

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
INSTITUTO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MICROELETRÔNICA

LEONARDO BANDEIRA SOARES

**Proposta e Avaliação de Técnicas para
Compressão de Transitórios Rápidos e
Análise Tempo-Frequência de Distúrbios em
Redes Elétricas AC**

Dissertação apresentada como requisito parcial
para a obtenção do grau de Mestre em
Microeletrônica

Prof. Dr. Sergio Bampi
Orientador

Porto Alegre, Julho de 2013.

CIP – CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO

Soares, Leonardo Bandeira

Proposta e Avaliação de Técnicas para Compressão de Transitórios Rápidos e Análise Tempo-Frequência de Distúrbios em Redes Elétricas AC / Leonardo Bandeira Soares. – 2013.

74 f.

Orientador: Sergio Bampi.

Dissertação de Mestrado Acadêmico – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Programa de Pós-Graduação em Microeletrônica, Porto Alegre, BR – RS, 2013.

1. Processamento digital de sinais. 2. Qualidade da Energia Elétrica AC. 3. Compressão de dados. 4. Transitórios rápidos. 5. Análise Tempo-Frequência.

I. Bampi, Sergio. II. Título.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

Reitor: Prof. Carlos Alexandre Netto

Vice-Reitor: Prof. Rui Vicente Oppermann

Pró-Reitor de Pós-Graduação: Prof. Vladimir Pinheiro do Nascimento

Diretor do Instituto de Informática: Prof. Luís da Cunha Lamb

Coordenador do PGMicro: Prof. Gilson Inacio Wirth

Bibliotecário-Chefe do Instituto de Informática: Alexander Borges Ribeiro

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pelo provimento da vida, valores e ambientes favoráveis para o êxito deste trabalho.

À minha mãe Mariza Bandeira Soares pelo carinho, amor, dedicação e esforço empregado, em todas as fases da minha vida até os dias atuais, para que fosse possível mais esta conquista. Agradeço por ela ser a minha referência de vida a ser seguida e por ser minha principal motivação para seguir em frente minha carreira profissional.

In Memoriam ao meu saudoso pai Jorge Luís Ferreira Soares que não acompanhou presencialmente este momento, mas que teve papel importante na forma como percebo a vida.

In Memoriam à minha saudosa e querida avó Olivia Antônia Correa Bandeira pelos seus sábios ensinamentos de vida durante estes 26 anos de convívio. Agradeço por todo amor, carinho e por sempre ter me motivado a seguir em frente quando tudo se tornava difícil.

In Memoriam ao meu saudoso avô Pedro Bandeira pelos ensinamentos morais que formam meu caráter enquanto cidadão e por ter me ensinado como ser um bom avô para seus netos.

Às minhas tias Mara Ione Correa Bandeira e Marilda Correa Bandeira por serem mais que tias, mas sim irmãs, mães, que com carinho, amor e dedicação tiveram papel ativo nessa conquista me ajudando em diversas situações.

Ao meu amigo e “irmão” André Luís Rodeghiero Rosa pela divisão de apartamento durante o Mestrado, e pelo apoio em diversos momentos sem distinção entre bons e ruins.

Ao meu orientador Prof. Sergio Bampi pela confiança em meu trabalho, por ter me selecionado no Programa de Pós Graduação em Microeletrônica e confiado a mim um trabalho muito interessante. Agradeço também por todo suporte e orientação.

Aos meus amigos de mestrado/doutorado Eduarda Rodrigues Monteiro, Felipe Martin Sampaio, Kleber Stangherlin, Cauane Blumenberg Silva, Daniel Palomino, Cláudio Machado Diniz, Mateus Grellert, Jorge de Mello, Débora Matos, Bruno Vizzotto, Cristiano Thiele por serem grandes colegas com quem aprendi muito em diversos segmentos. Cada um tem minha amizade por motivos específicos e sou grato por todo apoio.

Ao meu amigo Prof. Vagner Rosa por ter me incentivado a fazer o mestrado no Programa de Pós Graduação em Microeletrônica e pelos conselhos.

À Andréia Oliveira pelo carinho e apoio substancial no momento decisivo do meu mestrado.

Aos amigos da empresa EMBRASUL Cesar Crovato e Roque Eduardo Dapper por todo suporte técnico para a execução do trabalho.

Aos colegas bolsistas de iniciação científica do laboratório Jonas Meinerz, Rafael Justo e Eduardo Cavichioli pelo apoio, conversas e dicas sobre seriados e filmes.

Aos demais amigos da UFRGS que também se esforçam diariamente para desempenhar suas respectivas pesquisas.

Aos servidores do Instituto de Informática da UFRGS que prestam seus serviços com excelência.

À sociedade brasileira pelo custeio de Universidades como a UFRGS na esperança de dias melhores para nosso país.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivos	16
1.2	Estrutura da Dissertação	16
2	CONCEITOS BÁSICOS	17
2.1	Caracterização dos Transitórios Rápidos	17
2.2	Técnicas de Processamento Digital de Sinais Unidimensionais	19
2.2.1	Transformada Discreta de Fourier	19
2.2.2	Transformada Wavelet	19
2.2.3	Análise de Componentes Principais	22
2.3	Técnicas para Análise Tempo – Frequência	23
2.3.1	Transformada Breve de Fourier	23
2.3.2	Análise Multiresolução Wavelet	24
2.3.3	Transformada de Hilbert-Huang	24
2.4	Codificação de Sinais	26
2.4.1	Algoritmo de Codificação LZ77	27
2.4.2	Codificação Huffman	28
2.4.3	Codificação <i>Deflate</i>	29
2.5	Métricas utilizadas	30
2.5.1	CR	30
2.5.2	NMSE	30
2.5.3	Entropia	31
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	32
3.1	Compressão dos Sinais da Rede Elétrica AC	32
3.2	Análise Tempo – Frequência	37
4	TÉCNICAS PARA COMPRESSÃO E ANÁLISE TEMPO–FREQUÊNCIA DOS SINAIS DA REDE ELÉTRICA AC	40
4.1	Ambiente de Simulação e Conjuntos de Dados	40
4.2	Compressão dos Sinais da Rede Elétrica AC	41
4.2.1	Verificação da Técnica SDCM	41
4.2.2	Técnica para Compressão das Representações de Transitórios Rápidos	43

4.2.2.1	Factibilidade da Técnica Proposta em Hardware	46
4.3	Análise Tempo – Frequência	46
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	49
5.1	Compressão dos Sinais da Rede Elétrica AC	49
5.1.1	Resultados para a técnica SDCM.....	49
5.1.2	Resultados para a técnica proposta	56
5.2	Análise Tempo-Frequência.....	61
6	CONCLUSÃO	69
	REFERÊNCIAS.....	71
	APÊNDICE: LISTA DE PUBLICAÇÕES	74

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC	<i>Alternating Current</i> – Corrente Alternada
A/D	Analógico/Digital
CR	<i>Compression Ratio</i> – Razão de Compressão
CV	Coefficiente de Variação
DC	<i>Direct Current</i> - Corrente Direta
DFT	<i>Discrete Fourier Transform</i> – Transformada Discreta de Fourier
DSP	<i>Digital Signal Processing</i> – Processamento Digital de Sinais
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i> – Transformada Wavelet Discreta
EE	Energia Elétrica
EEMD	<i>Ensemble Empirical Mode Decomposition</i> – Conjunto de Decomposições Empíricas
EMD	<i>Empirical Mode Decomposition</i> – Decomposição Empírica de Modos
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i> – Transformada Rápida de Fourier
FHR	<i>Fundamental-to-Harmonics Ratio</i> – Relação Fundamental/Harmônicas
HHT	<i>Hilbert-Huang Transform</i> – Transformada de Hilbert-Huang
HT	<i>Hilbert Transform</i> – Transformada de Hilbert
IEC	<i>International Electrotechnical Commission</i> – Comissão Eletrotécnica Internacional
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronic Engineers</i> – Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos
IMF	<i>Intrinsic Mode Function</i> – Modos de Oscilação
IpDFT	<i>Interpolated Discrete Fourier Transform</i> – Transformada Interpolada Discreta de Fourier
LZ77	Lempel Ziv 77
LZH	Lempel Ziv Huffman
LZW	Lempel Ziv Welch
MDL	<i>Minimum Description Length</i> – Comprimento de descrição mínimo
NMSE	<i>Normalized Mean Squared Error</i> – Erro quadrático médio normalizado

PCA	<i>Principal Component Analysis</i> – Análise de Componentes Principais
RLE	<i>Run-Length Encoding</i> – Codificação <i>Run-length</i>
RMS	<i>Root Mean Square</i> – Valor quadrático médio
SD	<i>Standard Deviation</i> – Desvio Padrão
SDCM	<i>Standard Disturbance Compression Method</i> – Método Padrão para Compressão de Distúrbios
SNR	<i>Signal to Noise Ratio</i> – Relação Sinal/Ruído
SoC	<i>System-on-a-chip</i> – Sistema em <i>chip</i>
STFT	<i>Short Time Fourier Transform</i> – Transformada Breve de Fourier
WPT	<i>Wavelet Packet Transform</i> – Transformada de Pacotes Wavelet
WT	<i>Wavelet Transform</i> – Transformada Wavelet

LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 1.1 – Diagrama de blocos do modelo para monitoramento da Energia Elétrica.....</i>	<i>14</i>
<i>Figura 2.1 - Relação entre os subespaços vetoriais complementares.....</i>	<i>21</i>
<i>Figura 2.2 - Banco de Filtros para análise multiresolução de Wavelet.....</i>	<i>21</i>
<i>Figura 2.3 - Fluxograma de funcionamento do EMD.....</i>	<i>25</i>
<i>Figura 2.4 - Exemplo de codificação Huffman.....</i>	<i>28</i>
<i>Figura 3.1 – Diagrama de blocos do SDCM.....</i>	<i>32</i>
<i>Figura 3.2 - Banco de filtros para WPT.....</i>	<i>34</i>
<i>Figura 3.3 - Análise WPT. a) Forma de onda a ser comprimida. b) Primeira aproximação. c) Primeiro detalhe. d) Árvore gerada.....</i>	<i>35</i>
<i>Figura 3.4 - Análise tempo-frequência com STFT. a) Exemplo de transitório oscilatório. b) Análise STFT com duração temporal da janela de um período de 60 Hz. c) Análise STFT com duração temporal menor.....</i>	<i>37</i>
<i>Figura 3.5 - Análise tempo vs. frequência com DWT. a) Exemplo de transitório oscilatório. b) Análise DWT.....</i>	<i>38</i>
<i>Figura 4.1 – Casos de teste dos conjuntos de dados. a) Conjunto de dados IEEE. b) Conjunto de dados sintéticos com transitórios.....</i>	<i>41</i>
<i>Figura 4.2 - Fluxograma da técnica proposta.....</i>	<i>44</i>
<i>Figura 4.3 - Leitura e agrupamento em bytes.....</i>	<i>45</i>
<i>Figura 4.4 – Modificação proposta no EMD.....</i>	<i>48</i>
<i>Figura 5.1 - Análise NMSE & CR x Combinação (IEEE).....</i>	<i>50</i>
<i>Figura 5.2 - Análise NMSE & Entropia x Combinação (IEEE).....</i>	<i>50</i>
<i>Figura 5.3 - Distribuição CR x NMSE (IEEE).....</i>	<i>51</i>
<i>Figura 5.4 - Distribuição Entropia x NMSE (IEEE).....</i>	<i>52</i>
<i>Figura 5.5 - Progressão da análise de NMSE (IEEE).....</i>	<i>53</i>
<i>Figura 5.6 - Progressão da análise de CR (IEEE).....</i>	<i>53</i>
<i>Figura 5.7 - Progressão da análise de Entropia (IEEE).....</i>	<i>54</i>
<i>Figura 5.8 – Avaliação em diagrama de caixa da técnica SDCM para NMSE (IEEE).....</i>	<i>54</i>
<i>Figura 5.9 - Avaliação em diagrama de caixa da técnica SDCM para CR (IEEE).....</i>	<i>55</i>
<i>Figura 5.10 - Avaliação em diagrama de caixa da técnica SDCM para Entropia (IEEE).....</i>	<i>55</i>
<i>Figura 5.11 – Análise NMSE & CR x Combinação (transitórios).....</i>	<i>56</i>
<i>Figura 5.12 - Progressão da análise de NMSE (transitórios).....</i>	<i>57</i>
<i>Figura 5.13 - Progressão da análise de CR (transitórios).....</i>	<i>57</i>
<i>Figura 5.14 – Avaliação em diagrama de caixa - NMSE (transitórios).....</i>	<i>58</i>
<i>Figura 5.15 – Avaliação em diagrama de caixa - CR (transitórios).....</i>	<i>58</i>
<i>Figura 5.16 - Análise Subjetiva (transitórios).....</i>	<i>60</i>
<i>Figura 5.17 - Primeiro Exemplo para Análise Tempo-Frequência.....</i>	<i>62</i>
<i>Figura 5.18 – Resultado do EMD para primeiro exemplo.....</i>	<i>62</i>
<i>Figura 5.19 - Resultado do EEMD para primeiro exemplo.....</i>	<i>63</i>
<i>Figura 5.20 - Resultado da Técnica Proposta para primeiro exemplo.....</i>	<i>63</i>
<i>Figura 5.21 - Segundo exemplo para Análise Tempo-Frequência.....</i>	<i>64</i>
<i>Figura 5.22 - Resultado do EMD para segundo exemplo.....</i>	<i>64</i>
<i>Figura 5.23 - Resultado do EEMD para segundo exemplo.....</i>	<i>65</i>
<i>Figura 5.24 - Resultado da Técnica Proposta para segundo exemplo.....</i>	<i>65</i>
<i>Figura 5.25 - Terceiro Exemplo para Análise Tempo-Frequência.....</i>	<i>66</i>
<i>Figura 5.26 - Resultado do EMD para terceiro exemplo.....</i>	<i>66</i>
<i>Figura 5.27 - Resultado do EEMD para terceiro exemplo.....</i>	<i>67</i>
<i>Figura 5.28 - Resultado da Técnica Proposta para terceiro exemplo.....</i>	<i>67</i>

LISTA DE TABELAS

<i>Tabela 2.1 - Características quantitativas dos transitórios rápidos</i>	18
<i>Tabela 2.2 - Exemplo de codificação LZ77</i>	27
<i>Tabela 4.1 - Configuração Experimental para SDCM</i>	42
<i>Tabela 4.2 - Configuração Experimental para a técnica proposta</i>	45
<i>Tabela 4.3 - Configuração Experimental para análise tempo-frequência</i>	47
<i>Tabela 5.1 - Resultados da técnica SDCM (IEEE)</i>	51
<i>Tabela 5.2 - Resultados para a compressão de transitórios rápidos</i>	56
<i>Tabela 5.3 - Resultados comparativos</i>	61
<i>Tabela 5.4 - Tempos de execução da técnicas extratoras de IMFs</i>	68

RESUMO

Este trabalho trata de conceitos relacionados à qualidade da Energia Elétrica (EE) e, neste contexto, apresenta a proposta de técnicas para a compressão da representação de transitórios rápidos e da análise tempo-frequência de distúrbios elétricos em geral. A qualidade da Energia Elétrica é medida pelo coeficiente de desvios que os sinais de tensão e corrente apresentam em relação ao sinal senoidal ideal. Tais desvios são denominados de distúrbios, podendo ser classificados como quase estacionários (*e.g.* distorção de harmônicas) e eventos (*e.g.* transitórios rápidos). No contexto de EE, os transitórios rápidos possuem pequena duração (*i.e.* na ordem dos microssegundos), são detectados por altas taxas de amostragem (*i.e.* na ordem dos MHz) e possuem difícil parametrização. Portanto, as representações das formas de onda geralmente são armazenadas para auxiliar a avaliação subjetiva dos transitórios e dos parâmetros de interesse. Conseqüentemente, a compressão destas formas de onda torna-se de extrema importância para armazenar dados adquiridos por longos períodos de tempo, e estes modos de compressão são tratados nesta dissertação. Em virtude das altas taxas de amostragem utilizadas, uma técnica baseada em Análise de Componentes Principais (PCA – *Principal Component Analysis*) é proposta para esta representação mais compacta de transitórios. Resultados mostram que o desempenho em compressão versus qualidade de reconstrução é semelhante ao de trabalhos relacionados com a vantagem de atender aos requisitos de altas taxas de amostragem. A análise tempo-frequência é um mecanismo que auxilia na classificação e caracterização dos distúrbios elétricos. Neste trabalho, a Transformada de Hilbert-Huang é estudada e uma proposta de melhoria na Decomposição Empírica de Modos (EMD – *Empirical Mode Decomposition*) é apresentada. Nossos resultados mostram que a técnica proposta economiza o custo computacional se comparada com o estado da arte. Em virtude disso, a técnica proposta apresenta uma taxa de redução no tempo médio de execução de 99,76 % em relação à técnica do estado da arte. Além disso, uma verificação acerca do desempenho em eficiência de compressão versus qualidade de reconstrução de trabalhos anteriores é também desenvolvida nesta dissertação. Foi utilizada uma sistemática de avaliação experimental com base em amostras de sinais AC, de forma a avaliar as taxas de compressão atingidas pelas técnicas estudadas, como a Transformada Wavelet Discreta. Resultados mostram que a Transformada Wavelet falha para compressão de todo e qualquer tipo de distúrbio elétrico quando analisado o compromisso entre acuidade de reconstrução versus eficiência de compressão.

Palavras-Chave: Processamento Digital de Sinais, Qualidade da Energia Elétrica AC, Compressão de dados, Transitórios Rápidos, Análise Tempo-Frequência

Proposal and Evaluation of Techniques for Fast Transient Data Compression and Time-Frequency Analysis of AC Power Line Disturbances

ABSTRACT

This work deals with concepts related to the AC Power Quality theoretical framework and, in this scope, proposes techniques for the representation of fast transient data compression and for the power line disturbances time-frequency analysis. The AC power quality is measured by the differences between actual and ideal sinusoidal voltage/current signals. These differences are known as electrical disturbances, which can be classified as quasi-stationary (*e.g.* harmonic distortion) or events (*e.g.* surge or fast transients) disturbances. In the AC Power Quality scope, the fast transients have short duration (*i.e.* typically on the order of microseconds), are detected by high sampling rates (*i.e.* typically on the order of MHz), and are hard to characterize and parameterize. Hence, the resultant representation of the waveforms is in general stored to help in the subjective evaluation of these fast transients and their parameters of interest. As a consequence the compression turns out to be of main concern, in order to store this information acquired over long periods of time (like weeks or months). In this work, a compression technique is proposed taking into account the high sampling rates. The proposed technique makes use of the Principal Component Analysis (PCA) for such compact representation of fast transients. The Compression efficiency versus reconstruction accuracy results show a similar performance for the proposed technique when compared to the related works. On the other hand, the proposed technique can handle the large amount of data provided by the high sampling rates. The time-frequency analysis helps in the classification and characterization of AC power quality disturbances. In this work, the Hilbert-Huang Transform is studied and a modification is proposed in order to improve the Empirical Mode Decomposition (EMD) performance. Our results show that the proposed modification can save computational cost when compared to the state-of-the-art. Therefore, the average execution time is reduced to 99.76 % in comparison with the state-of-the-art technique. Besides that, this work also revisits previous techniques based on the Discrete Wavelet Transform (DWT) in order to verify the trade-off between reconstruction accuracy versus compression efficiency under a more systematic experimental evaluation setup, considering samples of real AC signals. Results show that DWT fails as a general-purpose technique in AC Power Quality scope.

Keywords: Digital Signal Processing, AC Power Quality, Data Compression, Fast Transients, Time-Frequency Analysis

1 INTRODUÇÃO

A sociedade contemporânea convive em um ambiente cuja principal fonte de energia utilizada deriva de tecnologias historicamente desenvolvidas para a distribuição e fornecimento de energia elétrica (EE) em corrente alternada (AC). Dessa forma, plantas industriais e residências confiam seus equipamentos elétricos às redes de geração e distribuição de EE. Tanto a geração quanto a distribuição de EE são passíveis de falhas e interferências que produzem distúrbios indesejados. Estes, por sua vez, podem causar o mau funcionamento dos equipamentos conectados à rede elétrica. Idealmente, um sinal de tensão ou corrente elétrica alternada deve possuir uma componente estacionária¹ senoidal de amplitude constante e com frequência fundamental baixa (*e.g.* 60 Hz no Brasil). Os sistemas de distribuição da EE utilizam barramentos a 4 fios, com oscilações senoidais estacionárias em 3 fases (sistema trifásico) e um sistema de referência ao aterramento. No entanto, os diversos distúrbios elétricos produzem sinais com uma larga faixa de frequências a ser analisada e também eventos não-estacionários.

O conceito de qualidade da EE surge no sentido de normatizar e definir quão satisfatório está o provimento de EE em um determinado ponto físico da rede trifásica. Em (BOLLEN, 2006) a qualidade da EE é definida como o coeficiente de desvio entre os sinais ideais e reais de tensão e corrente elétrica alternada. O autor ainda divide os distúrbios elétricos em duas classes: as variações e os eventos. As variações são desvios que não são delimitados por um início e fim. Portanto, essa classe de distúrbios deve permanecer sempre sendo monitorada. Os eventos são distúrbios associados a gatilhos que são disparados com tempos iniciais e finais delimitados. O monitoramento de eventos geralmente está condicionado a detectores que estabelecem o tempo de duração associado ao distúrbio elétrico em análise (*i.e.* tempo necessário para análise do evento). Essa classificação é utilizada ao longo deste trabalho.

Em (BOLLEN, 2006) diversas justificativas são exploradas para explicar a necessidade do monitoramento da EE. Dentre elas, destaca-se a sensibilidade aos distúrbios apresentada pelos equipamentos elétricos atualmente conectados à rede de distribuição de EE. Além disso, num cenário de emprego industrial da energia elétrica, é importante monitorar pontos de provimento de EE com o intuito de analisar os índices de emissão de cargas indutivas e capacitivas na rede elétrica. Este fenômeno é consequência da ativação de elementos conversores de energia (*e.g.* motores elétricos) amplamente utilizados em plantas industriais eletromecânicas. Como resultado,

¹ Um sinal estacionário é aquele que mantém suas propriedades estatísticas (média e variância) constantes ao longo do tempo.

² Quantidade adimensional conhecida como “por unidade”. Para valores nominais de pico é atribuído 1.0 pu que corresponde a 100%.

³ Uma função que possui suporte compacto é aquela cujo domínio é restrito a um

distúrbios elétricos podem ser gerados e, conseqüentemente, alguma etapa de produção pode ter sua funcionalidade comprometida.

Uma das formas de monitorar a EE é baseada na utilização de técnicas de Processamento Digital de Sinais (*Digital Signal Processing – DSP*). Neste contexto, os sinais são transformados do domínio analógico para o digital. Um sinal digital unidimensional pode ser classificado como todo sinal que é discreto tanto no tempo quanto em seus valores de amplitude (PRANDONI, 2008). Como motivação para o uso de técnicas digitais, destaca-se a maior abstração e facilidade na implementação de soluções mais complexas para processamento de sinais.

Nesta dissertação, o modelo de monitoramento da EE adotado possui as etapas representadas no diagrama de blocos da Figura 1.1. A configuração apresentada é classificada em processos *online* e *off-line*. Isto porque o cenário em que esta pesquisa foi desenvolvida assume que o processo *online* é responsável por adquirir e compactar os dados por longos períodos enquanto que as análises podem ser feitas *a posteriori* pelo processo *off-line*. Cada etapa foi especificada com base na observação das técnicas abordadas em trabalhos anteriores.

