9–19, 1991.
- STRANG, G.; NGUYEN, T. *Wavelets and filter banks*. Wellesley: Wellesley-Cambridge Press, 1996.
- TASWELL, C.; MCGILL, K. Algorithm 735: wavelet transform algorithms for finite-duration discrete-time signals. *ACM Transactions on Mathematical Software*, v. 20, n. 3, p. 398–412, 1994.

TEXAS INSTRUMENTS INC. *TMS320C64x technical overview - Literature number SPRU395B*. [S.l.], 2001. Disponível em: <<http://www.ti.com>>.

TEXAS INSTRUMENTS INC. *DSP/BIOS timing benchmarks for Code Composer Studio v2.2*. [S.l.], 2004. Disponível em: <<http://www.ti.com>>.

THE MATHWORKS, INC. *Wavelet Toolbox User's Guide*. 4. ed. Natick, 2008.

TRACEY, N. Engineering real-time behavior. *IEEE Instrumentation and Measurement Magazine*, v. 5, n. 4, p. 29–38, 2002.

TRINH, N. G. Partial discharge xix: discharge in air – part i: physical mechanisms. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 11, n. 2, p. 23–29, 1995.

TRINH, N. G. Partial discharge xx: partial discharges in air – part ii: selection of line conductors. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 11, n. 3, p. 5–11, 1995.

VETTERLI, M.; HERLEY, C. Wavelets and filter banks: theory and design. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 40, n. 9, p. 2207–2232, 1992.

VETTERLI, M.; KOVACEVIC, J. *Wavelets and subband coding*. Upper Saddle River: Prentice-Hall, Inc., 1995.

VIDAKOVIC, B. Nonlinear wavelet shrinkage with bayes rules and bayes factors. *Journal of the American Statistical Association*, v. 93, n. 441, p. 173–179, 1998.

VIDAKOVIC, B.; LOZOYA, C. B. On time-dependent wavelet denoising. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 46, n. 9, p. 2549–2554, 1998.

VISHWANATH, M. The recursive pyramid algorithm for the discrete wavelet transform. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 42, n. 3, p. 673–676, 1994.

VISHWANATH, M.; OWENS, R. M. A common architecture for the dwt and idwt. In: *Proceedings of the International Conference on Application Specific Systems, Architectures and Processors*. [S.l.: s.n.], 1996. p. 193–198.

VISHWANATH, M.; OWENS, R. M.; IRWIN, M. J. Vlsi architectures for the discrete wavelet transform. *IEEE Transactions on Circuits and Systems – II: Analog and Digital Signal Processing*, v. 42, n. 5, p. 305–316, 1995.

WANG, Z.; ZHU, D. Pd monitor system for power generators. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 5, n. 6, p. 850–856, 1998.

WARD, B. H. Digital techniques for partial discharge measurements. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 7, n. 2, p. 469–479, 1992.

XU, Y. et al. Wavelet transform domain filters: a spatially selective noise filtration technique. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 3, n. 6, p. 747–758, 1994.

ZHANG, H. et al. A novel wavelet transform technique for on-line partial discharge measurements – part 1: Wt de-noising algorithm. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 14, n. 1, p. 3–14, 2007.

- ZHANG, H. et al. A novel wavelet transform technique for on-line partial discharge measurements – part 2: On-site noise rejection application. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 14, n. 1, p. 15–22, 2007.
- ZHOU, X.; ZHOU, C.; KEMP, I. J. An improved methodology for application of wavelet transform to partial discharge measurement denoising. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 12, n. 3, p. 586–594, 2005.
- ZONDERVAN, J. P.; GULSKI, E.; SMIT, J. J. Fundamental aspects of pd patterns of on-line measurements on turbogenerators. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 7, n. 1, p. 59–70, 2000.