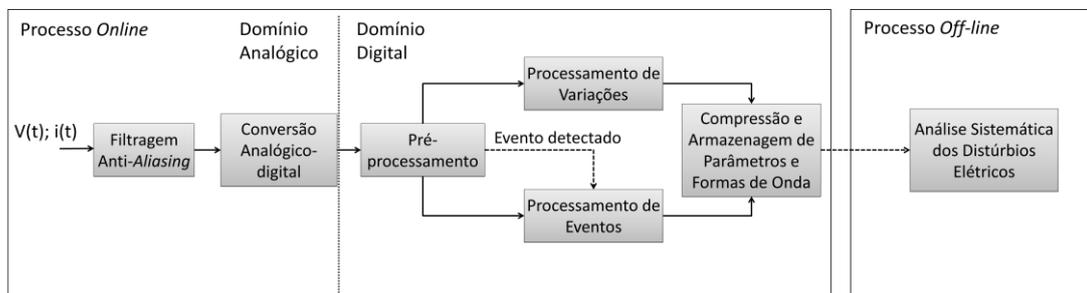


Figura 1.1 – Diagrama de blocos do modelo para monitoramento da Energia Elétrica

Na Figura 1.1, a primeira etapa analógica constitui a filtragem anti-aliasing. Este filtro é responsável por delimitar a largura de banda do sinal de entrada com a finalidade de satisfazer o teorema da amostragem de Nyquist (PROAKIS, 1996). O sinal filtrado é convertido do domínio contínuo para o discreto. Nesse instante, todas as demais etapas são desenvolvidas por técnicas discretas. A etapa de pré-processamento geralmente é utilizada para condicionamento e filtragem de sinais, detecção de eventos, etc... As etapas de processamento são constituídas de técnicas para decomposição dos sinais com o intuito de extrair parâmetros (e.g. valores RMS e médios dos sinais, tempo de duração de um evento, etc...) e/ou transformar as formas de onda em um domínio que possibilite uma maior eficiência de compressão de dados. A última etapa do processo *online* compreende a codificação ou compressão das formas de onda e parâmetros relevantes para cada tipo de distúrbio. No processo *off-line* são empregadas algumas técnicas de análise de sinais como classificação, distribuições de tempo-frequência, estatísticas e etc...

Este trabalho apresenta as seguintes contribuições:

- Validação e discussão de técnica desenvolvida no trabalho de (SANTOSO, 1997) baseada em Transformada Wavelet Discreta para compressão de distúrbios elétricos.
- Proposta de técnica para a compressão de transitórios rápidos.
- Proposta de técnica para a análise tempo-frequência de distúrbios elétricos em geral.

A primeira contribuição se faz necessária, pois uma série de trabalhos relacionados, aqui apresentados no capítulo de revisão bibliográfica, propuseram técnicas conhecidas por comprimir qualquer tipo de distúrbio elétrico. De fato, a existência de uma técnica capaz de comprimir com eficiência significativa qualquer tipo de distúrbio, desde que não comprometa a qualidade de reconstrução, deve ser investigada. No entanto, algumas considerações e critérios são levados em conta para analisar o desempenho desta técnica anteriormente proposta.

A segunda contribuição possui como foco a compressão das formas de onda correspondentes aos transitórios subciclo ou rápidos. Este distúrbio está classificado no grupo dos eventos por possuir tempos de início e fim que podem ser bem delimitados. Um transitório subciclo pode ser disparado, por exemplo, pela ativação de cargas indutivas e capacitivas de valor expressivo ou por descargas elétricas produzidas por intempéries climáticas. De acordo com (CHATTOPADHYAY, 2011), os transitórios são tratados como um dos mais importantes distúrbios relacionados com a qualidade da EE. Isto porque, dependendo da magnitude da tensão e/ou corrente, pode ocorrer a danificação de dispositivos elétricos da rede de distribuição ou equipamentos que consomem a EE. A duração média desse tipo de evento é da ordem de microssegundos. Portanto, sua detecção é dependente de uma taxa elevada de amostragem (*e.g.* 10^6 amostras por segundo).

Um exemplo hipotético, porém dentro da realidade da eletrônica atual, é considerar que dados relativos aos transitórios subciclo são amostrados a uma frequência de amostragem de 2 MHz com resolução de 16 bits. Logo, uma quantidade de 4 MBytes de dados amostrados são gerados por segundo. No entanto, neste caso, há uma fração de segundo que realmente interessa e as demais amostras podem ser descartadas. Se essa porcentagem correspondente ao evento e seu entorno for de 1% em relação a um segundo, então a quantidade de dados é reduzida para 40 kBytes por segundo. É verdade que transitórios não estão sempre presentes na rede elétrica, são eventos estocásticos e a probabilidade de ocorrência depende de muitas variáveis (*e.g.* condições climáticas, níveis de emissão de cargas capacitivas e indutivas em um determinado ponto, etc...). Mas se considerar o conjunto completo de distúrbios, então todo e qualquer ganho em eficiência de compressão é importante para permitir o armazenamento de dados por períodos maiores de tempo.

Em geral, as formas de onda relativas a todos os tipos de distúrbios são armazenadas, como esquematicamente representado no final do segundo bloco de processamento da Figura 1.1. Isto é feito para posterior verificação analítica e subjetiva dos diferentes tipos de distúrbios que aconteceram durante o período de monitoramento. Para variações e distúrbios de baixa frequência, não há necessidade de uma taxa de amostragem tão elevada para o monitoramento como no caso dos transitórios subciclo. Portanto, mesmo que o conversor analógico-digital utilizado possua uma taxa elevada, a etapa de pré-processamento pode efetuar uma sub-amostragem no sinal para reduzir a quantidade de dados e informação necessária para o monitoramento dos distúrbios de baixa frequência. Portanto, a taxa efetiva de amostragem para cada unidade pode ser diferente.

A compressão das formas de onda naturalmente inclui mecanismos com e sem perdas de informação. No entanto, o ideal é utilizar técnicas de compressão que garantam o máximo de fidelidade em relação ao sinal medido no processo *online*. Isto porque sinais com pouca perda de informação possibilitam uma melhor análise *off-line*.

Com base nisso, o compromisso entre eficiência de compressão e qualidade de reconstrução do sinal deve ser considerado.

A terceira contribuição está relacionada com uma das verificações empregadas no processo *off-line*: a análise tempo-frequência das formas de onda com distúrbios elétricos. Este mecanismo é capaz de auxiliar na identificação e classificação de cada tipo de distúrbio relacionando a amplitude como uma função da localização temporal e espectro de frequências. Um distúrbio de alta frequência, por exemplo, pode ser parametrizado com auxílio deste tipo de distribuição de dados.

1.1 Objetivos

Em virtude dos conceitos anteriormente descritos, os objetivos deste trabalho são os seguintes:

- Análise e implementação da técnica baseada em Transformada Wavelet desenvolvida no trabalho de (SANTOSO, 1997)
- Análise de técnicas de DSP utilizadas no contexto de distribuição tempo-frequência para sinais unidimensionais
- Proposta, implementação e verificação de técnica para a compressão de transitórios subciclo
- Proposta, implementação e verificação de técnica para a análise tempo-frequência aplicada ao tipo de sinal em estudo

1.2 Estrutura da Dissertação

O restante da dissertação é estruturado da seguinte maneira: O Capítulo 2 desenvolve os conceitos básicos relevantes a este trabalho. A seguir, o Capítulo 3 é dividido entre trabalhos que propuseram técnicas para compressão de distúrbios elétricos e aqueles que desenvolveram técnicas de análise tempo-frequência para sinais unidimensionais. Em um primeiro momento, o Capítulo 4 apresenta a configuração experimental para análise da técnica de compressão das representações de distúrbios desenvolvida em trabalhos anteriores. Em seguida, as técnicas propostas para compressão e análise tempo-frequência bem como suas respectivas configurações experimentais são descritas. O Capítulo 5 apresenta e discute os resultados e, finalmente, no Capítulo 6 as conclusões são desenvolvidas.

2 CONCEITOS BÁSICOS

Este capítulo apresenta as definições básicas relevantes ao escopo de atuação deste trabalho. Em um primeiro momento é importante caracterizar os transitórios rápidos e o tipo de sinal digital a ser comprimido e analisado. O restante do capítulo desenvolve conceitos acerca das técnicas de processamento, compressão, análise tempo-frequência de sinais unidimensionais e métricas para avaliação dos desempenhos de compressão e qualidade de reconstrução.

2.1 Caracterização dos Transitórios Rápidos

De acordo com (IEC, 2008), o transitório em sinais de tensão e corrente pode ocorrer em qualquer sistema AC e sua detecção, classificação e caracterização são assuntos relevantes para o escopo do monitoramento da EE. A norma define este evento como um fenômeno caracterizado por uma elevação rápida na magnitude seguida de um decrescimento gradual. A duração temporal média de um transitório rápido compreende fração do ciclo fundamental (*i.e.* menor que 16,67 ms para 60 Hz). Embora seja possível estabelecer a assinatura característica de um transitório, sua parametrização não é trivial. Em decorrência disto, é possível encontrar algumas divergências na literatura a respeito de algumas características dos transitórios rápidos. Em (MUÑOZ, 2009), os transitórios subciclo são classificados em impulsivos e oscilatórios. Segundo o autor, os impulsivos são consequência das descargas elétricas provenientes de intempéries climáticas. Por outro lado, os oscilatórios são decorrentes de atividade de cargas indutivas e/ou capacitivas na rede elétrica. Sendo assim, o autor destaca que os transitórios impulsivos e oscilatórios possuem faixas de frequências no espectro de kHz até MHz e Hz até kHz, respectivamente. Em (BOLLEN, 2005) a classificação é praticamente similar. A única diferença é que este autor define que os oscilatórios podem apresentar frequência na faixa de MHz. Já nas recomendações de monitoramento da EE (IEEE, 2003) e (IEEE, 2009), a classificação dos transitórios é a mesma, porém existem algumas divergências em relação a alguns parâmetros quantitativos. Por exemplo, para os impulsivos não é fornecida informação de magnitude. Em contrapartida, a norma (IEC, 2008) não classifica os transitórios em impulsivos e oscilatórios, mas define que a magnitude da tensão e corrente de um evento transitório é de até 6 kV e 5 kA, respectivamente. A Tabela 2.1 sumariza informações relativas aos transitórios rápidos que também são encontradas em (IEEE, 2009). Nota-se que os transitórios impulsivos são mais caracterizados quanto ao tempo de subida e duração enquanto que os oscilatórios possuem informação de frequência de oscilação. A magnitude dos oscilatórios possui faixa de variação de 0 a 8 pu², tendo em vista que a

² Quantidade adimensional conhecida como “por unidade”. Para valores nominais de pico é atribuído 1.0 pu que corresponde a 100%.

rede de distribuição de EE possui diferentes valores máximos de amplitudes de tensão e corrente nominais nas linhas do barramento trifásico ou monofásico de potência. Portanto, se o valor nominal da tensão de pico é 311 V, então o caso extremo de 8 pu corresponderia a 2,49 kV.

Tabela 2.1 - Características quantitativas dos transitórios rápidos (IEEE, 2009)

	tempo de subida	tempo de descida	frequência de oscilação	magnitude
impulsivos	5 ns – 0.1 ms	50 ns – 1 ms	–	–
oscilatórios	–	5 μ s – 50 ms	5 kHz – 5 MHz	0 – 8 pu

A norma (IEC, 2008) não define quais são as técnicas que devem ser utilizadas para a detecção e avaliação de transitórios rápidos. O que pode ser encontrado é apenas uma citação de técnicas comumente utilizadas neste cenário específico. Por exemplo, as seguintes técnicas são descritas para a detecção deste tipo de evento:

- Método comparativo: quando um valor de limiar é ultrapassado, então um transitório é detectado.
- Método de envelope: similar ao método comparativo com a diferença de que a componente fundamental é extraída.
- Método da janela deslizante: valores instantâneos são comparados com seus correspondentes no ciclo anterior.
- Método da derivada: quando o valor da derivada ultrapassa um valor de limiar, então um transitório é detectado.
- Método do valor RMS: um conjunto de dados menor que um ciclo da fundamental é utilizado para avaliação do valor RMS. Quando o valor RMS ultrapassa um limiar, então o transitório foi detectado.
- Alguns outros métodos que incluem Transformada Discreta de Fourier ou Transformada Wavelet.

Uma vez que os transitórios são detectados, os parâmetros que a norma julga apresentarem relevância são os seguintes:

- O valor de pico da tensão ou corrente elétrica.
- A sobre-tensão do transitório.
- A taxa de crescimento em tensão ou corrente elétrica em relação ao tempo, avaliados na borda de subida do evento.
- Parâmetros de frequência.
- A duração do evento.
- O coeficiente de decrescimento do transitório.
- A frequência de ocorrência dos eventos.
- Energia e potência disponível ou transmitida.
- Definir se o efeito transitório é contínuo (*i.e.* persiste seu disparo a cada ciclo) ou se é discreto e imprevisível.

Apesar dessa série de parâmetros, a norma enfatiza que estes são de difícil quantização e a forma de onda muitas vezes pode ajudar na verificação das características. É forçoso, portanto, reconhecer que não há um consenso na literatura quanto à parametrização dos transitórios. Portanto, tal característica ratifica a

necessidade do armazenamento das formas de onda para que seja possível tanto uma análise mais criteriosa (comumente feita no estágio *off-line* da Figura 1.1) quanto à verificação visual do evento transitório.

Uma vez que seja desejável o armazenamento e compressão das formas de onda dos transitórios rápidos, então é necessário caracterizar o tipo de sinal digital a ser processado e codificado. Os transitórios rápidos são definidos como sinais não estacionários (IEEE, 2009). Com base nisso, diversas técnicas são utilizadas com a intenção de transformar os sinais em um domínio que possibilite o descarte de informação com menor relevância e a codificação entrópica no sentido de aumentar a eficiência na compressão.

2.2 Técnicas de Processamento Digital de Sinais Unidimensionais

Esta subseção apresenta conceitos básicos de técnicas de processamento digital de sinais unidimensionais que serão revisitadas nos próximos capítulos desta dissertação.

2.2.1 Transformada Discreta de Fourier

A Transformada Discreta de Fourier (*Discrete Fourier Transform – DFT*) é uma ferramenta que transforma sinais do domínio temporal para o domínio das frequências. Embora a DFT possua uma aplicação mais eficiente em sinais que sejam estacionários, sua utilização é analisada por alguns trabalhos até mesmo nos transitórios subciclo.

A DFT é definida pela equação (2.1) (PROAKIS, 1996):

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-i2\pi kn/N} \quad (2.1)$$

Onde, X_k contém a informação de amplitude e fase relativas à frequência senoidal k/N (*i.e.* ciclos por amostra), x é o sinal digital no domínio do tempo, e N a quantidade de amostras de x . Nota-se que o conceito de DFT está relacionado com a esperança matemática cuja função probabilidade é uma base ortonormal de expansão de funções senoidais. Portanto, é fácil perceber que a DFT produz maior representatividade quando o sinal de entrada é fortemente correlacionado com a base senoidal.

Em geral, a implementação mais eficiente para o cálculo dos coeficientes X_k , em termos computacionais e portanto mais utilizada, é conhecida como Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform – FFT*). Neste caso, muitas redundâncias em cálculos são economizadas.

Em (BURRUS, 1998), é demonstrado que a FFT é mais indicada para análise da frequência fundamental e suas respectivas harmônicas. Para casos de sinais não estacionários, o autor motiva a utilização da Transformada Wavelet, pois esta última Transformada possui bases mais orientadas a eventos dessa natureza.

2.2.2 Transformada Wavelet

A Transformada Wavelet (*Wavelet Transform – WT*) foi primeiramente estudada por Haar, em 1909. Embora as Wavelets hoje sejam reconhecidas como uma ferramenta matemática muito utilizada em diversos campos científicos, depois de 1909 houve um intervalo de aproximadamente 76 anos para que o estudo e proposta de novas bases Wavelets fossem novamente desenvolvidos. Em 1985, Mallat desenvolveu o conceito de multiresolução para bases Wavelets. Motivado pela análise em diferentes resoluções de imagens, Mallat publicou em 1989 um artigo que explorou a ortonormalidade para

analisar um sinal em subcamadas de filtros passa banda. Nos anos seguintes, Meyer contribuiu com a primeira base suave (*i.e.* continuamente diferenciável) e Daubechies desenvolveu a primeira base suave com suporte compacto³. Em resumo, as Wavelets se tornaram atrativas para a comunidade de processamento digital de sinais, porque este tipo de transformada possui uma representação diferenciada, se comparada com Fourier, em escala de tempo. Em (MALLAT, 1989) e (LIMA, 2003) maiores informações sobre o avanço no estudo de Wavelets podem ser encontradas.

O conceito principal é a criação de uma base ortonormal que gere subespaços vetoriais que gradualmente formam o espaço *Lebesgue* quadrado integrável $L(\mathbb{R})^2$ (2.2).

$$L^2(\mathbb{R}) = \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} |f(x)|^2 dx} < \infty \quad (2.2)$$

Em (2.2) é estabelecida a condição necessária para que uma função represente o espaço $L^2(\mathbb{R})$. Essa equação denota outra característica importante sobre as Wavelets: a energia associada a uma função deve ser finita. Na matemática, energia refere-se à integral presente na equação (2.2). Isso é consequência do produto interno escalar da função $f(x)$ (*i.e.* $\langle f(x), f(x) \rangle$). Portanto, como uma Wavelet deve coincidir exatamente com o espaço *Lebesgue*, então é possível concluir que a energia de uma Wavelet é finita.

A Transformada Wavelet (2.3) (SANTOSO, 1996) é representada por uma função mãe (2.4) (SANTOSO, 1996) que é convoluída com o sinal em análise. O conceito se baseia em decompor e projetar componentes do sinal em subespaços vetoriais aninhados ao espaço *Lebesgue*.

$$WT_{a,b} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{a,b}^*(t)dt \quad (2.3)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right); a, b \in \mathbb{R}; a \neq 0 \quad (2.4)$$

Onde $WT_{a,b}$ refere-se à Transformada Wavelet que é dependente dos fatores de escala e translação a e b , respectivamente. O termo $\psi_{a,b}^*(t)$ denota a função mãe utilizada e o sinal asterisco refere-se ao complexo conjugado.

Na equação (2.4) o termo $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$ denota o fator de normalização para a amplitude da função mãe.

Para que a condição de base ortonormal seja satisfeita, a função mãe deve possuir suporte compacto e os parâmetros a e b devem ser escolhidos em função da seguinte relação: $a = a_0^m$; $b = nb_0a_0^m$; onde $a_0 > 1$ e $b_0 > 0$ são constantes fixas e m e $n \in \mathbb{Z}$. Nota-se que se a e b possuem um mesmo fator de crescimento, então a condição de ortonormalidade está garantida. Isto porque a função mãe é contraída pelo mesmo fator que aumenta a quantidade de translações no tempo e vice-versa. Por facilidade de implementação, em sistemas digitais, o fator diádico geralmente é escolhido e, portanto,

³ Uma função que possui suporte compacto é aquela cujo domínio é restrito a um intervalo fechado de forma que a imagem seja igual a zero para qualquer valor de entrada fora deste intervalo.

$a_0 = 2$ e $b_0 = 1$. Como resultado, $a = 2^m$ e $b = n2^m$. Portanto, como n e m são números inteiros, então esta base percorre conjuntos disjuntos atendendo ao conceito de ortonormalidade.

A Transformada Wavelet Discreta (*Discrete Wavelet Transform – DWT*) pode ser equacionada da seguinte maneira (2.5):

$$DWT = \sum_{t=0}^{N-1} x[t] \psi_{a,b}[t] \quad (2.5)$$

Onde, N é a quantidade de amostras do sinal $x[t]$. É importante perceber que neste caso a função mãe é discreta e possui alguns pontos a serem convoluídos com o sinal digital $x[t]$.

Na prática, com a intenção de eliminar a redundância de informação em coeficientes no domínio Wavelet, existe uma função ortogonal à função mãe anteriormente definida que representa um subespaço vetorial complementar ao espaço gerado pela função mãe. Essa função, geralmente denominada função de escala, captura a informações de baixa frequência do sinal enquanto a função mãe conserva detalhes mais específicos. Dessa forma, como elas exploram características diferentes, ambas as funções em conjunto representam o espaço vetorial *Lebesgue*. A Figura 2.1 ilustra esta característica.

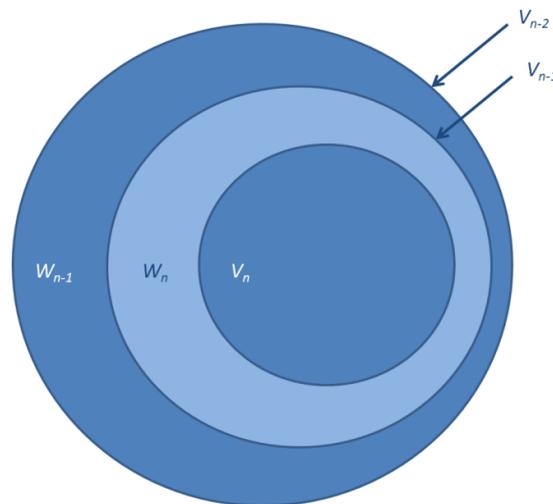


Figura 2.1 - Relação entre os subespaços vetoriais complementares

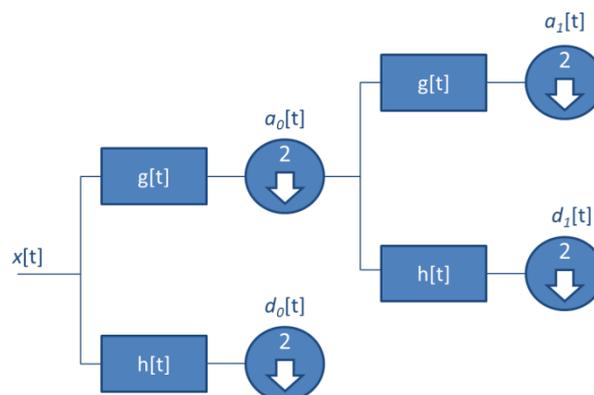


Figura 2.2 - Banco de Filtros para análise multiresolução de Wavelet

Na Figura 2.1, W_n é um subespaço gerado pela função mãe e V_n um subespaço complementar gerado pela função ortogonal. Portanto, percebe-se que o sinal pode ser representado, no domínio Wavelet, pelos coeficientes do n -ésimo nível da função de escala e de todos os níveis da função mãe.

Com base nisso, as respectivas funções discretizadas no tempo servem como coeficientes de filtros digitais que podem ser aplicados ao sinal de entrada formando um banco de filtros como na Figura 2.2. Percebe-se que $g[t]$ e $h[t]$ denotam filtros passa baixas e altas, respectivamente. Nota-se que $g[t]$ representa, no domínio digital, a função de escala, e $h[t]$ a função mãe. A sub-amostragem por fator diádico representa a contração das bases Wavelet e os coeficientes $a_n[t]$ e $d_n[t]$ referem-se às aproximações (*i.e.* informação de baixa frequência) e aos detalhes (*i.e.* informação de alta frequência) em cada nível de resolução.

Sendo assim, para a reconstrução são necessários o n -ésimo termo das aproximações (*i.e.* aproximação no maior nível de resolução) e todos os coeficientes de detalhes.

2.2.3 Análise de Componentes Principais

A análise de componentes principais (*Principal Component Analysis – PCA*) é uma técnica originalmente proposta por (PEARSON, 1901) e também conhecida como Transformada de Hotelling ou Transformada de Karhunen-Loève. Seu princípio é baseado em conjunto multivariado de dados que possuem correlação entre variáveis. Portanto, esta técnica reduz as possíveis redundâncias em seu domínio original e transforma estes dados em um domínio, possivelmente, de dimensão menor e com componentes sem correlação. A seguir, uma breve explicação do funcionamento da análise PCA é desenvolvida.

Seja \mathbf{X} a matriz de dimensões n por v , onde v refere-se à quantidade de variáveis e n denota a quantidade de amostras por variável. O primeiro passo consiste em centralizar os dados relativos a cada variável (2.6) (*i.e.* subtrair cada variável v de sua respectiva média aritmética (2.7)).

$$i, j \in \mathbb{N}; 1 < i \leq n; 1 < j \leq v; x_{ij} = x_{ij} - E\{x_j\} \quad (2.6)$$

$$E\{x_j\} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \quad (2.7)$$

Nas equações (2.6) e (2.7) j e i são índices para a j -ésima variável x e sua respectiva i -ésima amostra. Nota-se que a esperança matemática de primeira ordem em (2.7) assume uma função densidade de probabilidade equiprovável. Isto resulta na conhecida média aritmética.

Após o processo de centralização dos dados, o próximo passo é dedicado ao cálculo da matriz de covariâncias entre as v variáveis presentes no conjunto de dados. A variância (2.8) mede o nível quadrático de dispersão de um conjunto de dados em relação à média. Já a covariância (2.9) considera duas variáveis diferentes e mede o nível de dependência linear existente entre estas variáveis ou o quanto elas variam juntas.

$$\text{var}(x_i) = \frac{1}{n-1} E\{(x_i - E\{x_i\})^2\} \quad (2.8)$$

$$\text{cov}(x_i, x_k) = \frac{1}{n-1} E\{(x_i - E\{x_i\})(x_k - E\{x_k\})\}; i \neq k \quad (2.9)$$

Nas equações (2.8) e (2.9), percebe-se que a variância é um caso específico da covariância. Como geralmente duas ou mais variáveis diferentes são analisadas em PCA, então o conceito de matriz de covariâncias (2.10) se torna indispensável. Isto porque a intenção é obter as diferentes direções de máxima dispersão que descorrelacionam os dados.

$$C_x = \begin{pmatrix} \text{cov}(x_1, x_1) & \cdots & \text{cov}(x_1, x_v) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(x_v, x_1) & \cdots & \text{cov}(x_v, x_v) \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

A matriz de covariâncias C_x deriva todas as possíveis combinações entre as variáveis incluindo os casos específicos de variância (*i.e.* variáveis iguais). Nota-se que C_x é sempre uma matriz quadrada de dimensão v por v . Em seguida, a determinação dos autovetores de comprimento unitário \mathbf{e} e respectivos autovalores λ de C_x é feita. Os autovetores são ordenados em função da ordem decrescente de seus respectivos autovalores. Uma das propriedades dos autovetores é que eles são perpendiculares entre si. Por exemplo, assume-se que \mathbf{e}_1 e \mathbf{e}_2 são os autovetores associados aos maiores autovalores λ_1 e λ_2 . Na prática, \mathbf{e}_1 estabelece a direção de máxima variância da distribuição. Já o autovetor \mathbf{e}_2 é perpendicular a \mathbf{e}_1 e representa a direção com a segunda maior variância. Deste processo é derivada, então, a matriz \mathbf{A} (2.11) que contém todos os autovetores dispostos como colunas ordenadas da maneira anteriormente mencionada.

$$\mathbf{A} = (\mathbf{e}_1 \quad \mathbf{e}_2 \cdots \mathbf{e}_n) \quad (2.11)$$

Sendo assim, a transformação do conjunto de dados centralizados e correlacionados para o domínio dos componentes principais é dada pela multiplicação do conjunto multivariado de dados por \mathbf{A} . Este novo domínio pode apresentar alguns coeficientes menos relevantes e muito próximos de zero em componentes de menor dispersão. Portanto a redução de dimensionalidade permite a compressão dos dados que originalmente eram representados por v variáveis e que agora podem conter p componentes principais, sendo $p < v$ e cada componente principal possui mesma quantidade de amostras que uma variável. Esta redução de dimensionalidade insere perda de informação. No entanto, ao assumir que as variáveis do conjunto de dados possuem alta correlação, então apenas as componentes de menor correlação são perdidas.

2.3 Técnicas para Análise Tempo – Frequência

Como anteriormente mencionado, a análise tempo-frequência é uma etapa importante realizada no processo *off-line* que auxilia na verificação dos tipos de distúrbios em função da localização temporal, espectro de frequências e amplitude. Nesta subseção três técnicas são apresentadas para este propósito.

2.3.1 Transformada Breve de Fourier

A Transformada breve de Fourier (*Short Time Fourier Transform* – STFT) possui como única diferença, em relação à técnica apresentada na subseção 2.2, a utilização de janelas temporais menores para a análise Fourier. Com base nisso, estima-se o espectro de frequências presente naquele período temporal menor. A STFT pode ser equacionada como segue (2.12) (HAYKIN, 1999):

$$X(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)w^*(t - \tau)e^{-j\omega t} \quad (2.12)$$

Nota-se que na equação (2.12) uma função adicional w , geralmente conhecida como janela, é multiplicada pelo sinal de entrada $x(t)$ justamente para condicionar um período temporal cuja posição central é definida por τ . Portanto, a análise Fourier é feita somente na área compreendida pela janela. Diversos tipos de janela podem ser usados tais como: Hamming, Gaussiana e retangular.

Em (ROBERTSON, 1996), é mostrado que a escolha do período temporal da janela interfere na resolução do espectro de frequências. Dessa forma, para os transitórios é necessário reduzir este período fazendo com que a resolução no espectro de frequências seja menor. Na prática, se a resolução temporal é maior, então a resolução é menor no domínio de frequências.

2.3.2 Análise Multiresolução Wavelet

A técnica STFT possui como grande desvantagem o compromisso entre resoluções temporal e de espectro de frequências. Essa desvantagem compromete a análise de sinais da EE, uma vez que as componentes de mais alta frequência são mais abruptas e possuem menor duração temporal que componentes de baixa frequência. Em virtude disto, a análise multiresolução Wavelet possui como principal característica uma maior resolução temporal para altas frequências e menor resolução temporal para as baixas. Isto resulta, em maior resolução para baixas frequências e menor resolução para altas frequências. Com base nisso, é possível manter a integridade de componentes de baixa frequência e analisar com maior precisão a localização temporal em que o transitório aconteceu.

2.3.3 Transformada de Hilbert-Huang

A transformada de Hilbert-Huang (*Hilbert-Huang Transform* – HHT) é assim denominada em função da fusão entre transformada de Hilbert e da Decomposição Empírica de Modos (*Empirical Mode Decomposition* – EMD), proposto por (HUANG, 1998). A técnica EMD é estudada e utilizada em diversos campos científicos e possui como característica principal a decomposição de séries temporais tendo como base apenas os pontos extremos locais. Portanto, a decomposição EMD é dita adaptativa ao formato do sinal. As componentes derivadas do EMD são chamadas de modos de oscilação (*Intrinsic Mode Function* – IMF). Cada IMF representa um modo de oscilação presente na série temporal original. Esta característica é aproveitada pela Transformada de Hilbert com o intuito de prover frequência instantânea e amplitude com significado físico correto. A Figura 2.3 mostra o fluxograma de funcionamento da técnica EMD. Nota-se que o primeiro passo é criar uma variável temporária x' que recebe o sinal x . Em seguida os extremos locais são buscados e classificados da seguinte maneira: pontos de máximo e de mínimo. Logo, usando a interpolação *spline* estes pontos de máximo e mínimo formam envelopes de máximo e mínimo com o mesmo número de amostras de x' . O próximo passo refere-se ao cálculo da média aritmética local em cada ponto dos respectivos envelopes. Nota-se que, no fluxograma, *media* denota um conjunto de médias locais. Portanto, o próximo passo é subtrair cada amostra de x' da média local. Em seguida, é necessário verificar se este novo x' pode ser considerado um IMF. Um IMF é definido da seguinte maneira: o número de extremos locais (*i.e.* máximos e mínimos locais) e zeros devem ser iguais ou diferir no máximo de uma unidade. Além disso, a média local em cada ponto deve ser menor que um valor de limiar previamente

estabelecido e próximo de zero. Uma forma alternativa de verificar se um IMF foi encontrado baseia-se em verificar o desvio padrão (2.13) (HUANG, 1998) entre dois vetores x' consecutivos resultantes do processo iterativo.

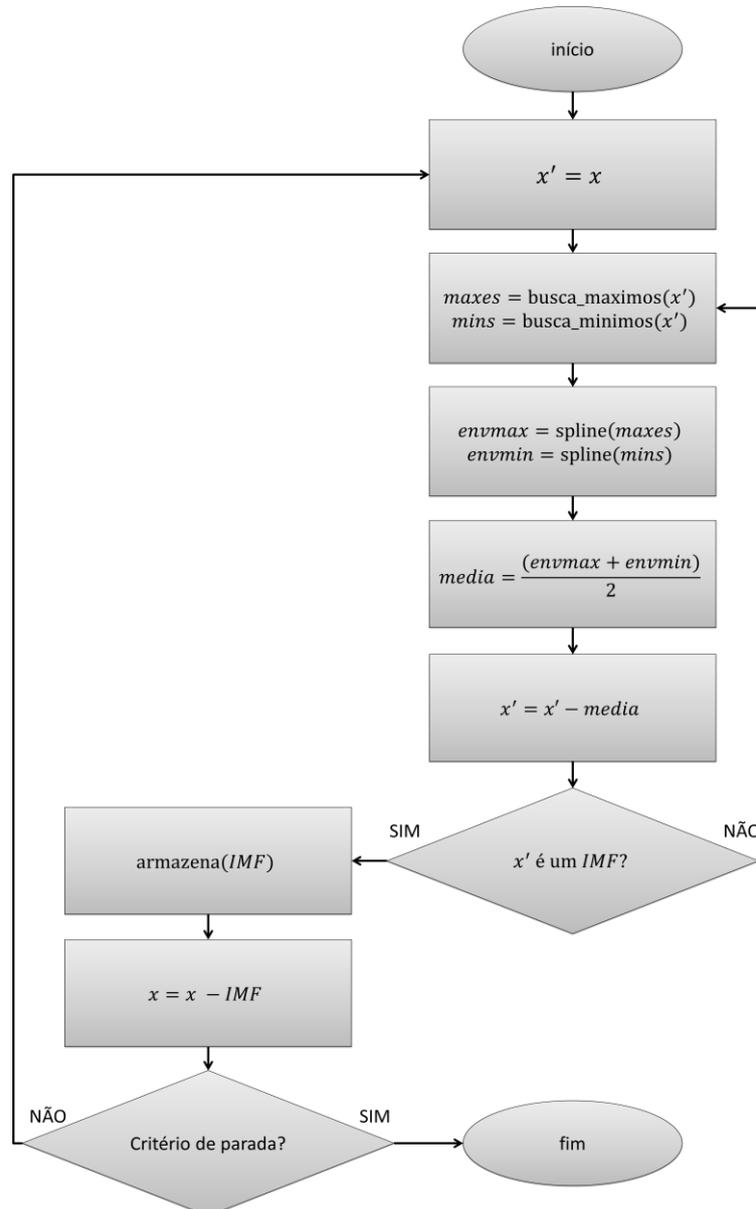


Figura 2.3 - Fluxograma de funcionamento do EMD

$$SD = \sum_{t=1}^N \left(\frac{|x'_{k-1}[t] - x'_k[t]|^2}{x'_{k-1}[t]^2} \right) \quad (2.13)$$

Na equação (2.13) os índices $k-1$ e k denotam os processos iterativos antecessor e atual, respectivamente. Dessa forma, para que x'_k seja um novo IMF, SD deve ter um valor menor que 0.3 (HUANG, 1998). Com base nisso, se x'_k ainda não atende aos requisitos de um IMF, então o processo é repetido. Caso contrário, o novo IMF é armazenado e x é subtraído de IMF, gerando um resíduo que serve como dado de entrada para a extração de um novo IMF.

O segundo teste condicional que deve ser feito é o critério de parada do processo de extração de componentes IMF. Este critério pode ser uma desejada quantidade de componentes IMFs a serem extraídas ou então quando o resíduo se torna uma função monótona⁴. Portanto, quando o critério de parada é atendido, então o processo EMD é finalizado. Caso contrário, um novo IMF é extraído.

Nota-se que a reconstrução de um sinal decomposto pela técnica EMD é simplesmente definido pela equação (2.14).

$$\hat{x} = \sum_{i=1}^I IMF_i + r \quad (2.14)$$

Onde \hat{x} denota o sinal reconstruído, i é o índice dos I componentes IMF extraídos e r é o último resíduo referente à subtração entre x e o último IMF.

Uma vez que todos os componentes IMF são extraídos, o próximo passo é a transformação destes elementos no domínio Hilbert. A Transformada de Hilbert (*Hilbert Transform* – HT) é definida pela equação (2.15).

$$Y(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{X(\tau)}{(t - \tau)} d\tau \quad (2.15)$$

Onde P denota o valor principal de Cauchy para integrais impróprias que possuem indefinições (*e.g.* $t = \tau$). Na prática, a HT produz um sinal com defasagem de 90° em relação ao sinal de entrada. Adicionalmente, Y e X formam um número complexo Z (2.16).

$$Z(t) = X(t) + jY(t) \quad (2.16)$$

Portanto, a amplitude $a(t)$ e fase $\theta(t)$ são determinados pelas equações (2.17) e (2.18), respectivamente.

$$a(t) = \sqrt{X(t)^2 + Y(t)^2} \quad (2.17)$$

$$\theta(t) = \tan^{-1} \left(\frac{Y(t)}{X(t)} \right) \quad (2.18)$$

A frequência instantânea $\omega(t)$ é então definida pela equação (2.19).

$$\omega(t) = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (2.19)$$

De acordo com (HUANG, 1998), um sinal misturado com diversos modos de oscilação não produziria como resultado frequências instantâneas com um significado físico correto. Portanto, a decomposição em diversas componentes IMF é fundamental para que a análise tempo-frequência pela Transformada de Hilbert esteja correta.

2.4 Codificação de Sinais

Os sinais digitais geralmente são transformados em um domínio que possibilite a redução na redundância de informação. Mas a simples transformação de domínios não produz nenhum ganho em termos de compressão. Em diversos casos, alguns

⁴ Uma função monótona em um intervalo é caracterizada por ser estritamente crescente ou decrescente neste determinado intervalo.

coeficientes no domínio transformado não possuem muita relevância para o contexto do sinal em análise e, portanto, podem ser descartados. Em outros casos, estes coeficientes possuem valores muito próximos e uma simples quantização adicional pode equilibrar estas componentes. Tanto o processo de descarte quanto o de quantização adicional inserem perdas de informação que devem ser aceitáveis ao contexto do sinal, mas não é possível afirmar que houve compressão de dados. Isto porque a quantidade de amostras depois destes processos permanece a mesma. Na realidade, tanto o descarte quanto a quantização adicional auxiliam no processo de codificação. Portanto, a codificação de dados reduz a quantidade de bytes necessária para representar o sinal sem inserção de perdas na informação.

No contexto deste trabalho, a técnica de codificação de sinais explorada é conhecida como *Deflate*. Este algoritmo é um codificador de propósito geral que combina codificações Lempel-Ziv (LZ77) e Huffman. Portanto, em um primeiro momento, as técnicas de codificação LZ77 e Huffman são explicadas.

2.4.1 Algoritmo de Codificação LZ77

O algoritmo de codificação LZ77 é assim denominado em virtude do sobrenome de seus autores que publicaram um artigo em 1977 contendo a especificação de uma técnica de compressão de dados universal que não considera noções de probabilidade acerca dos dados (ZIV, 1977). Seu princípio é pautado em uma janela deslizante e um *buffer look-ahead*. A janela deslizante e o *buffer look-ahead* possuem tamanhos S_w e S_b , respectivamente, sendo o primeiro maior que o último. A janela deslizante é utilizada para a verificação de sequências de símbolos que casem com sequências que estão presentes no *buffer*. Portanto, como saída, têm-se tuplas do tipo (P, Q, C) . P identifica a posição inicial na janela em que uma sequência casada foi encontrada. Q define a quantidade de símbolos da sequência casada e C o caractere que sucede a sequência casada. Caso não haja casamento de sequências entre a janela e o *buffer*, então a resposta da tupla é $(0, 0, C)$. Portanto, a eficiência de compressão desta técnica depende dos tamanhos S_w e S_b e também da quantidade de repetições de símbolos no conjunto de dados. A Tabela 2.2 mostra um exemplo de codificação LZ77.

Tabela 2.2 - Exemplo de codificação LZ77

Janela								Buffer				Restante do conjunto	Tupla
7	6	5	4	3	2	1	0	3	2	1	0	bla_bla!_bla_bla!	(P, Q, C)
								b	l	a	_	bla!_bla_bla!	$(0, 0, b)$
							b	l	a	_	b	la!_bla_bla!	$(0, 0, l)$
						b	l	a	_	b	l	a!_bla_bla!	$(0, 0, a)$
					b	l	a	_	b	l	a	!_bla_bla!	$(0, 0, _)$
				b	l	a	_	b	l	a	!	_bla_bla!	$(3, 3, !)$
b	l	a	_	b	l	a	!	_	b	l	a	_bla!	$(4, 4, _)$
l	a	!	_	b	l	a	_	b	l	a	!		$(3, 3, !)$

Na Tabela 2.2, a segunda linha identifica cada posição da janela, *buffer*, o conjunto de dados a ser codificado e a representação das tuplas. Em um primeiro momento, o *buffer* possui os quatro primeiros caracteres e a janela não contém nenhum elemento.

Neste caso não há casamento entre a janela e o *buffer*. Portanto, a informação codificada na tupla é (0,0,b). Em seguida, o primeiro caractere aparece na janela, mas a sequência que está presente no *buffer* não permite casamento de símbolos. Nota-se que há uma letra “b” no *buffer*. No entanto, essa letra só poderia ser casada se estivesse localizada na posição 3 do *buffer*. Dessa forma, a nova tupla gerada é (0,0,l). O mesmo acontece com os próximos dois passos do algoritmo que geram as tuplas (0,0,a) e (0,0,_). O primeiro casamento de sequências acontece no quinto passo. Nota-se que a posição inicial na janela é identificada em $P = 3$. Ademais, percebe-se que a sequência casada possui comprimento $Q = 3$ e o caractere subsequente é “!”. Portanto a tupla gerada é (3,3,!). Os passos seguintes utilizam a mesma ideia.

Nota-se que S_w e S_b são iguais a 8 e 4, respectivamente. Portanto são necessários 3 bits para a representação de P e 3 bits para Q . Para o caractere C são necessários 8 bits, totalizando 14 bits por tupla. Para o exemplo apresentado, são utilizados 98 bits ou 12,25 bytes para representar os dados codificados. Por outro lado, o conjunto de dados sem codificação possui um tamanho de 136 bits ou 17 bytes. A compressão neste caso é pequena, porém para um conjunto de dados e dimensões de janela e *buffer* maiores a compressão pode ser significativa dependendo da quantidade de repetições que existe na sequência.

2.4.2 Codificação Huffman

Diferentemente do tipo de codificação apresentada na subseção 2.4.1, a codificação Huffman faz uso da distribuição probabilística de cada símbolo em um determinado conjunto de dados. Em geral, dado um alfabeto com alguns símbolos, para cada um há uma frequência de ocorrência associada. Sem nenhum tipo de codificação, um conjunto de dados possui uma quantidade fixa de bits para que cada símbolo seja representado (*e.g.* 8 bits para caracteres). No entanto, é possível fazer uso das probabilidades associadas a cada símbolo de forma que a quantidade de bits para representar cada símbolo seja variável. Isto porque o símbolo que mais aparece em um conjunto de dados deve possuir o menor código enquanto que o símbolo com menor probabilidade pode possuir uma quantidade maior de bits. Com base nisso, a técnica Huffman desenvolve uma árvore binária que contém todos os símbolos nas folhas. Os demais elementos da árvore até chegar à raiz são formados por composições entre os elementos com menor probabilidade na configuração atual. Um exemplo de codificação Huffman é apresentado em (SALOMON, 2008) e reproduzido na Figura 2.4 a seguir.

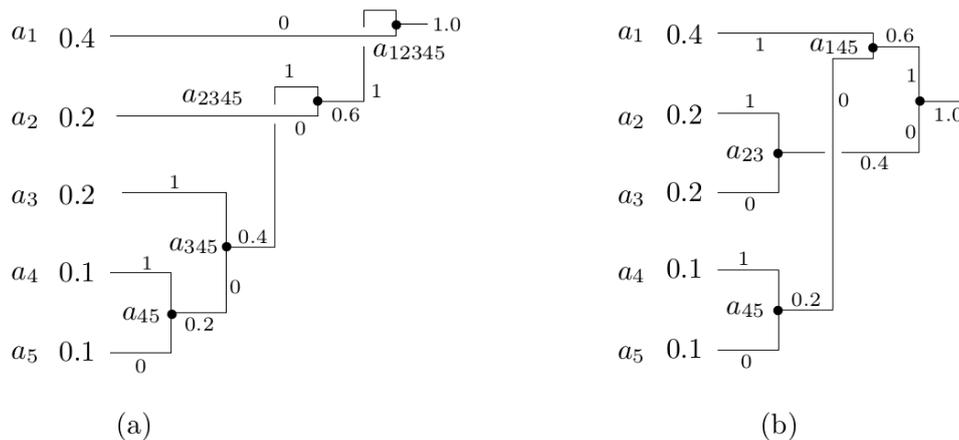


Figura 2.4 - Exemplo de codificação Huffman (SALOMON, 2008)

Na Figura 2.4 as árvores binárias a) e b) são resultado da técnica Huffman. Isto porque, em alguns casos, mais de uma árvore pode ser gerada. Em um primeiro momento, a solução em a) é explicada e em seguida é desenvolvida uma breve discussão comparativa entre as duas árvores geradas.

O alfabeto do exemplo é formado pelos símbolos a_1, a_2, a_3, a_4 e a_5 . Suas respectivas probabilidades são 0.4, 0.2, 0.2, 0.1 e 0.1. Todos os símbolos são dispostos nas folhas da árvore e em seguida os elementos a_4 e a_5 com menor probabilidade são combinados formando um nó pai a_{45} cuja probabilidade é a soma de seus filhos (*i.e.* 0.2). Em seguida, percebe-se que existem três nós com probabilidade 0.2 (*i.e.* a_2, a_3 e a_{45}). Portanto, de forma arbitrária os elementos a_3 e a_{45} são selecionados e geram o nó pai a_{345} com probabilidade 0.4. Os próximos elementos a serem combinados são a_2 e a_{345} . Nota-se que essa decisão também foi arbitrária, pois poderia ter sido uma combinação entre a_1 e a_2 . Como resultado, o elemento a_{2345} com probabilidade 0.6 é criado. Finalmente, a_1 e a_{2345} são combinados formando o nó raiz a_{12345} com probabilidade 1.0. Após este processo, a cada aresta superior é atribuído o valor “1” e a cada aresta inferior o valor “0”. Em seguida, cada símbolo terá um código específico com tamanhos variáveis. Neste exemplo, os respectivos códigos binários para a_1, a_2, a_3, a_4 e a_5 são “0”, “10”, “111”, “1101” e “1100”. Nota-se que o tamanho médio deste código (*i.e.* $0.4 \times 1 + 0.2 \times 2 + 0.2 \times 3 + 0.1 \times 4 + 0.1 \times 4$) é 2,2 bits.

Na letra b) um código diferente é gerado (“11”, “01”, “00”, “101” e “100”), porém possui mesmo tamanho médio. A diferença é que a decisão não foi arbitrária, mas no sentido de minimizar a variância entre os tamanhos dos códigos. Neste caso, a decisão é pautada não somente pelos elementos de menor probabilidade, mas também pelos elementos que estão mais próximos da extremidade das folhas. Dessa forma, a árvore tende a ser mais balanceada e possui uma altura menor. Uma codificação que minimize a variância entre os tamanhos dos códigos é preferida em casos que o codificador necessita transmitir os dados comprimidos. Portanto, segundo (SALOMON, 2008) a taxa de transmissão para cada código será mais homogênea.

2.4.3 Codificação Deflate

A codificação *Deflate* reúne os dois conceitos previamente apresentados. Na realidade, uma versão um pouco diferente do algoritmo LZ77 é utilizada. A diferença está relacionada com a tupla codificada que é definida como (P, Q) ao invés de utilizar o padrão (P, Q, C) . Portanto, o próprio caractere é mantido ao invés de codificar uma tupla $(0, 0, C)$ em casos que não há casamento de sequências. Como resultado, existem três categorias de tipos de dados na saída: as posições P , o comprimento da sequência Q e os caracteres que não possuem casamento. Os caracteres C , em casos que não há casamento, e comprimentos Q são codificados juntamente e as posições P em separado todos pela técnica Huffman. Portanto, duas árvores Huffman são geradas. Esta divisão entre os elementos é feita porque os comprimentos Q e os caracteres possuem valores próximos (*i.e.* 1 a 258 para o primeiro e 0 a 255 para o último). Já as posições podem possuir valores muito maiores em virtude do máximo tamanho da janela deslizante ser definida pelo algoritmo *Deflate* como sendo 32 kB.

Em um primeiro momento, os dados são divididos em blocos de tamanho arbitrário e no início de cada bloco há um cabeçalho que informa o modo de compressão e se este é o último bloco relativo ao conjunto de dados. Os modos de compressão são classificados em nenhuma compressão (modo 1), compressão com tabelas Huffman fixas e dinâmicas (modos 2 e 3). A codificação *Deflate* delimita para cada bloco do

modo 1 sequências de até 65.535 bytes. Já nos modos 2 e 3 uma tabela previamente estabelecida e conhecida como *edoc* é utilizada para mapear os diferentes tipos de elementos em códigos que serão a entrada para tabelas Huffman fixas ou dinâmicas. No modo 2 não há necessidade de compressão das tabelas fixas uma vez que elas são previamente estabelecidas e conhecidas por codificador e decodificador. Por outro lado, no modo 3, as tabelas são geradas a partir da análise estatística dos dados e portanto, algumas restrições são estabelecidas nos códigos gerados pelo codificador para uma organização que facilite a compressão das tabelas Huffman pela codificação RLE (*Run-Length Encoding*). O resultado da codificação RLE é novamente comprimido por Huffman. Dessa forma, as tabelas Huffman no modo 3 passam por uma compressão altamente eficiente e não produzem uma sobrecarga na quantidade de dados. Em geral, o maior ganho será dado pelo modo 3, no entanto este é o modo mais custoso computacionalmente. Mais detalhes sobre a codificação *Deflate* podem ser encontrados em (SALOMON, 2008).

2.5 Métricas utilizadas

Este trabalho está focado em análise de eficiência de compressão em detrimento da qualidade de reconstrução. Portanto, as duas métricas utilizadas para avaliação destas duas características são denominadas como CR (*Compression Ratio*) e NMSE (*Normalized Mean Squared Error*). Estas métricas foram escolhidas em virtude da grande maioria de trabalhos relacionados apresentarem seus resultados baseados nelas (SANTOSO, 1997) (HAMID, 2002) (HUANG, 2004) e (ZHANG, 2011). Adicionalmente, em alguns casos é utilizada a noção de entropia para definir o grau de dispersão das distribuições de dados.

2.5.1 CR

A métrica CR (2.20) (SANTOSO, 1997) estabelece a taxa de compressão entre o tamanho dos dados sem e com compressão.

$$CR = \frac{S_o}{S_c} \quad (2.20)$$

Na equação (2.20) S_o e S_c referem-se ao tamanho dos dados sem e com compressão, respectivamente. Os tamanhos são informados em bytes. Nota-se que quanto maior o CR, maior é a compressão dos dados.

2.5.2 NMSE

O sinal reconstruído quando subtraído do sinal original produz uma noção de diferença entre sinal original e reconstruído. Sendo assim, a métrica NMSE relaciona as normas L2 do vetor diferença e do sinal original. Como resposta, tem-se uma noção de porcentagem de desvio produzido na reconstrução do sinal. A equação (2.21) (SANTOSO, 1997) identifica a métrica NMSE.

$$NMSE(\%) = \frac{\|\hat{x} - x\|^2}{\|x\|^2} 100 \quad (2.21)$$

Onde, \hat{x} representa o sinal reconstruído e x o sinal original. Nota-se que quanto menor a porcentagem de NMSE, melhor é a qualidade de reconstrução.

2.5.3 Entropia

A entropia é uma métrica que mede o grau de desordem de uma distribuição. Baseada em um alfabeto representado por seus símbolos, esta métrica é capaz de auxiliar na construção de uma noção de previsibilidade na organização dos símbolos em um conjunto amostral. Sua definição é apresentada na equação (2.22).

$$H = - \sum_{i=1}^N P_i \log_2 P_i \quad (2.22)$$

Onde H refere-se à entropia, N denota a quantidade total de símbolos e cada símbolo i possui uma probabilidade associada. Como os dados digitais são representados pelo sistema binário, então a função logarítmica é definida na base dois. Na teoria da informação, a entropia é definida como o comprimento médio de bits necessário para representar uma distribuição. Esse comprimento está diretamente relacionado com a técnica de codificação Huffman anteriormente desenvolvida. Esta codificação encontra uma forma ótima de representação dos símbolos respeitando o comprimento médio definido pela entropia. Nota-se que quanto menor a entropia, menor é o comprimento médio de bits utilizados na codificação. Distribuições com entropia baixa possuem grande parte da probabilidade distribuída em um ou poucos símbolos do alfabeto. Essa característica de uma distribuição permite a utilização de codificadores entrópicos ampliando a eficiência de compressão.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo apresenta alguns trabalhos relacionados com a compressão de formas de onda provenientes da rede elétrica AC e também algumas ferramentas estudadas e já propostas no contexto da análise tempo-frequência. O principal objetivo é desenvolver uma revisão que estabeleça um limiar do conhecimento acerca das técnicas já desenvolvidas para solucionar os problemas apresentados nesta dissertação. Portanto, este capítulo é dividido em dois momentos: técnicas para compressão de sinais da rede elétrica AC e análise de tempo-frequência para distúrbios elétricos.

3.1 Compressão dos Sinais da Rede Elétrica AC

Embora o foco deste trabalho seja direcionado aos transitórios, os trabalhos de (SANTOSO, 1997), (HAMID, 2002), (DASH, 2003), (HUANG, 2004), (RIBEIRO, 2004) e (ZHANG, 2011) propuseram técnicas para compressão que abrangem uma maior quantidade de tipos de distúrbios elétricos. Tais técnicas convergem para a utilização da WT. Dessa forma, o trabalho desenvolvido por (SANTOSO, 1997) apresenta uma solução simples que posteriormente foi denominada de SDCM (*Standard Disturbance Compression Method*) (RIBEIRO, 2004) e (ZHANG, 2011). Um diagrama de blocos para o SDCM pode ser verificado na Figura 3.1.



Figura 3.1 – Diagrama de blocos do SDCM

No SDCM, uma forma de onda proveniente da rede elétrica AC é transformada do domínio temporal para um domínio cujos coeficientes são mais esparsos. Em seguida, um processo de descarte de coeficientes e/ou quantização é aplicado para eliminar informações que não são relevantes ao contexto do sinal e, finalmente, alguma forma de codificação produz o ganho de compressão em relação ao sinal de entrada original. Nota-se que o processo de perda de informação é determinado por parâmetros da segunda etapa. Na solução apresentada por (SANTOSO, 1997), a DWT é utilizada como transformada. A segunda etapa é representada por um processo de descarte abrupto baseado no valor de limiar Th_n que pode ser verificado na equação (3.1).

$$Th_n = p \max(|d_n|); 0 < p \leq 1 \quad (3.1)$$

Note que p denota um valor de significância em relação ao máximo valor absoluto presente no detalhe com nível de resolução n . Dessa forma, caso o valor de limiar desejado seja 10% do máximo valor absoluto, então p é igual a 0.1. Com base nisso, a decisão para o descarte de coeficientes do n -ésimo detalhe é a seguinte (3.2):

$$\forall k \in d_n \begin{cases} k, & k \geq Th_n \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.2)$$

Portanto, é possível verificar que para cada elemento k pertencente ao detalhe d_n , apenas os coeficientes maiores ou iguais ao valor de limiar Th_n são mantidos.

O processo de codificação sem perdas proposto em (SANTOSO, 1997) demanda baixíssima complexidade computacional. Na realidade, é um processo baseado em apenas armazenar todos os coeficientes de seus respectivos detalhes que são diferentes de zero juntamente com as respectivas posições destes elementos. Além disso, a aproximação com maior nível de resolução é inteiramente armazenada. Nota-se que o sucesso desta técnica, em termos de compressão de dados, é dependente do valor de limiar e também da quantidade de níveis de resolução explorados na análise DWT. Em geral, quanto maiores são o valor de limiar e os níveis de resolução, menores serão o número de coeficientes mantidos nos detalhes e o comprimento da enésima aproximação a ser armazenada, respectivamente. Em virtude desta análise, o trabalho de (SANTOSO, 1997) propõe que o valor de p em (3.1) seja igual a 0.1 para três níveis de resolução. O autor afirma que o processo de descarte utilizado atua na eliminação do ruído de fundo do sinal produzindo uma qualidade de reconstrução aceitável. O filtro escolhido pelo autor é o Daubechies com quatro coeficientes. Como resultado, têm-se um NMSE na ordem de 10^{-4} e um CR que varia de 3 a 6 vezes. Embora os resultados apresentados em (SANTOSO, 1997) ratifiquem o estudo desenvolvido, algumas análises devem ser desenvolvidas: em um primeiro momento, o autor aplica sua técnica em apenas três exemplos. Em seguida, não há uma justificativa para a utilização do filtro Daubechies com quatro coeficientes. Estas duas evidências combinadas produzem uma terceira análise maior: a factibilidade da técnica proposta para comprimir a todo e qualquer tipo de distúrbio proveniente da EE. Em geral, a compressão de uma forma de onda será melhor quando há uma correlação significativa entre o distúrbio em questão e a base Wavelet utilizada. Em virtude disso, o processo de descarte pode produzir perda significativa na informação contida naquele conjunto de dados. Portanto, é provável que nem sempre apenas o ruído seja descartado. Esse trabalho apresentado por (SANTOSO, 1997) é devidamente reproduzido no próximo capítulo para uma análise mais significativa acerca de sua utilidade em compressores de diferentes tipos de distúrbios. Isto porque alguns trabalhos posteriores tais como (HAMID, 2002), (DASH, 2003), (HUANG, 2004), (RIBEIRO, 2004) e (ZHANG, 2011) utilizam ideias parecidas para atender demandas em compressão de dados e/ou comparam seus resultados com o trabalho de (SANTOSO, 1997).

O trabalho desenvolvido por (HAMID, 2002), adiciona alguns aperfeiçoamentos na técnica SDCM. Neste caso, duas funções de custo são agregadas à análise e um número maior de filtros Wavelet é empregado. Adicionalmente, a forma geral da WT conhecida como WPT (*Wavelet Packet Transform*) é estudada e comparada com a DWT. A diferença entre as técnicas WPT e DWT é que a primeira explora toda a árvore de possibilidades. Isto significa que coeficientes de aproximação e detalhes são gerados a partir de detalhes antecessores e não somente de aproximações como é feito na DWT. Se comparado com a Figura 2.2, a WPT é definida pelo banco de filtros da Figura 3.2.

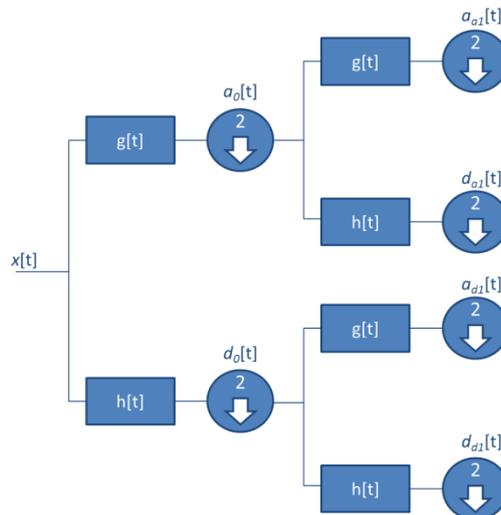


Figura 3.2 - Banco de filtros para WPT

Neste cenário, a primeira função de custo é implementada no sentido de selecionar quais as aproximações e detalhes presentes na árvore serão mantidos. Nota-se que cada nó pai pode ser representado por seus nós filhos (*i.e.* soma ortogonal de subespaços vetoriais). Portanto, uma árvore com os respectivos valores de entropia é gerada e percorrida para que a seguinte decisão seja feita: se a entropia do nó pai é maior que a de seus filhos, então os filhos são mantidos e vice-versa. Uma vez que esta primeira avaliação seja completada, a segunda função custo é utilizada. Essa função é conhecida como MDL (*Minimum Description Length*) e é aplicada no descarte de coeficientes. A grande vantagem de utilizar uma função custo para descartar coeficientes é que, teoricamente, o processo de descarte é feito considerando a quantidade de coeficientes de detalhe mantidos e a informação remanescente. De acordo com o autor, a quantidade de coeficientes que minimiza esta função custo é aquela que será utilizada. Adicionalmente, este mesmo processo é realizado para um conjunto com 22 filtros Wavelet. Logo, a função MDL é minimizada para uma quantidade de coeficientes e um número significativo de filtros.

Os resultados da técnica desenvolvida por (HAMID, 2002) são gerados para a WPT e DWT utilizando o filtro Symlets com sete coeficientes. Segundo o autor, este é o filtro que apresentou o melhor compromisso entre qualidade de reconstrução versus eficiência de compressão. Em termos de compressão, para a DWT e codificação LZH (*i.e.* um algoritmo que reúne as técnicas Lempel-Ziv e Huffman) o valor médio de CR é 33,52 vezes enquanto que para WPT e LZH o CR médio é 33,09 vezes. O pior caso de compressão para ambos é de 22,78 vezes para o primeiro e 22,73 para o último. Em termos de qualidade de reconstrução, o NMSE médio é de 2,52 % para a DWT e 2,48 % para a WPT. O pior caso produz NMSE de 10,26 % e 10,01 %, respectivamente. Note que este trabalho procura fazer um estudo mais sistemático de uma técnica no estilo SDCM, onde coloca em teste um número maior de filtros Wavelet e inclusive analisa a utilização da WPT. Apesar do autor não debater em sua conclusão, percebe-se que, para este conjunto reduzido de experimentos, a aplicação da WPT não produz melhores resultados em relação à DWT. Nota-se que a DWT e WPT possuem resultados de compressão semelhantes. Em contrapartida, a WPT garante uma melhor qualidade de reconstrução, mas a diferença entre elas é mínima. Portanto, a melhor decisão seria economizar o custo computacional de explorar a árvore binária inteira. A desvantagem deste estudo está relacionada justamente ao conjunto reduzido de experimentos. Nota-se

que em termos de compressão, as taxas são bem maiores que os resultados apresentados por (SANTOSO, 1997). No entanto, o resultado médio do NMSE não é tão bom se comparado com o trabalho de (SANTOSO, 1997). Além disso, informações do nível de ruído presente no sinal não são definidas pelo autor.

Seguindo a implementação de compressores no estilo SDCM, o trabalho proposto por (DASH, 2003) é similar ao de (SANTOSO, 1997). A diferença está relacionada com a utilização de um filtro Wavelet baseado em *splines*. Segundo o autor, a *spline* possui uma maior aproximação em relação aos distúrbios elétricos, se comparada com demais tipos de filtros. O descarte de coeficientes e a forma de codificar são feitas da mesma maneira que em (SANTOSO, 1997). Em (DASH, 2003), quatro casos são analisados com base em dados sintéticos e o CR médio é 6,74 vezes sendo que o pior caso é de 6,45 vezes. Em termos de qualidade de compressão, o valor percentual para o NMSE varia de 10^{-2} a 10^{-4} . Ressalta-se que são resultados muito próximos aos apresentados por (SANTOSO, 1997) e que o conjunto de experimentos é tão reduzido quanto aos trabalhos de (SANTOSO, 1997) e (HAMID, 2002). Mesmo que os dados de (DASH, 2003) sejam diferentes dos de (SANTOSO, 1997), é possível verificar que os resultados são quantitativamente similares.

Em (HUANG, 2004) surge novamente o conceito da utilização da WPT utilizando a entropia como função custo para avaliar a árvore binária. No entanto, a forma de avaliação é diferente. A cada nó pai, após gerar os respectivos filhos, se a entropia dos filhos for menor que a do pai, então cada filho irá gerar novos filhos. Caso contrário, a exploração da árvore é finalizada. Após esta avaliação, os coeficientes resultantes são comprimidos pela codificação aritmética. Em (HUANG, 2004), o filtro Daubechies é aplicado com quantidades de coeficientes diferentes (*i.e.* de 1 a 10) resultando em dez filtros em análise. Como resultado, para os quatro exemplos em análise, o valor médio de NMSE está na ordem de 10^{-3} . Em termos de compressão, a técnica proposta por (HUANG, 2004) apresenta um CR médio de 5,98 vezes. Na realidade, a informação mais interessante que pode ser extraída desse trabalho está relacionada com as árvores resultantes que são geradas quando avaliadas pela entropia. Com base no gráfico reproduzido na Figura 3.3, é fácil perceber que a árvore resultante se aproxima muito daquela gerada pela DWT (Figura 2.2). Essa análise ratifica os resultados de (HAMID, 2002), em que o compromisso entre eficiência de compressão, qualidade de reconstrução e custo computacional da DWT é melhor que da WPT.

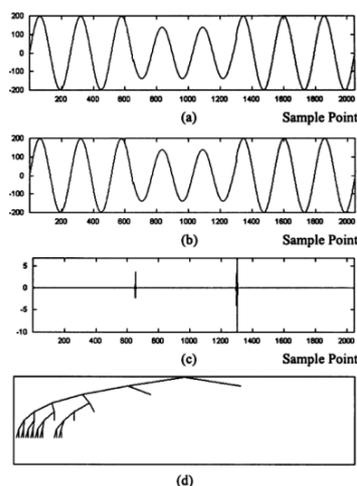


Figura 3.3 - Análise WPT. a) Forma de onda a ser comprimida. b) Primeira aproximação. c) Primeiro detalhe. d) Árvore gerada. (HUANG, 2004)

Em (RIBEIRO, 2004), um novo conceito surge no sentido de melhorar a compressão de dados no escopo da qualidade de EE. Segundo o autor, o principal problema de uma técnica no estilo SDCM é que tanto a componente senoidal estacionária quanto os distúrbios presentes são transformados em domínio Wavelet. Dessa forma, uma alternativa melhor seria estimar a componente fundamental com respectivas harmônicas e reduzir a parâmetros de amplitude, fase e frequência. A fase e amplitude são estimadas utilizando filtro de Kalman enquanto que a frequência é estimada por um filtro adaptativo que rejeita banda estreita.

Com base nos parâmetros estimados, um sinal é gerado e subtraído do sinal original. O resíduo é então transformado pela DWT. Uma vez que os dados estejam transformados em domínio Wavelet, a técnica proposta executa o processo de descarte de coeficientes apresentado em (3.1) e (3.2) seguido da codificação LZW (Lempel-Ziv-Welch). Embora o trabalho de (RIBEIRO, 2004) apresente resultados de SNR (*Signal to Noise Ratio*), aqui, estes valores são transformados para NMSE. Portanto, os resultados para um conjunto de dados com quatro exemplos sintéticos mostram que o NMSE médio está na ordem de 10^{-2} . Em termos de compressão, o CR médio é de 29.19 vezes. O autor ainda apresenta resultados para a técnica SDCM⁵. Neste caso, o NMSE médio está na ordem de 10^{-1} e o CR médio é 18.51.

Em (ZHANG, 2011), uma técnica parecida com a de (RIBEIRO, 2004) é desenvolvida. A diferença está na estimativa de parâmetros como amplitude, frequência e fase. Neste caso, é utilizada a IpDFT (*Interpolated Discrete Fourier Transform*) para estimar os parâmetros. A detecção de distúrbios é feita com base em uma métrica denominada FHR (*Fundamental-to-Harmonics Ratio*). Em seguida, se um distúrbio é detectado, então o sinal original é subtraído do sinal estimado gerando um resíduo. O resíduo é transformado pela DWT. Após isto, processos de descarte e codificação LZW são utilizados. Este trabalho utiliza um conjunto de dados com maior quantidade de casos de teste (*i.e.* 100 exemplos para formas de onda estacionárias e 100 exemplos com distúrbios do tipo transitório). Os exemplos possuem uma frequência de amostragem de 12800 Hz, com frequência fundamental de 50 Hz e ruído com variância igual a 0.1. Os resultados mostram que, para sinais com predominância estacionária, o CR médio é de 60 vezes enquanto que para o SDCM⁵ este valor fica em 20 vezes. Já os valores médios de NMSE, para esta categoria de sinais, estão abaixo de 1% para a técnica proposta e entre 1% e 5% para o SDCM. A outra categoria de sinais, com a presença de transitórios, possui um CR médio de 40 vezes contra 20 vezes para o SDCM. Em termos de NMSE, a técnica proposta garante valores entre 0.2 % e 0.8 % enquanto que para o SDCM os valores possuem uma variabilidade maior cujos limites são 0.4% e 1.6 %.

Apesar dos bons resultados apresentados pelos trabalhos de (RIBEIRO, 2004) e (ZHANG, 2011), alguns critérios devem ser debatidos. Nenhum trabalho utiliza dados que estejam ao acesso de toda a comunidade. O primeiro utiliza um número reduzido de exemplos que impossibilitam uma análise mais criteriosa acerca da distribuição estatística dos resultados. O último trabalho possui um conjunto maior de dados. No entanto, como a duração de eventos transitórios pode ser muito pequena (*i.e.* na ordem

⁵ Neste contexto, entende-se que a técnica SDCM é aquela originalmente proposta por (SANTOSO, 1997). Portanto, a configuração experimental utilizada consiste na base Daubechies com 4 coeficientes, 3 níveis de resolução e 10% de porcentagem de significância p (ver equação 3.1).

dos microssegundos), a frequência de amostragem utilizada pelo autor (*i.e.* 12800 Hz) está muito defasada se comparada com conversores A/D que utilizam frequências de amostragem na ordem de MHz. Nota-se que, em função da escolha da frequência de amostragem, a quantidade de dados pode ser maior e, conseqüentemente, o custo computacional da técnica deve ser reavaliado.

3.2 Análise Tempo – Frequência

No contexto de análise tempo-frequência, o trabalho proposto por (ROBERTSON, 1996), comprova as vantagens da Transformada Wavelet se comparada com a Transformada breve de Fourier. No contexto do tempo-frequência, é desejável que se tenha menor resolução temporal para baixas frequências e uma maior localização no tempo para frequências altas. Somente dessa maneira é possível caracterizar os transitórios rápidos com maior eficiência. Em virtude disso, o autor mostra, no exemplo da Figura 3.4, o preço pago por reduzir a duração temporal da janela na STFT.

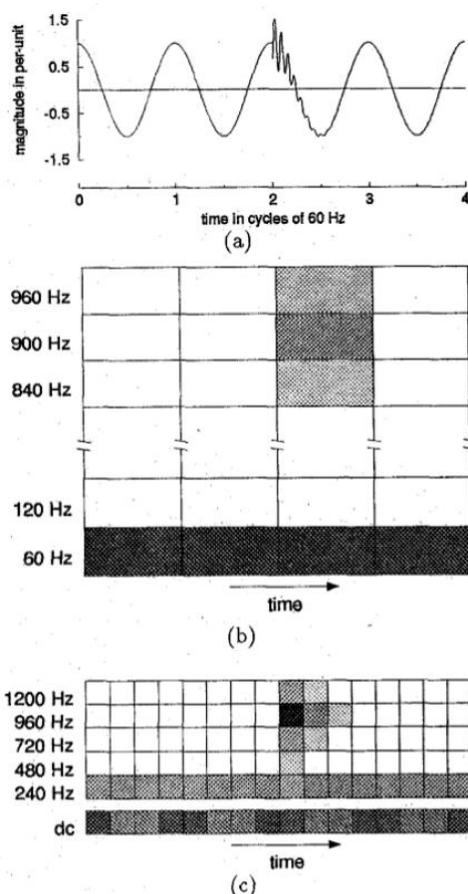


Figura 3.4 - Análise tempo-frequência com STFT. a) Exemplo de transitório oscilatório. b) Análise STFT com duração temporal da janela de um período de 60 Hz. c) Análise STFT com duração temporal menor. (ROBERTSON, 1996)

Na Figura 3.4 b), a análise tempo-frequência consegue manter a frequência fundamental intacta quando escolhida uma janela com duração temporal igual ao período de 16,67 ms (*i.e.* correspondente à frequência fundamental de 60 Hz). No entanto, a localização temporal do transitório oscilatório fica comprometida. Por outro lado, quando a duração da janela temporal é reduzida para a quarta parte, a componente fundamental fica distribuída entre componente DC e a quarta harmônica de 240 Hz.

Neste caso, a localização temporal do distúrbio é priorizada em detrimento de uma menor resolução para frequências baixas.

Em contrapartida, o autor mostra na Figura 3.5 como o mesmo exemplo pode ser representado utilizando a DWT. Nota-se que neste caso como as resoluções do tempo e frequência são inversamente proporcionais, tanto a frequência fundamental quanto os distúrbios podem ser representados de forma satisfatória.

Embora a DWT possua vantagens significantes em relação à STFT, alguns trabalhos ao longo do tempo, começaram a identificar algumas desvantagens. A primeira desvantagem, já mencionada na subseção anterior, está relacionada com dependência entre base Wavelet e tipo de distúrbio.

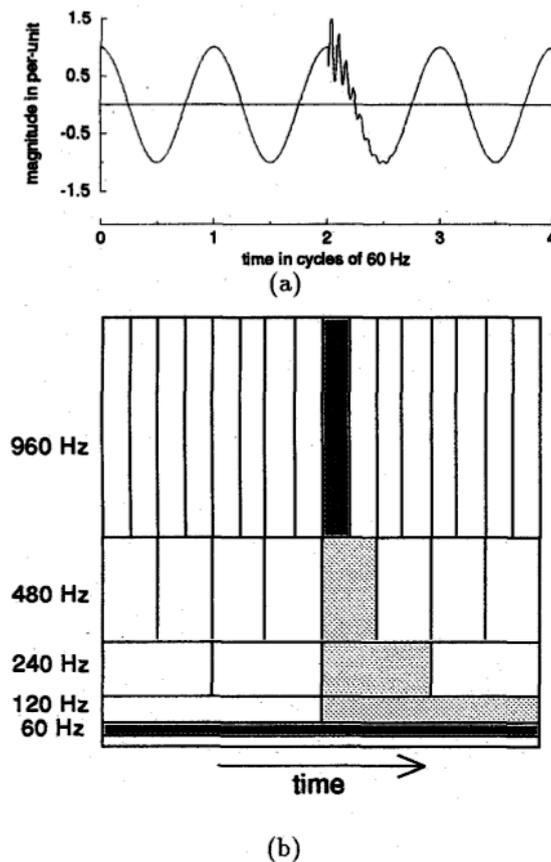


Figura 3.5 - Análise tempo vs. frequência com DWT. a) Exemplo de transitório oscilatório. b) Análise DWT. (ROBERTSON, 1996)

Em alguns casos a falta de correlação entre estas componentes pode produzir uma análise tempo-frequência com baixa fidelidade. Outra desvantagem da DWT é que esta transformada possui desempenho de decomposição baixo em sinais que possuem muito ruído de fundo (SHUKLA, 2009). Em virtude de não se ter uma garantia da magnitude do ruído, o trabalho de (SHUKLA, 2009) apresenta o conceito de EMD para classificação dos tipos de distúrbios. Embora a classificação não seja o assunto de interesse, ela está relacionada com a análise tempo-frequência. Uma vez que um sinal esteja representado por suas frequências ao longo do tempo, é possível alimentar um classificador com estas duas informações para auxiliar na identificação do distúrbio. Em (SHUKLA, 2009), é mostrado que a eficiência de classificação dos distúrbios utilizando

EMD foi de 97,22 %. Isso indica que a técnica EMD pode ser promissora para distribuições que relacionam tempo e frequência.

Em (HUANG, 2009) é identificado um problema relacionado à técnica EMD. Em alguns casos, existe uma mistura entre modos de oscilação que é proveniente de erros produzidos pela interpolação *spline*. Estes casos são recorrentes no escopo da EE, pois alguns distúrbios possuem componentes de alta frequência em um sinal com predominância de frequências baixas. Os extremos locais resultantes são espaçados e irregulares. Dessa forma, a interpolação em alguns pontos ultrapassa a curva suave esperada produzindo o que é conhecido como mistura de modos. Em virtude disso, o significado físico de um IMF com modos de oscilações misturados compromete a análise de frequência instantânea no domínio de Hilbert.

A solução proposta por (HUANG, 2009) consiste na utilização de uma técnica denominada EEMD (*Ensemble Empirical Mode Decomposition*). A ideia central é computar o algoritmo EMD apresentado na Figura 2.3 centenas de vezes. Em um primeiro momento, o dado de entrada é somado a um ruído branco com amplitude finita (*i.e.* não infinitesimal) e os IMFs resultantes são armazenados. Em seguida, o algoritmo é repetido com o sinal original de entrada somado a um novo sinal de ruído branco de amplitude finita. Os novos IMFs são também armazenados e este mesmo processo é repetido centenas de vezes. O fato da amplitude do ruído ser finita implica em guiar melhor a interpolação *spline*, haja vista que os extremos locais possuem menor espaçamento e os erros serão reduzidos. Em virtude da adição de um ruído com amplitude considerável, o algoritmo precisa ser repetido muitas vezes para que ao final a média dos IMFs adquiridos reduza o nível de ruído a um valor aceitável. Esta técnica é difundida em diversos campos científicos e utilizada em diversos contextos. Um exemplo pode ser visto no trabalho de (GUO, 2013). Embora a técnica EEMD solucione o problema de mistura de modos, o custo em termos computacionais deve ser considerado. Assume-se que para executar o EMD é necessário um número n de computações. Como no EEMD a técnica EMD é repetida centenas de vezes, então o custo computacional é, no mínimo, $100n$. O número de repetições varia de acordo com o tipo de sinal. Em (HUANG, 2009) e (GUO, 2013) é definido que para sinais com predominância de baixas frequências o número de repetições pode ser ainda maior (*e.g.* 500 a 1000 vezes) tornando o algoritmo computacionalmente não realizável.

4 TÉCNICAS PARA COMPRESSÃO E ANÁLISE TEMPO-FREQUÊNCIA DOS SINAIS DA REDE ELÉTRICA AC

Este capítulo apresenta a proposta e configuração experimental de novas técnicas para compressão da representação de transitórios rápidos e análise tempo-frequência de sinais digitais pertencentes ao escopo da EE. Além disso, a técnica SDCM é revisitada com o intuito de validar seu desempenho em qualidade de reconstrução versus eficiência de compressão para um conjunto de dados largamente utilizado na área de qualidade da EE. Dessa forma, o presente capítulo é dividido da seguinte maneira: apresentação do ambiente de simulação e conjuntos de dados, compressão dos sinais da rede elétrica AC e análise de tempo-frequência.

4.1 Ambiente de Simulação e Conjuntos de Dados

Neste trabalho, dois conjuntos de dados foram utilizados para validação de experimentos e técnicas. O primeiro é fornecido por um grupo da IEEE cuja referência pode ser verificada em (IEEE, 2013). Este conjunto possui 60 formas de onda com diferentes tipos de distúrbios registrados por equipamentos de monitoramento. Cada caso de teste foi adquirido com uma frequência de amostragem de 15360 Hz, duração temporal de 100 ms, magnitude medida em pu e SNR estimado de 40 dB. A verificação da técnica SDCM é feita utilizando este conjunto de dados.

Um segundo conjunto de dados é gerado sinteticamente com 60 exemplos contendo transitórios impulsivos e oscilatórios amostrados a uma frequência de 1,5 MHz. O SNR é de 40 dB, magnitude também medida em pu e a duração temporal corresponde a meio período da frequência fundamental do sinal (*e.g.* 8,335 ms para a frequência fundamental de 60 Hz). Para a frequência de amostragem e duração temporal definida, o número de amostras adquiridas é correspondente a 12502. Na prática, estes dados foram gerados com um pouco mais de amostras para que este número pudesse ser representado em potência de dois. Isto é feito para facilitar a implementação de algumas técnicas digitais tais como a DWT que utiliza a sub-amostragem diádica. Portanto, o número que mais se aproxima de 12502 é 16384 amostras. A Figura 4.1 mostra em a) um exemplo de forma de onda do conjunto da IEEE e em b) um exemplo de transitório impulsivo sintético.

Todas as simulações foram realizadas em MatLab ®. A ferramenta disponibilizada por (DONOHO, 2013) conhecida como WaveLab foi utilizada para as simulações envolvendo DWT. A ferramenta disponibilizada por (RCADA, 2013) foi usada para simulações com EMD e EEMD. As demais técnicas foram desenvolvidas com base em *scripts* para MatLab ®.

No contexto deste trabalho, algumas restrições são impostas aos conjuntos de dados: assume-se que o conversor A/D utilizado para digitalizar as formas de onda possui resolução de 16 bits com escala de fundo de 8 kV (*i.e.* aproximadamente 26 pu). Toda a aritmética é realizada em notação ponto flutuante com precisão dupla e, dependendo da técnica, os coeficientes resultantes são convertidos para ponto fixo com 1 bit de sinal e 15 bits para representação da magnitude. Portanto, percebe-se que este processo de conversão é considerado como uma quantização adicional. Nas próximas subseções, o passo de quantização utilizado para cada técnica é determinado.

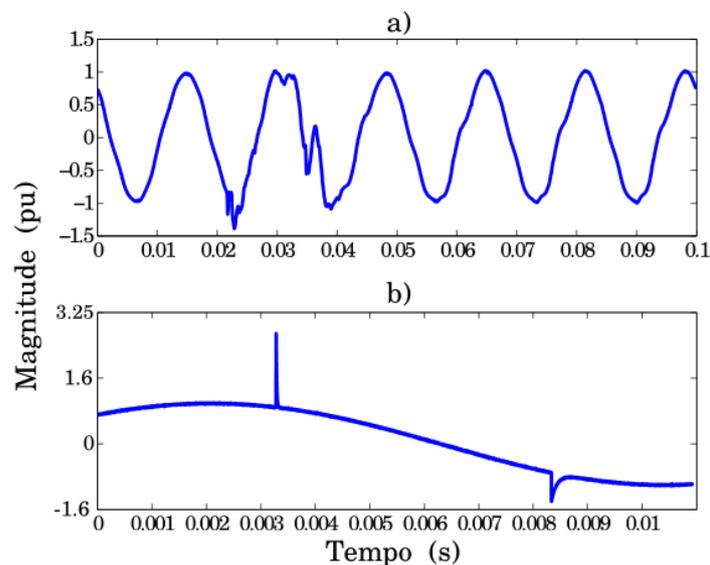


Figura 4.1 – Casos de teste dos conjuntos de dados. a) Conjunto de dados IEEE. b) Conjunto de dados sintéticos com transitórios.

4.2 Compressão dos Sinais da Rede Elétrica AC

Nesta subseção, algumas subdivisões são efetuadas para explicar experimentos e técnicas propostas que foram realizados para avaliar o compromisso entre qualidade de reconstrução e eficiência de compressão considerando os conjuntos de dados apresentados na subseção anterior.

4.2.1 Verificação da Técnica SDCM

Como todos os trabalhos revisados no capítulo anterior exploram ou comparam para seu conjunto de dados a técnica proposta por (SANTOSO, 1997), então uma análise desta técnica é efetuada com o seguinte propósito: verificar a factibilidade do SDCM como compressor de dados para qualquer tipo de distúrbio utilizando um conjunto de dados reais com maior número de exemplos.

No entanto, a configuração experimental proposta não assume um determinado filtro, nível de resolução e porcentagem de significância como desenvolvido em (SANTOSO, 1997). No presente trabalho, 25 filtros Wavelet são testados com resoluções variando de 1 até 4 níveis e para 4 diferentes porcentagens (5%, 10%, 15%, e 20%) de significância p (ver equação (3.1)). Dessa forma, 400 diferentes combinações são avaliadas levando em consideração valores estatísticos (*i.e.* média, desvio padrão, máximo, mínimo e mediana) para NMSE, CR e entropia. A Tabela 4.1 mostra esta configuração.

Tabela 4.1 - Configuração Experimental para SDCM

Conjunto de dados	IEEE Grupo P1159.3
Número de formas de onda	60
Frequência de amostragem	15360 Hz
Número de filtros	25
Níveis de resolução	1 até 4
Porcentagens de significância	5 %, 10 %, 15 %, 20 %
Total de combinações	400

Algumas considerações acerca das métricas NMSE e CR devem ser feitas: na equação (2.20), as quantidades de bytes sem e com compressão S_o e S_c necessitam um maior detalhamento. Como informado anteriormente, no escopo deste trabalho assume-se que os dados são adquiridos por um conversor A/D de 16 bits de resolução. Portanto, 2 bytes são gerados por amostra e a equação (4.1) define S_o .

$$S_o = 2N \quad (4.1)$$

Onde N denota a quantidade de amostras por caso de teste. No contexto da técnica SDCM, N é igual a 2048 amostras. Percebe-se que originalmente a quantidade de amostras é de 1536. No entanto, pela necessidade de uma quantidade de amostras na potência de dois, cada caso de teste é completado com 2 ciclos da frequência fundamental (*i.e.* 512 amostras).

A equação (4.2) define como a quantidade de bytes dos dados comprimidos é calculada.

$$S_c = 2(coef + pos) \quad (4.2)$$

Onde *coef* representa o vetor contendo apenas os coeficientes de detalhe diferentes de zero e também os coeficientes da aproximação de maior nível de resolução. Todos os coeficientes são transformados para notação ponto fixo com 1 bit de sinal e 15 bits de magnitude e escala de fundo igual a 20 pu. Isto resulta em 0,00061 pu por bit. Esta quantização adicional é importante para garantir uma maior eficiência de compressão. Os erros produzidos na reconstrução do sinal são considerados na análise NMSE. O termo *pos* denota a quantidade de posições dos coeficientes de detalhe que são diferentes de zero.

Como a questão a ser respondida está relacionada com a regularidade do SDCM, após o processo de busca pela melhor combinação, a análise de variabilidade considerando os 60 exemplos do conjunto de dados é realizada.

A variabilidade é medida pelo coeficiente de variação CV (4.3), que consiste na relação entre o desvio padrão e a média para resultados de NMSE, CR e entropia.

$$CV(\%) = 100 \frac{\sigma}{\mu} \quad (4.3)$$

4.2.2 Técnica para Compressão das Representações de Transitórios Rápidos

Na subsecção 2.1 é mostrado que eventos transitórios possuem difícil parametrização e que as formas de onda podem auxiliar na devida verificação subjetiva. A técnica proposta assume que estes eventos são detectados por alguma das maneiras enumeradas pela norma (IEC, 2008). Ainda, como os eventos de interesse possuem pequena duração (*i.e.* tipicamente pequena fração do período fundamental), então a quantidade de amostras por forma de onda armazenada corresponde a meio período da frequência fundamental. Uma motivação para a escolha deste tempo de análise está relacionada com o entorno do transitório. Geralmente é necessário visualizar o contexto em que o evento surgiu e isto é possível com um número de amostras de duração maior que a do transitório.

Em virtude da utilização de taxas de amostragem significativamente altas para a devida detecção de transitórios rápidos, a grande quantidade resultante de dados pode ser explorada por técnicas que levem em consideração a pequena variação entre amostras vizinhas. Sendo assim, é tangível imaginar que, neste caso, n processos de sub-amostragem de fator n em uma forma de onda irá produzir n novos sinais que possuem uma alta correlação estatística. Logo, uma técnica que aproveite esta característica pode promover ganho na compressão de dados. A técnica proposta utiliza o PCA para comprimir os dados. Com base no conceito de PCA, apresentado no capítulo 2, é razoável imaginar que a primeira componente principal contém a informação de máxima correlação relacionada ao entorno e parte da representação do transitório. Os componentes subsequentes devem conter informações de ruído e de algumas amostras dos transitórios de menor correlação para a matriz multivariada de dados. Como cada componente está associada a um determinado autovalor, então é possível efetuar a devida redução de dimensionalidade utilizando um mecanismo que considere apenas as componentes mais significativas de acordo com a magnitude dos respectivos autovalores.

Uma vez que a ideia central da técnica esteja definida, é importante detalhar melhor como o processo é realizado. Portanto, a Figura 4.2 mostra o fluxograma da técnica proposta. As etapas de Conversão Analógico-digital e de Pré-processamento remetem à Figura 1.1. Todas as demais etapas se encontram dentro do Processamento de Eventos. Percebe-se que o fluxograma da técnica proposta está relacionado apenas à compressão de um tipo de evento. Portanto, assume-se que a etapa de Pré-processamento envia um sinal codificado denominado evento detectado que faz distinção dos diferentes tipos de eventos existentes. Sendo assim, a primeira etapa da técnica proposta verifica se o evento detectado é um transitório. Em caso negativo segue o processo de decodificação para outros eventos, caso contrário, a forma de onda a ser comprimida é carregada em um vetor. No PCA, cada variável pertencente à matriz multivariada deve ser centralizada. Logo, se uma matriz possui v variáveis, então v valores de média aritmética devem ser armazenados para a reconstrução dos dados. Nesta proposta, como inicialmente tem-se a forma de onda inteira, então é possível economizar a quantidade de valores a serem armazenados extraindo a média aritmética deste vetor ao invés de realizar este processo para cada variável. Em seguida, a matriz multivariada é formada com base em n processos de sub-amostragem de fator n . Na subsecção 4.1 é estabelecido o conjunto de dados gerados sinteticamente para a comprovação da técnica proposta. Como cada caso de teste em questão possui 16384 amostras, então a matriz resultante tem n formas de onda com número de amostras igual a $16384/n$.

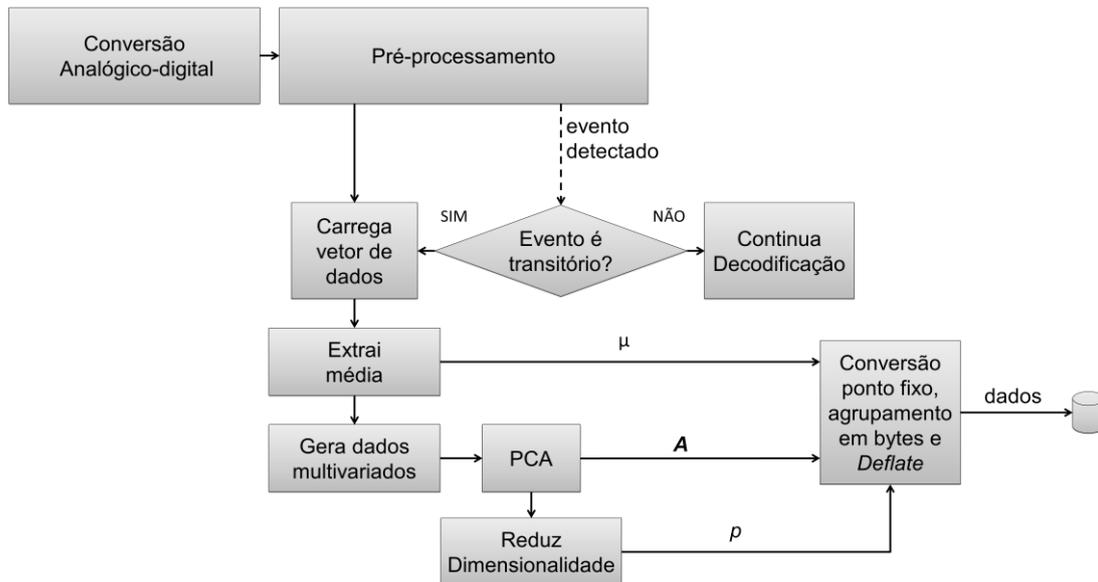


Figura 4.2 - Fluxograma da técnica proposta

O próximo passo consiste em encontrar a matriz ordenada de autovetores A e transformar os dados de entrada em componentes principais. Como mencionado anteriormente, algumas das componentes possuem baixa significância e, portanto, podem ser eliminadas. Este processo é denominado redução de dimensionalidade e consiste em descartar as componentes que possuem contribuição insignificante em relação à informação relevante. Neste trabalho, a proposta para descarte de componentes principais é adaptativa aos autovalores encontrados para cada conjunto de dados de entrada e pode ser verificada na equação (4.4).

$$th = \rho \text{ mediana}(\lambda) \quad (4.4)$$

Onde th denota o valor de limiar para descarte de componentes principais, ρ uma constante multiplicativa que define quão abrupto será o descarte e λ o vetor de autovalores. Para valores de ρ maiores ou iguais a um, pelo menos, a metade de componentes principais serão descartadas. Isto porque a mediana calcula o valor central da distribuição ordenada. A política de decisão no descarte de componentes principais é estabelecida da seguinte maneira: são descartadas todas as componentes principais cujos respectivos autovalores são menores que th . Com isso, é possível controlar a compressão e qualidade de reconstrução com base em apenas um parâmetro.

Dependendo do número de componentes principais retidos p , o ganho em compressão é dado pelo quociente n/p . Além disso, como os dados são centralizados, então a média aritmética bem como a matriz A com dimensões $n \times n$ precisam ser armazenadas com o intuito de reconstrução. Todos os elementos que precisam ser armazenados são convertidos de ponto flutuante para ponto fixo com 1 bit de sinal e 15 bits de magnitude de acordo com as restrições definidas na seção 4.1. Neste caso, os valores de A e μ são convertidos com escala de fundo igual a 20 pu gerando o mesmo passo de quantização anteriormente definido. As componentes principais são convertidas com escala de fundo igual a 256 pu e, portanto, o passo de quantização é igual a 0,0078 pu por bit. Em seguida, os dados convertidos são serializados formando uma matriz cujo número de linhas é igual a 16 bits e o número de colunas é a quantidade de amostras. Os dados são agrupados em bytes como sugerido no trabalho de (DAPPER, 2013). A leitura é realizada por linha, na direção horizontal e sentido da

esquerda para a direita. A cada 8 bits contados um byte é formado. Este processo é mostrado na Figura 4.3.

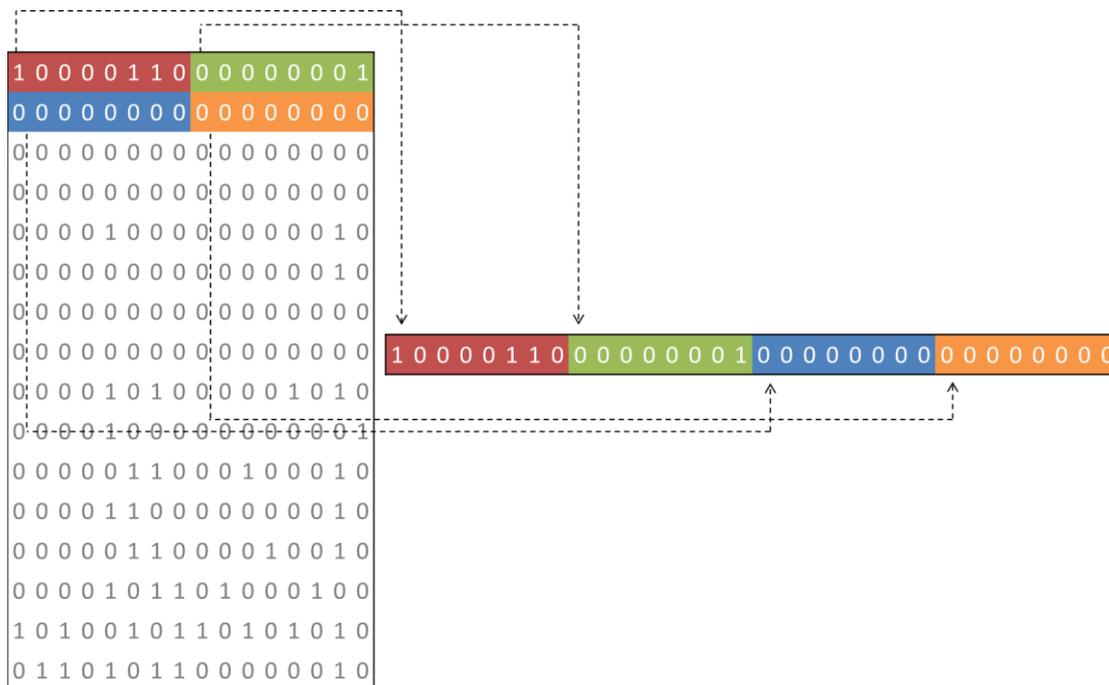


Figura 4.3 - Leitura e agrupamento em bytes

Como a maioria dos componentes possuem alguns coeficientes relevantes e os demais são valores baixos, então o tipo de leitura utilizado consegue encontrar uma série de zeros em zonas referentes aos bits mais significativos. Isto diminui a entropia e, por conseguinte, aumenta a eficiência de qualquer técnica de codificação entrópica. No contexto desta proposta, os bytes são codificados pelo *Deflate*. A métrica CR, neste caso, possui como S_o a mesma definição da equação (4.1). Já a quantidade S_c é definida pelo número de bytes de saída da técnica *Deflate*.

A configuração experimental desta técnica é definida por um conjunto de valores possíveis para n e ρ como pode ser verificado na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 - Configuração Experimental para a técnica proposta

Conjunto de dados	Transitórios sintéticos
Número de formas de onda	60
Frequência de amostragem	1,5 MHz
Valores de n	8, 16 e 32
Valores de ρ	1, 2, 5, 10 e 20
Total de combinações	15

Finalmente, como muitos dos trabalhos aqui citados reproduziram a técnica proposta por (SANTOSO, 1997) com o intuito de comparação, então a técnica SDCM é aplicada para o conjunto de dados sintéticos. Neste caso é considerada a combinação Daubechies com 4 coeficientes, porcentagem de significância de 10% e três níveis de resolução.

4.2.2.1 *Factibilidade da Técnica Proposta em Hardware*

Nesta subseção uma breve discussão acerca da realização da técnica proposta em *hardware* é feita. Isto porque os analisadores da qualidade de Energia Elétrica são sistemas embarcados cujas rotinas de análise, monitoramento e compressão de dados são desenvolvidos combinando programação em processadores e projeto específico de arquiteturas em *hardware*. Na proposta desta dissertação, o principal gargalo em custo computacional refere-se à técnica de análise de componentes principais. Nesta técnica, os maiores custos computacionais estão relacionados ao algoritmo de Jacobi (*i.e.* para determinação de autovalores e autovetores) e ao cálculo da matriz de covariâncias. Sendo assim, o trabalho de (PERERA, 2011) apresenta uma arquitetura dedicada em *hardware* para acelerar o cálculo da matriz de covariâncias. Adicionalmente, destaca-se o trabalho de (BRAVO, 2008) que apresenta uma arquitetura dedicada em *hardware* para a aceleração do algoritmo de Jacobi. Finalmente, o trabalho de (EGHO, 2012) mostra uma solução de implementação da análise de componentes principais no SoC (*System-on-a-chip*) *Smart Fusion* que compreende uma seção de FPGA e outra com um microcontrolador de 32 bits. Com base nisso, o trabalho de (EGHO, 2012) comprova que é possível acelerar os gargalos de PCA em FPGA, com arquiteturas dedicadas, enquanto que as rotinas mais leves são desenvolvidas para serem executadas no microcontrolador.

4.3 Análise Tempo – Frequência

No capítulo anterior, é mostrado que embora a técnica EEMD atenuar o problema de mistura de modos de oscilação, o custo computacional cresce no mínimo centenas de vezes. Considerando que o processo *off-line* é independente do equipamento de monitoria conectado à rede elétrica, então a plataforma que efetua a análise tempo-frequência pode ser um computador de propósito geral, um dispositivo portátil, etc... Se, por exemplo, um dispositivo portátil realiza a análise tempo-frequência, então é importante que a redução no número de computações seja garantida. Isto porque com a devida redução do custo computacional em nível algorítmico, é possível reduzir o consumo de energia por forma de onda analisada. Em virtude disso, uma variação da técnica EMD é proposta nesta dissertação com o intuito de manter o compromisso entre custo computacional e fidelidade na análise tempo-frequência.

Como mencionado no capítulo 3, nem sempre a técnica EMD garante a eliminação ou redução de mistura de modos. A causa disso está relacionada com erros na interpolação *spline*. Sendo assim, a técnica EEMD foi desenvolvida para evitar a mistura de modos, mas não foi considerado o acréscimo no custo computacional para decompor as formas de onda em IMFs. Uma solução alternativa seria investigar técnicas de interpolação que não produzam este tipo de erro. No entanto, a técnica proposta aqui efetua apenas uma pequena alteração na versão original do EMD.

Para sinais referentes à EE, o principal problema encontrado está relacionado a eventos de curta duração que estão inseridos em sinais, predominantemente, de frequência baixa. Portanto, a técnica proposta leva em consideração que, para os primeiros IMFs, a interpolação *spline* necessita ser guiada e ao longo do tempo deixa de ser importante uma atuação direta. Nesse contexto, a Figura 4.4 reproduz a técnica proposta com base na técnica original mostrada na Figura 2.3. Nota-se que são adicionadas quatro etapas se comparado com a técnica EMD original. Percebe-se que dois parâmetros são utilizados para o desenvolvimento da técnica: uma amplitude finita a e a frequência de amostragem f_s . Estes parâmetros formam um sinal auxiliar senoidal

de amplitude a e frequência $f\sqrt{2}$ (*i.e.* se frequência de amostragem é f_s , então a máxima frequência sintetizável é $f\sqrt{2}$). Este sinal é identificado como x'' . O sinal x'' é então somado ao sinal de entrada x' com o intuito de prover apenas um maior número de extremos locais. Este maior número de extremos locais vai ao encontro da ideia proposta por (HUANG, 2009). A diferença é que este sinal com um maior número de extremos é utilizado apenas como referência para as funções de detecção de máximos e mínimos locais. Enquanto isso, o processo de extração de IMFs é realizado considerando o sinal de entrada x' . Além disso, a utilização deste sinal de referência é válida apenas na primeira iteração para a extração de cada IMF. Nota-se que a convergência desta técnica está baseada na redução definida pela equação (4.5) para a amplitude finita a . Portanto, em algum momento, esta amplitude se torna infinitesimal e não interfere na detecção de um maior número de extremos locais. Como os primeiros envelopes são guiados a produzir um vetor de médias que se assemelha ao sinal de baixa frequência, então os primeiros IMFs devem conter as componentes transitórias de curta duração. Uma vez que estas componentes já foram extraídas, então não há a necessidade de controlar a interpolação, pois a mistura de modos já foi reduzida ou evitada.

$$a_i = \frac{a_{i-1}}{2^i} \quad (4.5)$$

Onde i remete ao i -ésimo IMF a ser extraído. Neste trabalho, um valor inicial para a de 0.1 foi adotado. Esta escolha é resultante de experimentos com diversos valores em ordens de grandeza diferentes. Dessa forma, a ordem de grandeza 10^{-1} é considerada um bom valor inicial por ser intermediário quanto à detecção de extremos locais.

Todo o restante do processo para análise tempo-frequência, segue os conceitos apresentados na seção da Transformada de Hilbert-Huang no capítulo 2.

Finalmente a Tabela 4.3 mostra a configuração experimental utilizada para as técnicas EEMD e proposta.

Tabela 4.3 - Configuração Experimental para análise tempo-frequência

Técnica Proposta	
a	0,1
Técnica EEMD	
amplitude do ruído	0,4
número de repetições	500

Para a técnica EEMD, estes parâmetros foram calculados com base nos gráficos apresentados no trabalho de (HUANG, 2009).

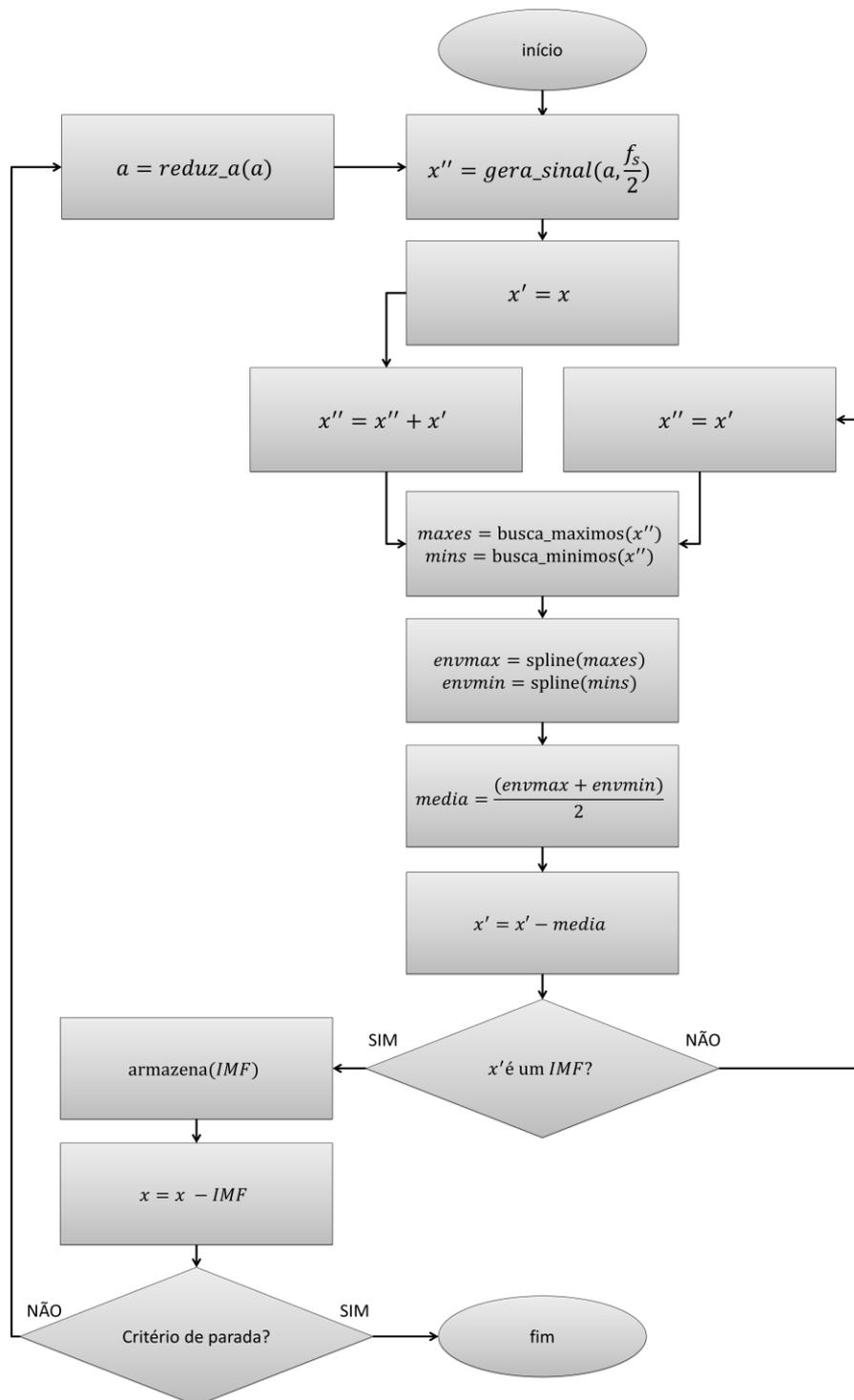


Figura 4.4 – Modificação proposta no EMD

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo apresenta os resultados referentes às técnicas propostas e exploradas para compressão e análise tempo-frequência dos sinais da rede elétrica AC. Para cada resultado apresentado, uma discussão é realizada com considerações sobre aspectos relevantes da análise em termos de qualidade. Os resultados são divididos em duas seções principais: compressão de dados e análise tempo-frequência.

5.1 Compressão dos Sinais da Rede Elétrica AC

Esta subseção foca em resultados para a técnica SDCM e para a técnica proposta na dissertação.

5.1.1 Resultados para a técnica SDCM

A configuração experimental apresentada na Tabela 4.1 explora uma maior quantidade de possibilidades para a técnica SDCM se comparada com a proposta de (SANTOSO, 1997). Além disso, o conjunto de dados utilizados contempla uma variedade maior de tipos de distúrbios elétricos. Em função disso, os objetivos deste experimento são:

- Verificar qual combinação produz o melhor resultado para compromissos entre NMSE x CR e NMSE x entropia.
- Verificar se a técnica SDCM pode ser caracterizada como um compressor de propósito geral no escopo da qualidade de EE.

Os resultados de NMSE, CR e entropia são gerados para cada combinação possível. Em virtude disso, um sistema de busca por combinações que atendem a algumas restrições deve ser utilizado para facilitar a seleção dos melhores resultados. A Figura 5.1 mostra os resultados médios de NMSE e CR para as 400 combinações analisadas. As combinações foram reagrupadas de acordo com seus valores de NMSE em ordem crescente. É possível verificar uma maior eficiência em compressão à medida que o erro de reconstrução aumenta. Em virtude disso, a busca neste conjunto de combinações é guiada da seguinte forma: as combinações selecionadas são todas aquelas que possuem NMSE médio abaixo de 1,05 %. Este limite foi definido através de avaliação subjetiva dos sinais reconstruídos comparados aos sinais originais. Após a redução do conjunto de combinações, a melhor combinação é aquela com maior CR.

O mesmo processo é realizado na análise entre NMSE e entropia como mostrado na Figura 5.2. Como esperado, a entropia é reduzida à medida que o erro de reconstrução aumenta. Dessa forma, a mesma restrição para NMSE médio é aplicada na busca pela melhor solução. No entanto, a combinação de melhor resultado é aquela que minimiza a entropia média.

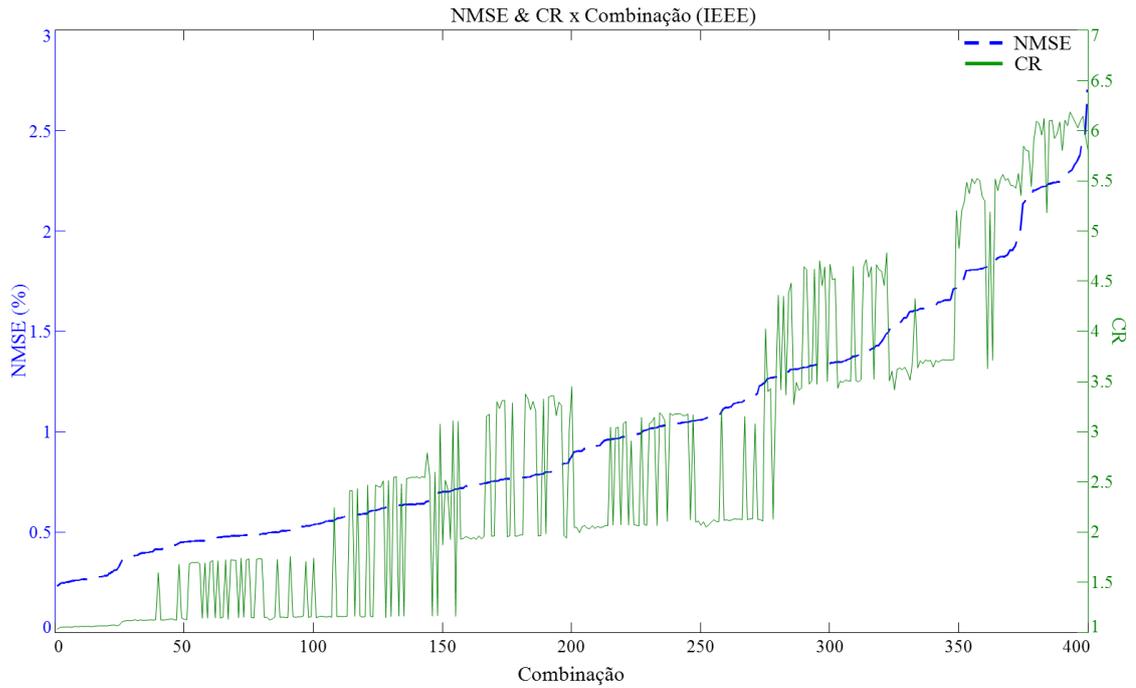


Figura 5.1 - Análise NMSE & CR x Combinação (IEEE)

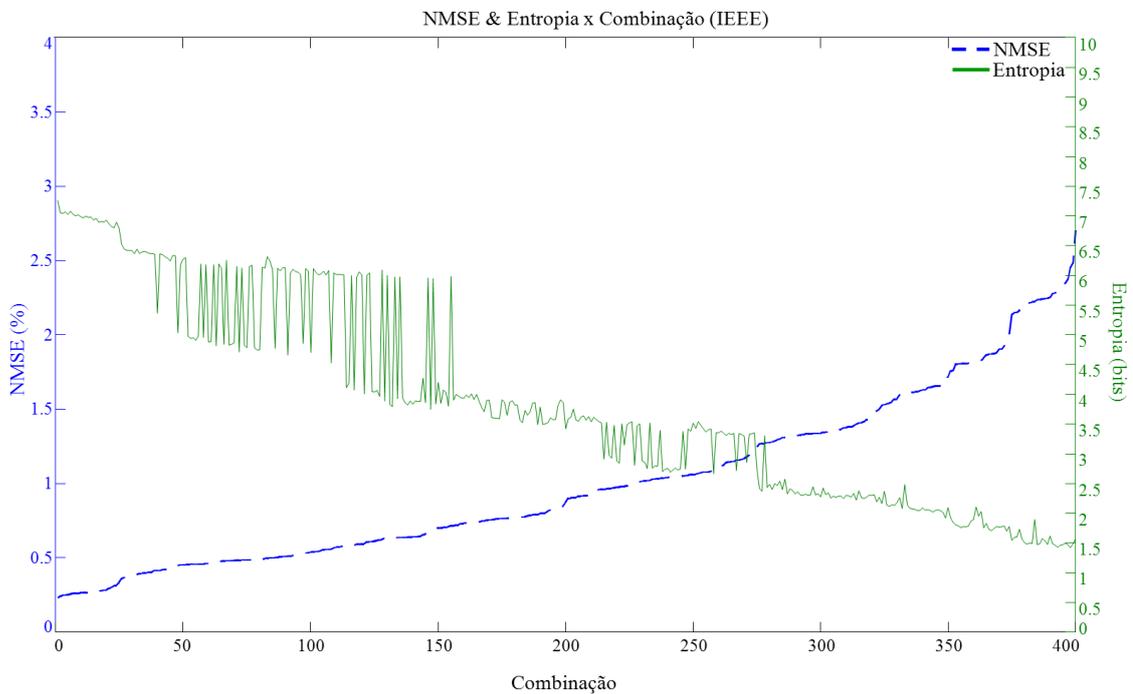


Figura 5.2 - Análise NMSE & Entropia x Combinação (IEEE)

As melhores combinações são apresentadas na Tabela 5.1. Para a identificação das combinações, o padrão de nomenclatura é o seguinte: nome do filtro seguido da quantidade de coeficientes, do nível de resolução e da porcentagem de significância p (ver equação 3.1).

Tabela 5.1 - Resultados da técnica SDCM (IEEE)

Análise	NMSE x CR			NMSE x Entropia (H)		
Combinação	Daubechies 6-4-5%			Symlets 7-3-10%		
Métrica	NMSE (%)	CR	H	NMSE (%)	CR	H
μ	0,87	3,45	3,42	1,04	3,17	2,69
CV (%)	119,21	41,23	50,51	116,06	22,82	37,63
Mínimo	0,02	1,28	1,22	0,04	1,49	1,62
Máximo	5,98	7,11	8,32	7,24	5,02	6,63

Na Tabela 5.1, μ é a média da quantidade considerada, CV é o coeficiente de variação - medido em termos percentuais da razão desvio padrão pela média -, CR é a taxa de compressão, H é a entropia medida segundo a equação (2.22). No melhor resultado para NMSE x CR, é possível notar que o máximo valor de NMSE chega a 5,98 %. Isto corresponde a aproximadamente 6,8 vezes mais que sua própria média μ . Em contrapartida, o valor médio de CR comprova a baixa eficiência da técnica SDCM quando considerado o compromisso entre NMSE x CR. A melhor combinação para NMSE x entropia traz em evidência resultados muito parecidos com os resultados para NMSE x CR. Nota-se que a entropia média é de 2,69 bits. No entanto, é importante ratificar que este valor de entropia é resultado de um descarte abrupto nos coeficientes. Isto produz, para alguns casos, degradação significativa na informação dos distúrbios elétricos. Percebe-se também que os coeficientes de variação alertam para uma alta variabilidade em todas as métricas. No entanto, ainda é cedo para afirmar que os resultados de CV retratam de forma fidedigna as distribuições estatísticas. Com base nisso, uma série de perspectivas são apresentadas com o intuito de detalhar o desempenho da técnica SDCM para as métricas em análise.

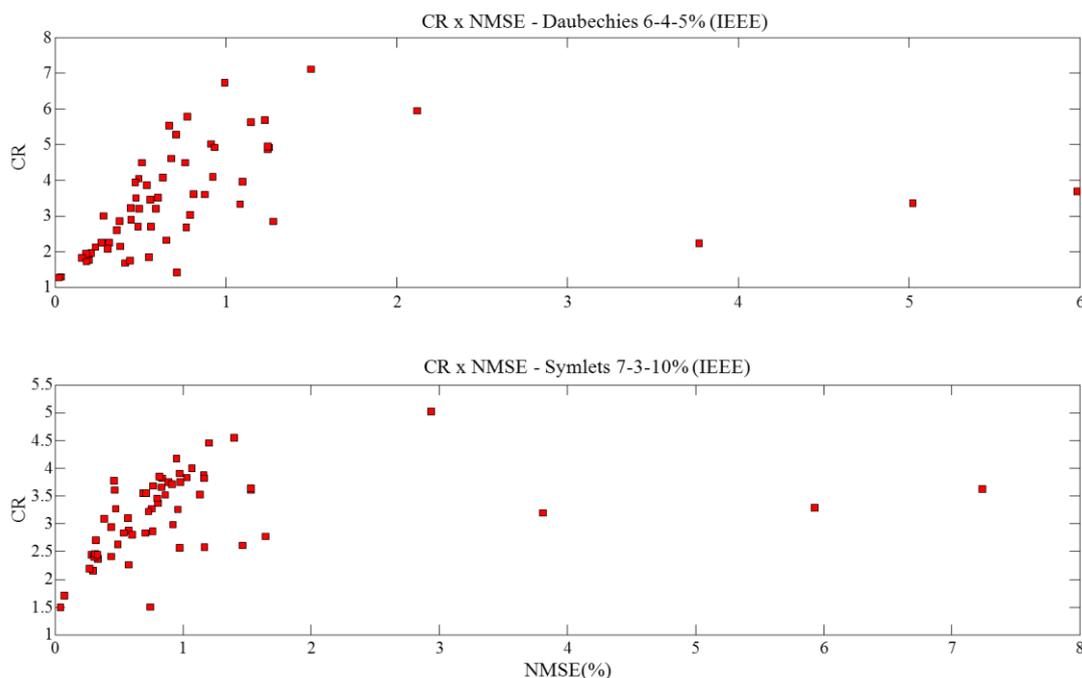


Figura 5.3 - Distribuição CR x NMSE (IEEE)

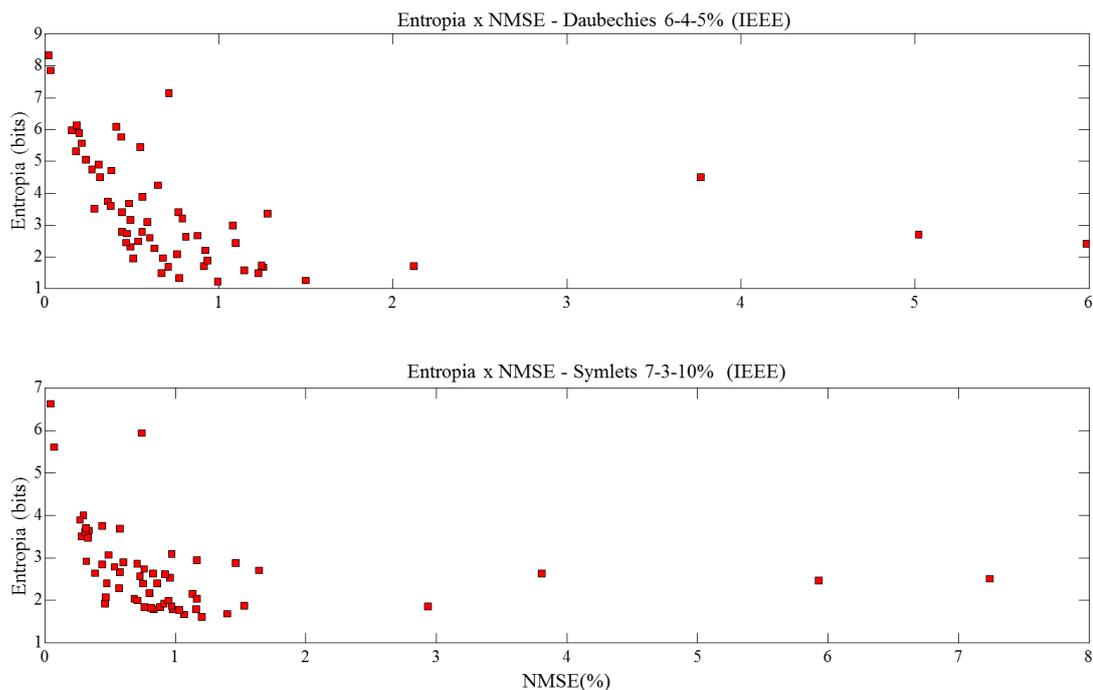


Figura 5.4 - Distribuição Entropia x NMSE (IEEE)

A Figura 5.3 e a Figura 5.4 ilustram, para os 60 casos de teste do conjunto IEEE, as distribuições CR x NMSE e Entropia x NMSE. No primeiro caso, a variabilidade em NMSE, considerando grande parte dos casos de teste, é aproximadamente a mesma para as duas combinações (*i.e.* variam de 0 até 2%). Em ambas as combinações apenas 4 casos se distinguem desta observação. Por outro lado, os resultados para CR indicam que a segunda combinação apresenta uma maior concentração enquanto que a primeira é mais dispersa contendo casos de teste cujo ganho em compressão é maior. Na distribuição Entropia x NMSE, a entropia se comporta para as duas combinações de forma análoga aos resultados de CR. Enquanto a primeira combinação é mais dispersa e possui alguns valores menores de entropia, a segunda apresenta uma maior concentração.

Outra perspectiva é mostrada na Figura 5.5, Figura 5.6 e Figura 5.7. Neste caso, a progressão de NMSE, CR e entropia por casos de teste é analisada. Para cada progressão são mostrados os resultados das duas combinações selecionadas. É possível ratificar a análise projetada nas distribuições da Figura 5.3 e Figura 5.4. Nota-se que poucos casos de teste possuem degradação elevada (*e.g.* nos casos 18, 21 e 24). Estes casos são caracterizados como distúrbios que necessitam de um maior detalhamento para manter a fidelidade de reconstrução. Logo, a solução não é universal e a técnica SDCM falha para estes casos específicos. Dessa forma, sua aplicação para todo e qualquer tipo de distúrbio elétrico deve ser reconsiderada. Na análise de CR é possível identificar com mais facilidade que as duas combinações estão centralizadas entre 3 e 3,5 vezes e que não há muita variação nos resultados da segunda. Nos casos 18, 21 e 24, o ganho em compressão é pequeno se comparado com a média. Essa informação é mascarada quando analisado somente valores médios, mas é relevante para verificar que a qualidade de reconstrução possui degradação relevante e, ainda assim, o ganho em compressão não acompanha a tendência de crescimento esperado. Portanto, para

determinados tipos de distúrbios a técnica SDCM é ineficiente tanto ao manter a fidelidade do distúrbio como também na eficiência de compressão.

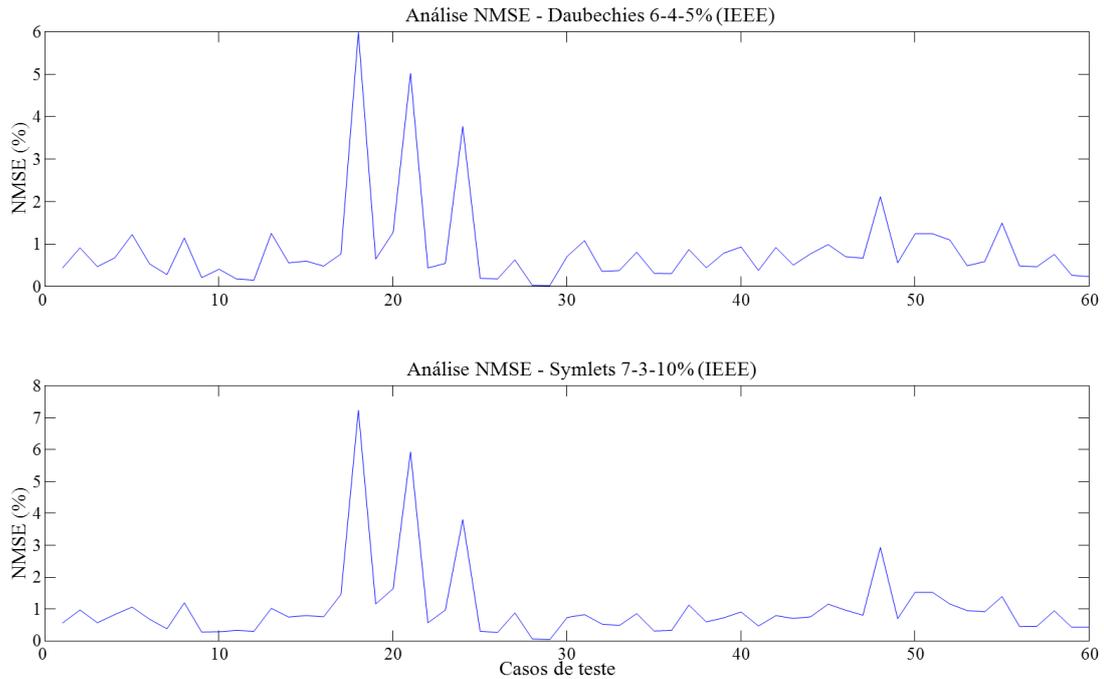


Figura 5.5 - Progressão da análise de NMSE (IEEE)

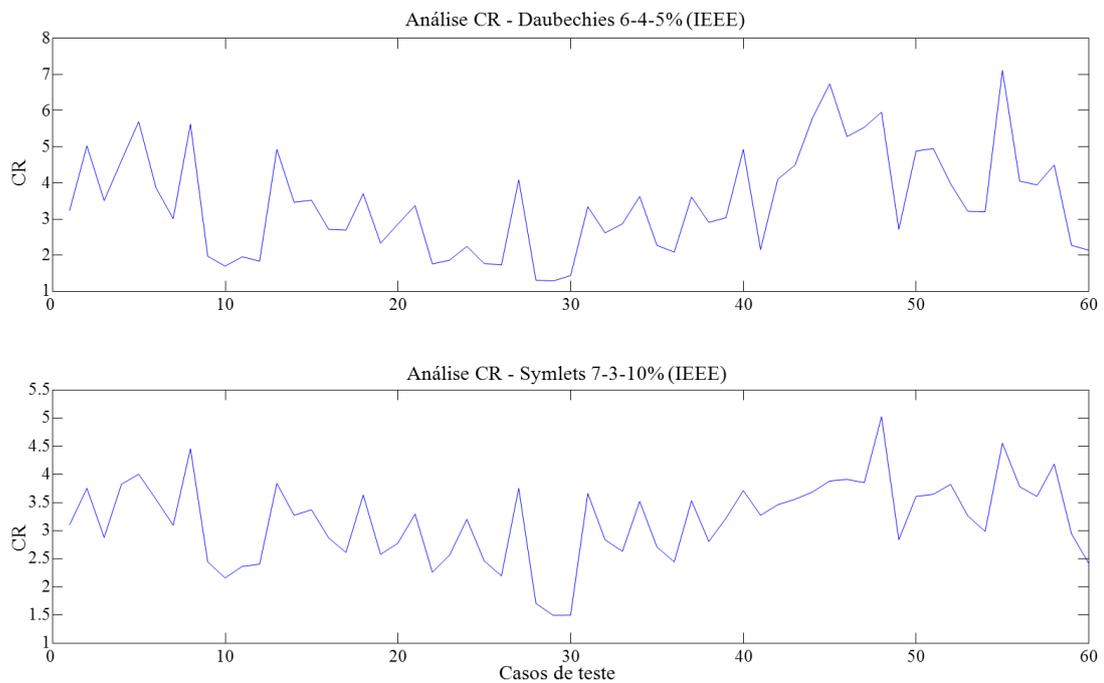


Figura 5.6 - Progressão da análise de CR (IEEE)

Na análise de entropia, há uma maior variabilidade quando comparada com a análise CR. No entanto, o valor central da quantidade média de bits necessários para codificar a informação é relativamente baixo (*i.e.* 3,42 e 2,69 para a primeira e segunda combinação respectivamente).

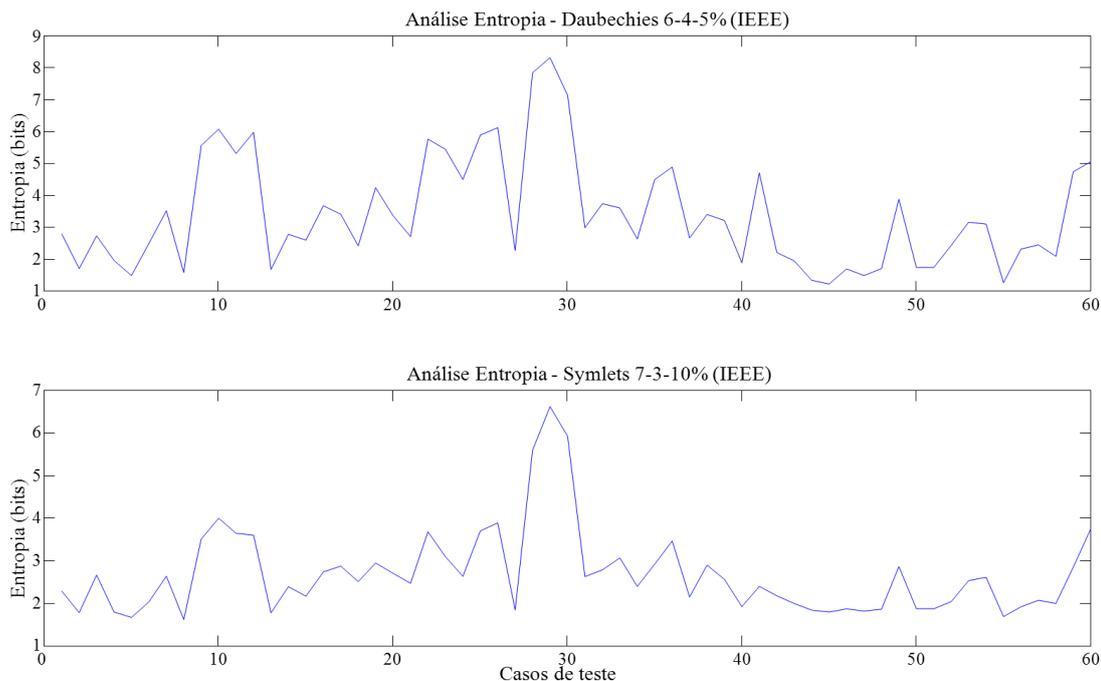


Figura 5.7 - Progressão da análise de Entropia (IEEE)

Finalmente, a última perspectiva de avaliação das duas melhores combinações é ilustrada na Figura 5.8, Figura 5.9 e Figura 5.10. Agora a análise é feita baseada em diagramas de caixa.

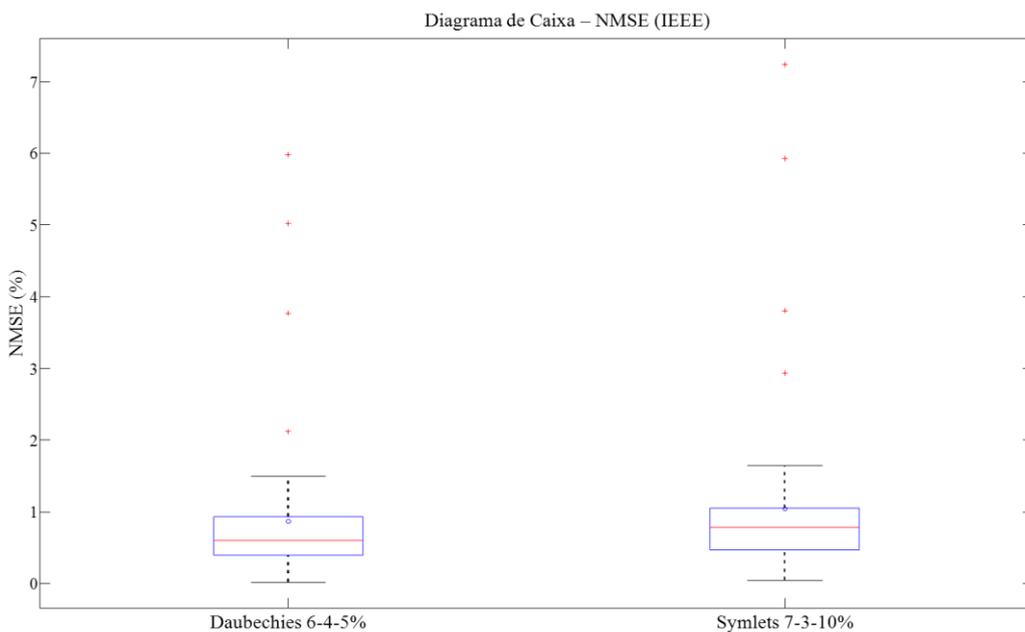


Figura 5.8 – Avaliação em diagrama de caixa da técnica SDCM para NMSE (IEEE)

Na análise NMSE é possível verificar que, nos dois casos, os máximos estão abaixo de 2% e que aqueles quatro casos evidenciados na Figura 5.3 e Figura 5.4 seriam valores atípicos da distribuição. Nota-se que a mediana da distribuição está abaixo da média. Portanto, infere-se que 50% da distribuição está abaixo de 1% quando considerada a métrica NMSE.

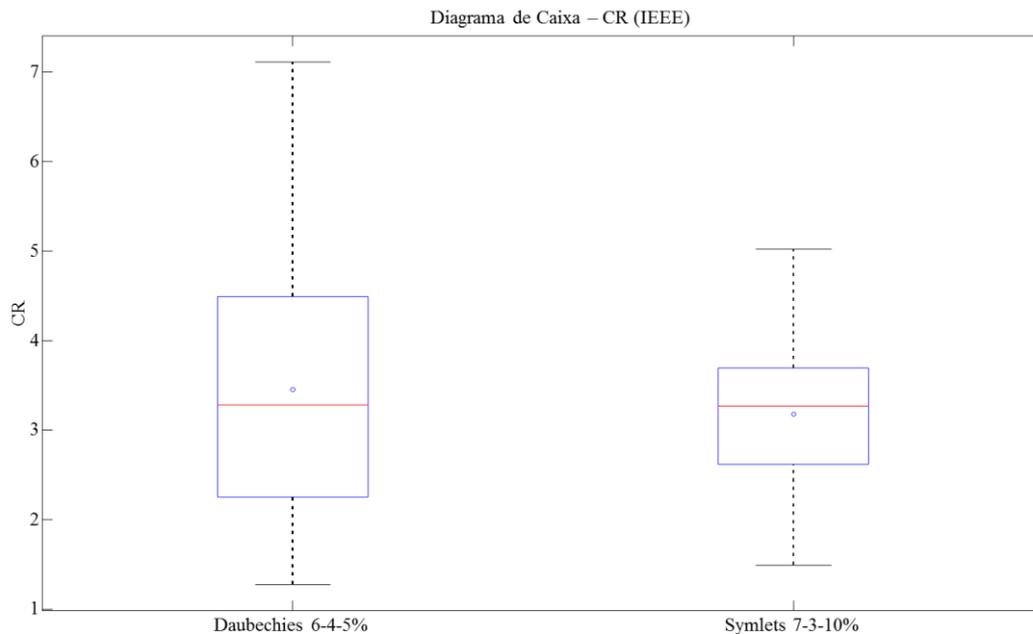


Figura 5.9 - Avaliação em diagrama de caixa da técnica SDCM para CR (IEEE)

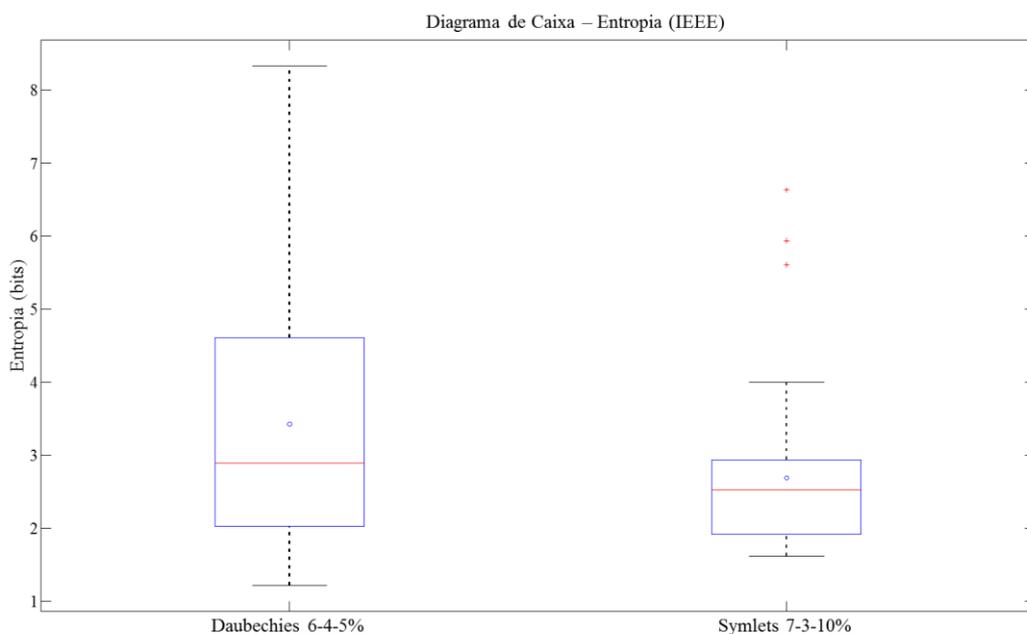


Figura 5.10 - Avaliação em diagrama de caixa da técnica SDCM para Entropia (IEEE)

Na análise de CR é possível identificar uma maior variabilidade na primeira combinação se comparada com a segunda. Isto coloca em evidência a falta de correlação que determinadas bases Wavelet possuem em relação aos dados de entrada. Nota-se que, em ambos os casos, a média está mais próxima da mediana. Na realidade, isto indica que as duas medidas estatísticas estão convergindo para uma faixa de aproximadamente 3,1 a 3,5 vezes. A análise de entropia se assemelha muito a de CR. No entanto, há uma maior diferença entre valores de entropia média e mediana na primeira combinação. Isto é consequência de valores maiores de entropia que elevam o valor da média.

A variabilidade analisada neste contexto indica que, pelo menos, 75% dos casos de teste apresentam resultados aceitáveis para NMSE. Na realidade, esta análise suaviza os

resultados de CV apresentados na Tabela 5.1. No entanto, os diagramas de caixa mostram a ineficiência por parte da técnica SDCM como compressor de propósito geral no escopo da qualidade de EE. Isto porque 25% dos casos de teste não possuem reconstrução com fidelidade e 50% da distribuição possui compressão inferior a 3,5 vezes com variação de 1,5 até aproximadamente 3,2 vezes. Isto vai de encontro com os resultados apresentados por (SANTOSO, 1997). Naquele caso, os 3 exemplos evidenciam ganho mínimo de compressão igual a 3 vezes.

5.1.2 Resultados para a técnica proposta

Após simulação da técnica proposta, um gráfico semelhante ao da Figura 5.1 pode ser verificado na Figura 5.11. Nota-se que no contexto desta subseção apenas resultados de NMSE e CR são apresentados. Isto porque a técnica proposta já utiliza codificadores entrópicos para a redução da quantidade de dados.

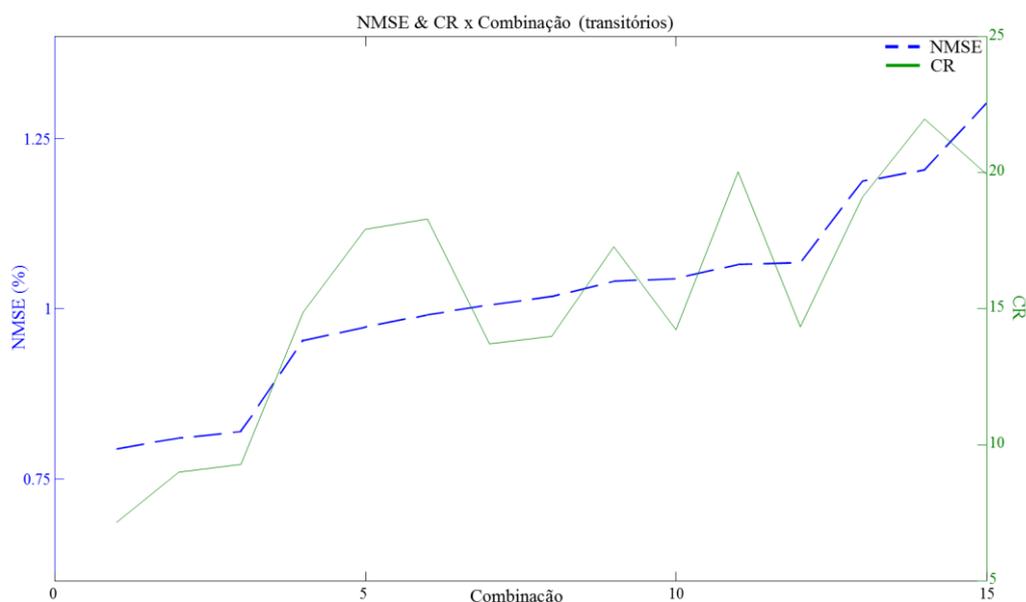


Figura 5.11 – Análise NMSE & CR x Combinação (transitórios)

Nota-se que como neste caso o número de combinações é muito menor que na subseção anterior, então é possível percorrer cada combinação para encontrar a melhor. Dessa forma, a combinação selecionada é aquela com fator de sub-amostragem n e constante multiplicativa ρ iguais a 16 e 2, respectivamente.

Como os trabalhos de (ZHANG, 2011) e (RIBEIRO, 2004) comparam os resultados com a proposta de (SANTOSO, 1997), então nesta dissertação a mesma comparação é feita. A Tabela 5.2 mostra os resultados das duas técnicas.

Tabela 5.2 - Resultados para a compressão de transitórios rápidos

Técnica	Técnica Proposta		(SANTOSO, 1997)	
Combinação	PCA 16-2		Daubechies 4-3-10%	
Métrica	NMSE (%)	CR	NMSE (%)	CR
μ	0,97	17,93	0,97	7,75
Mínimo	0,87	9,34	0,74	3,14
Máximo	1,02	21,29	1,26	7,97

Percebe-se que os resultados de NMSE possuem valores próximos para as duas técnicas. A diferença é que a proposta de (SANTOSO, 1997) apresenta tanto o melhor quanto o pior caso para esta métrica. Isto indica que, possivelmente, os resultados da técnica proposta apresentam maior convergência em relação ao valor central que a técnica de (SANTOSO, 1997). Em termos de ganhos de compressão, os melhores resultados são os da técnica proposta. Até mesmo o mínimo CR desta técnica é maior que o máximo da técnica SDCM Daubechies 4-3-10%. Por outro lado, a compressão da técnica proposta parece possuir uma maior variabilidade em seus resultados. Todas estas informações podem ser exploradas e explicadas com uma análise análoga àquela realizada na Figura 5.5 e Figura 5.6. Portanto, a Figura 5.12 e Figura 5.13 mostram a progressão do NMSE e CR para as duas técnicas.

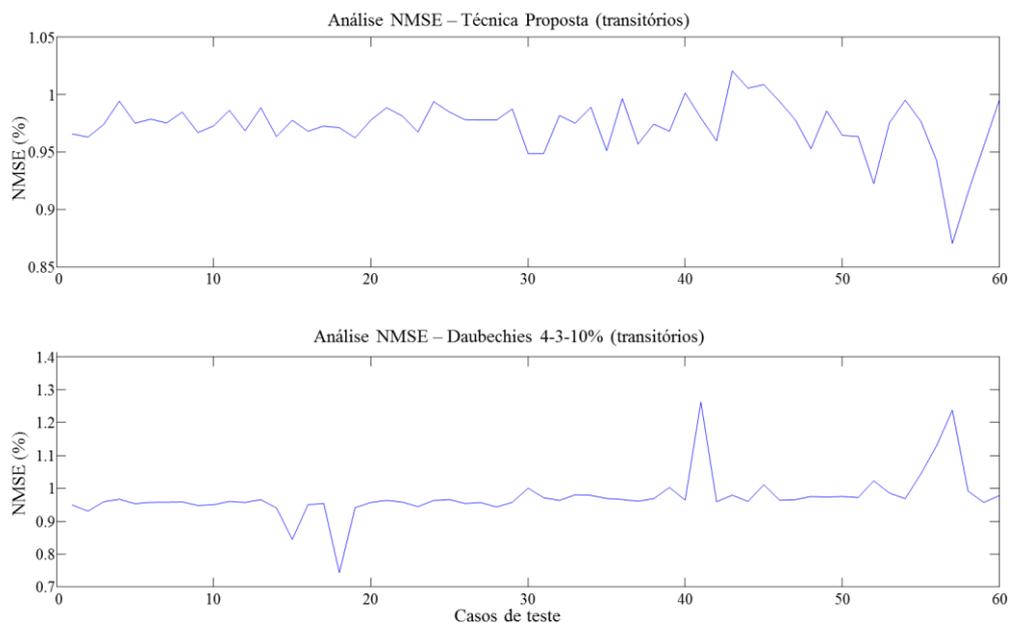


Figura 5.12 - Progressão da análise de NMSE (transitórios)

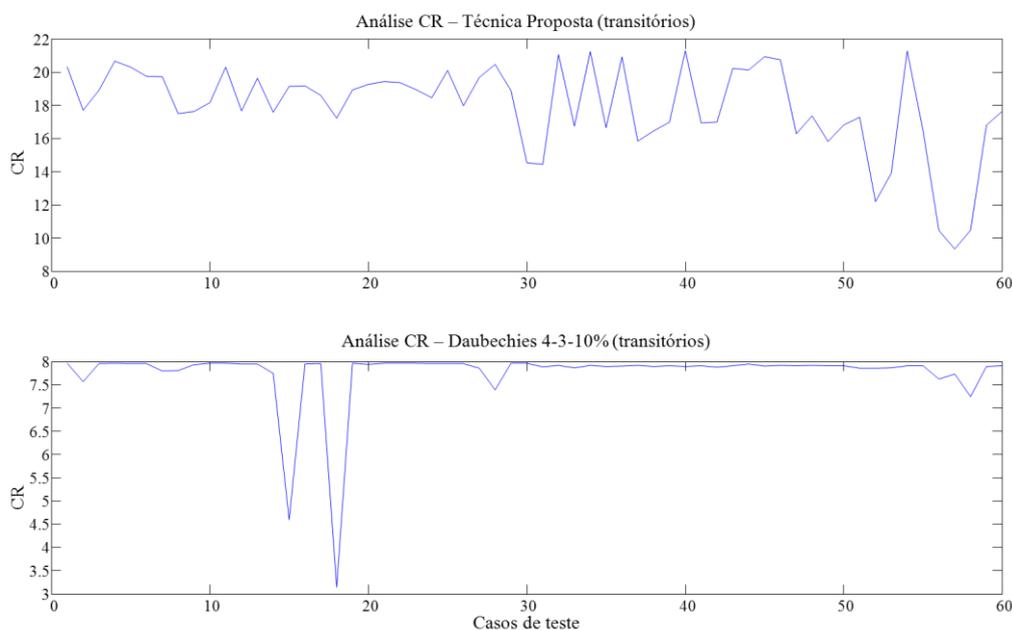


Figura 5.13 - Progressão da análise de CR (transitórios)

É possível perceber que para as duas técnicas a maioria das formas de onda permanecem abaixo de 1% de NMSE. O máximo valor de NMSE para a técnica proposta está abaixo do máximo para a técnica de (SANTOSO, 1997).

Na análise de CR é possível notar uma diferença em escala entre as duas técnicas. Enquanto a técnica proposta tem como marcações mínima e máxima em 8 e 22, a técnica SDCM possui uma faixa entre 3 e 8. Por outro lado, a técnica proposta apresenta maior variabilidade nos resultados de compressão se comparado com a técnica SDCM. Isto porque a técnica proposta se adapta ao vetor de autovalores. Em função disso, quanto maior o número de componentes principais com significância, menor será a compressão. A Figura 5.14 e Figura 5.15 mostram os diagramas de caixa para NMSE e CR, respectivamente.

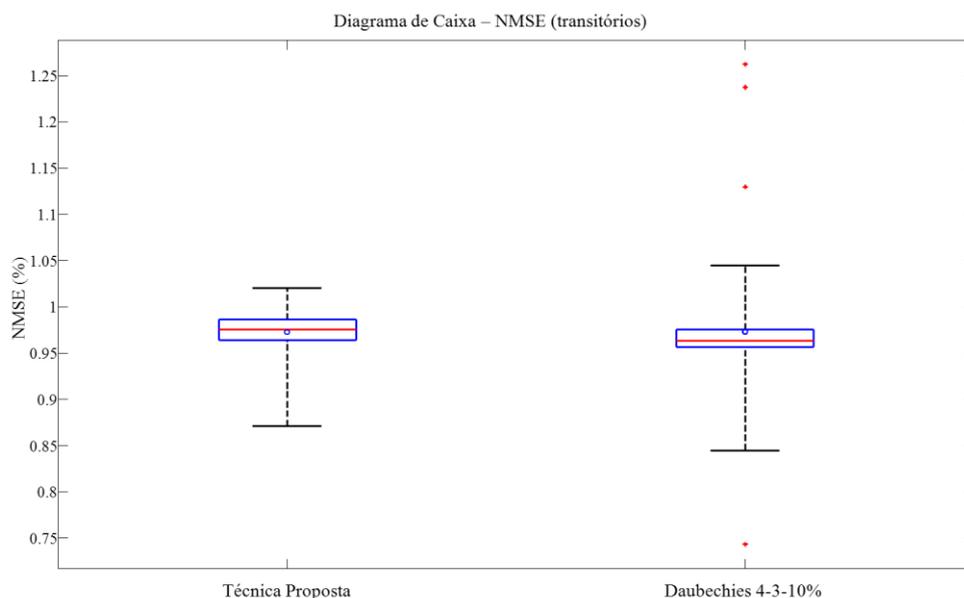


Figura 5.14 – Avaliação em diagrama de caixa - NMSE (transitórios)

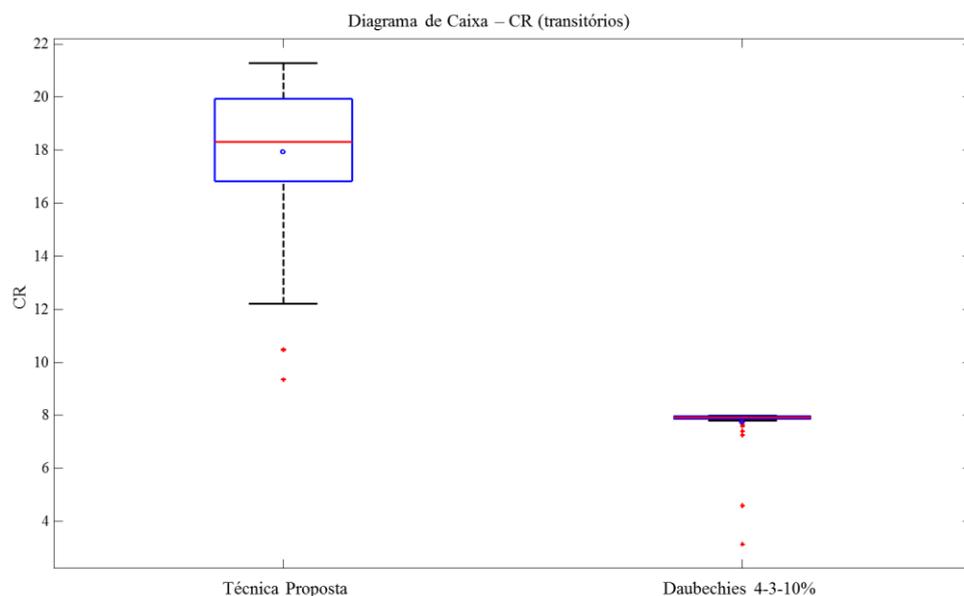


Figura 5.15 – Avaliação em diagrama de caixa - CR (transitórios)

Na Figura 5.14, apesar dos resultados serem parecidos, a técnica proposta tem uma distribuição de NMSE mais simétrica em relação à técnica SDCM. Nota-se que para a

técnica proposta, os quartis possuem simetria. Além disso, a média e mediana estão mais próximas. A variabilidade entre as técnicas são semelhantes. No entanto, a técnica SDCM possui alguns valores atípicos tanto como melhor e pior casos.

Na Figura 5.15, é possível perceber novamente os ganhos em compressão da técnica proposta em relação à técnica SDCM. Nota-se que esta última possui menor variabilidade, porém ainda assim, para alguns casos atípicos, o valor de CR se assemelha ao ganho médio das melhores combinações apresentadas na subseção anterior.

Com o intuito de validação subjetiva na reconstrução da informação relevante, a Figura 5.16 apresenta um caso de teste que contempla os dois tipos de transitórios segundo definição da (IEEE, 2009) (*i.e.* transitórios impulsivos e oscilatórios). Nota-se que o primeiro distúrbio é denominado como impulsivo, pois possui um tempo de subida curto seguido de um decrescimento exponencial. O segundo distúrbio é conhecido como oscilatório porque a restituição da magnitude nominal de tensão é dada por uma oscilação senoidal. Na legenda, as denominações ‘x’ e ‘xr’ denotam sinal original e sinal reconstruído, respectivamente. Nota-se que quando ampliados os distúrbios, há uma pequena perda de informação no pico do transitório impulsivo (*i.e.* 1% de erro em relação ao valor de pico do sinal original) e em alguns picos de oscilação do segundo transitório. No entanto, para fins de análise subjetiva e também para extração de parâmetros relacionados aos transitórios (ver capítulo 2), a informação contida no sinal reconstruído mantém a fidelidade de forma satisfatória. Constata-se também, principalmente na ampliação do transitório oscilatório, que o ruído de fundo é reduzido na análise PCA. Isto porque o ruído de fundo é decorrelacionado com o restante do sinal. Este processo natural de redução no ruído é um dos componentes auxiliares no aumento da compressão de dados.

Uma vez que a avaliação subjetiva mostra o desempenho de reconstrução da técnica proposta, o último tópico desta seção consiste em comparar o trabalho desta dissertação com os trabalhos relacionados. Esta comparação não é trivial, pois não há padronização nos conjuntos de dados utilizados entre os trabalhos anteriores e nem entre o conjunto de dados utilizados nesta dissertação. Como mencionado no capítulo 3, o trabalho proposto por (RIBEIRO, 2004) utiliza quatro casos de teste sintéticos, enquanto que o trabalho de (ZHANG, 2011) possui 100 casos de teste com distúrbios aqui definidos como variações e 100 casos de teste com distúrbios denominados pelo autor como sendo transitórios. No entanto, destaca-se novamente, que a frequência de amostragem utilizada naquele trabalho é de 12800 Hz. Esta frequência de amostragem é ainda menor que a frequência do primeiro conjunto de dados utilizado nesta dissertação. Dessa forma, os transitórios em questão possuem longa duração e vão de encontro com o conceito de transitórios rápidos apresentado no presente trabalho. Em virtude de todas estas divergências e tendo como base que todos os trabalhos revisitam a técnica proposta por (SANTOSO, 1997), então a forma mais verossímil de comparar os resultados consiste em normalizar estes pela eficiência de compressão apresentada pela técnica SDCM. Dessa forma, é interessante analisar quão melhor é cada técnica em relação à técnica de (SANTOSO, 1997). A Tabela 5.3 mostra os resultados comparativos.

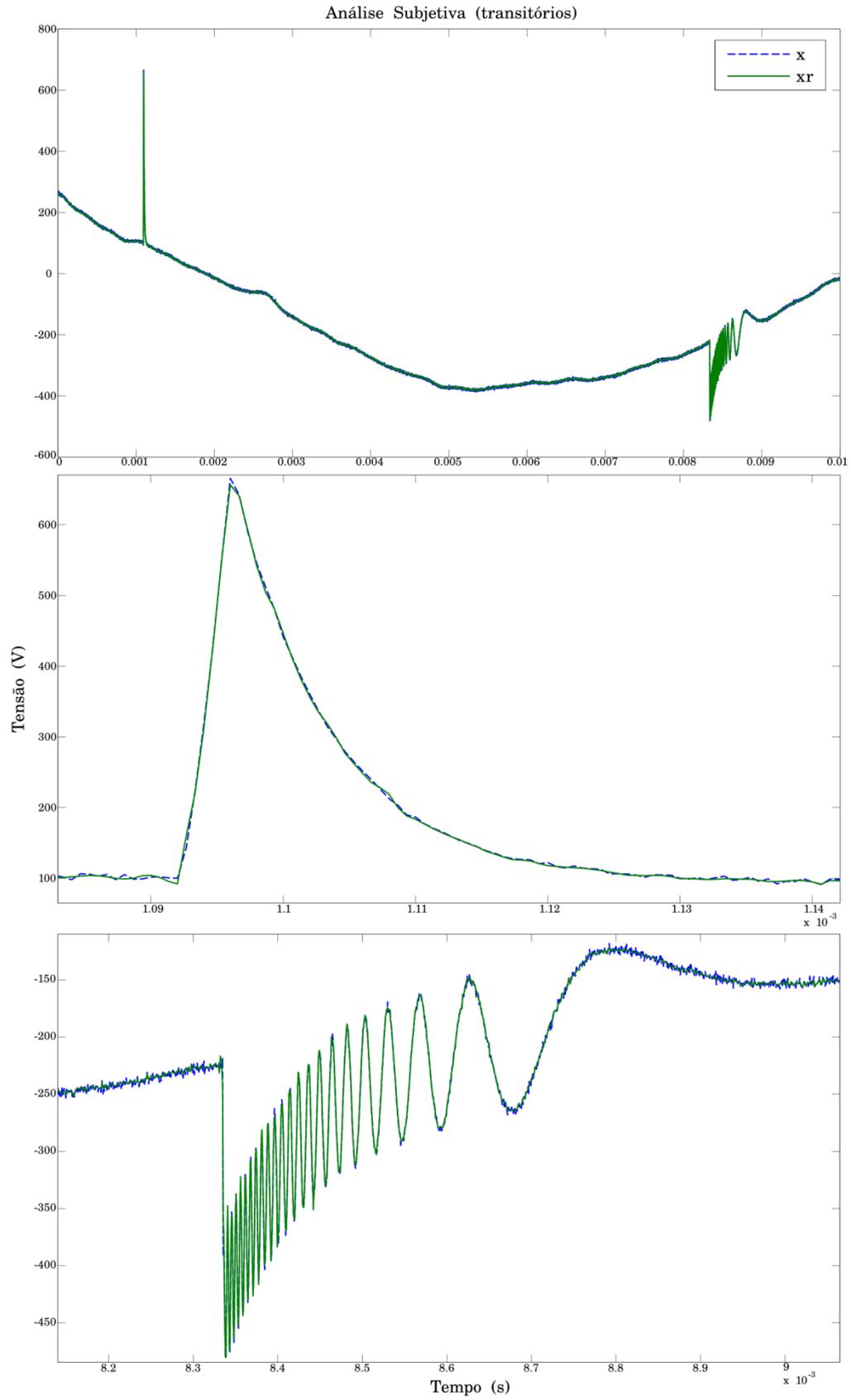
**Figura 5.16 - Análise Subjetiva (transitórios)**

Tabela 5.3 - Resultados comparativos

	(RIBEIRO, 2004)	(ZHANG, 2011)	Técnica Proposta
CR	29,19	50	17,93
CR (SANTOSO, 1997)	18,51	20	7,75
Ganho em CR	1,58	2,5	2,31
NMSE	$10^{-2}\%$	$10^{-1}\%$	$10^{-1}\%$

Os resultados de NMSE médio mostram que as técnicas proposta e de (ZHANG, 2011) possuem valores na mesma ordem de grandeza. A técnica de (RIBEIRO, 2004) possui menor NMSE. No entanto, nota-se que a técnica proposta e a técnica de (ZHANG, 2011) possuem ganho em compressão maior que a técnica de (RIBEIRO, 2004). Para seguir a análise entre as técnicas algumas considerações devem ser feitas: no capítulo 3, é mostrado que a técnica de (ZHANG, 2011) possui CR médio aproximado de 60 e 40 vezes para as formas de onda com variações e transitórios, respectivamente. Na realidade, este valor aproximado foi extraído do artigo de (ZHANG, 2011) de forma subjetiva, pois esse trabalho não coloca em uma tabela os resultados médios exatos. Em contrapartida, apenas dois gráficos são apresentados com distribuições NMSE x CR parecidos com o gráfico da Figura 5.3. Portanto, como o ganho de seu trabalho é de 2,5 e esta medida não é exata, então há a possibilidade de que alguns décimos sejam decrescidos ou acrescidos a este valor. Se considerado apenas o desempenho de compressão dos transitórios do conjunto de dados do trabalho de (ZHANG, 2011), então o ganho em eficiência de compressão decresce para 2 vezes com a mesma margem de incerteza. Portanto, por ausência de exatidão nos resultados de (ZHANG, 2011), é possível afirmar que a eficiência de compressão da técnica proposta é tão boa quanto a do trabalho anterior. Em adição, a seguinte consideração deve ser feita: a quantidade de dados dos conjuntos propostos pelos dois trabalhos possuem taxas de amostragem diferentes. Enquanto o trabalho de (ZHANG, 2011) utiliza formas de onda amostradas a 12800 Hz, o trabalho proposto nesta dissertação assume uma taxa de amostragem de 1,5 MHz. Como no primeiro caso a duração é de 100 ms e no segundo se aproxima de 0.1 ms, então a quantidade de dados é de 1280 e 16384 amostras, respectivamente. Como a tendência futura na indústria de analisadores da qualidade de EE é utilizar taxas de amostragem cada vez maiores para detecção de transientes rápidos (EATON, 2013), então é possível que a técnica proposta consiga aumentar a eficiência em compressão de dados. Isto porque o conceito da técnica aproveita justamente as altas taxas de amostragem como princípio básico para a redução da redundância temporal presente no conjunto de dados.

5.2 Análise Tempo-Frequência

A metodologia utilizada para a aquisição de resultados referentes à análise Tempo-Frequência tem como base reproduzir as técnicas EEMD e EMD para 3 exemplos diferentes contemplando dois casos de teste do conjunto de dados da IEEE e um caso de teste para o conjunto de dados sintéticos que contém os transitórios. Com isso uma comparação é feita com a técnica proposta. No capítulo 3, são mostradas as desvantagens na utilização de técnicas como a Transformada breve de Fourier e Wavelet. Portanto, neste trabalho uma comparação é feita entre as técnicas baseadas na Transformada Hilbert-Huang. A comparação é feita de forma subjetiva e as próximas

páginas apresentam os resultados na seguinte ordem: apresentação da forma de onda de um dado exemplo, seguido da análise Tempo-Frequência para as técnicas EMD, EEMD e a proposta desta dissertação.

O primeiro exemplo pode ser verificado na Figura 5.17 e é extraído do conjunto de dados da IEEE com apenas um ciclo de análise. Nota-se que há uma componente entre 4 e 6 ms cuja duração é uma pequena fração do período correspondente à frequência fundamental.

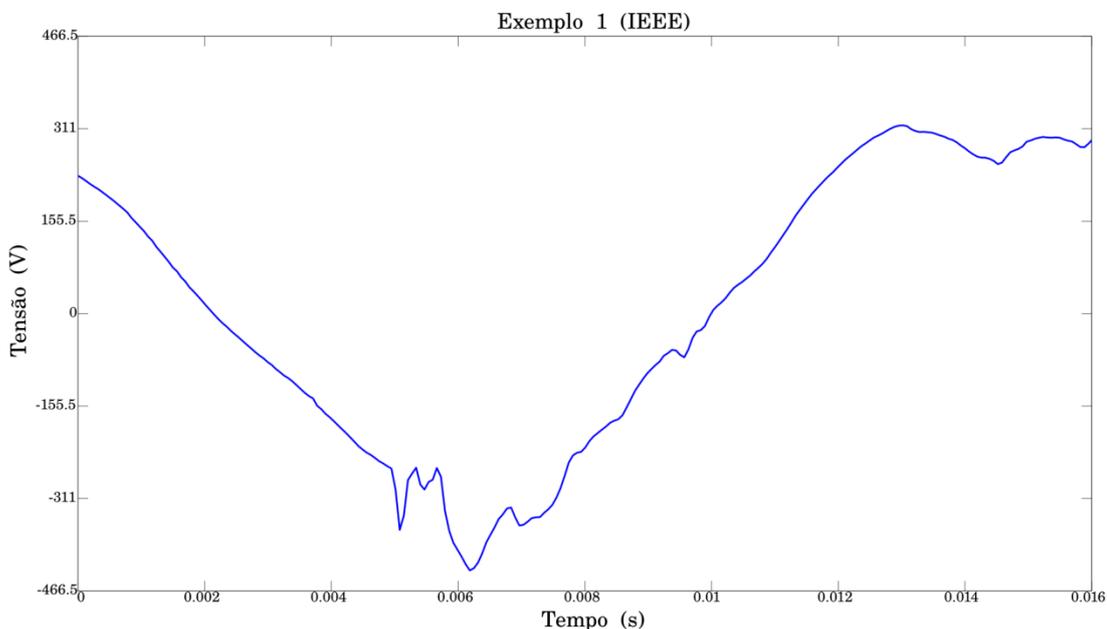


Figura 5.17 - Primeiro Exemplo para Análise Tempo-Frequência

A seguir, a Figura 5.18, Figura 5.19 e Figura 5.20 mostram os resultados da análise tempo-frequência utilizando IMFs extraídos pelo EMD, EEMD e técnica proposta.

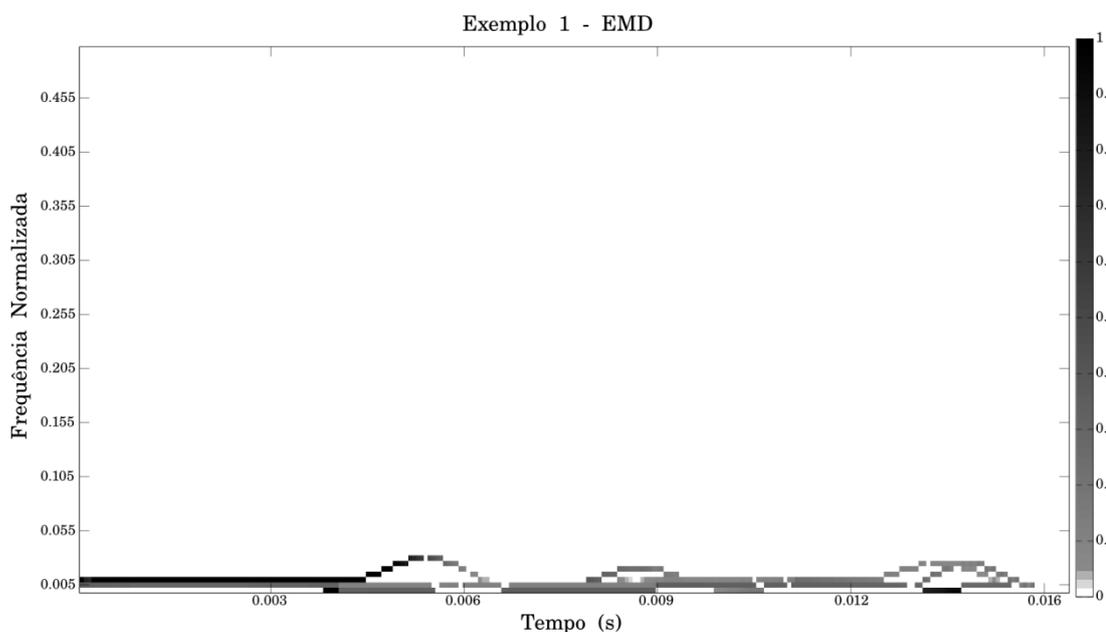


Figura 5.18 – Resultado do EMD para primeiro exemplo

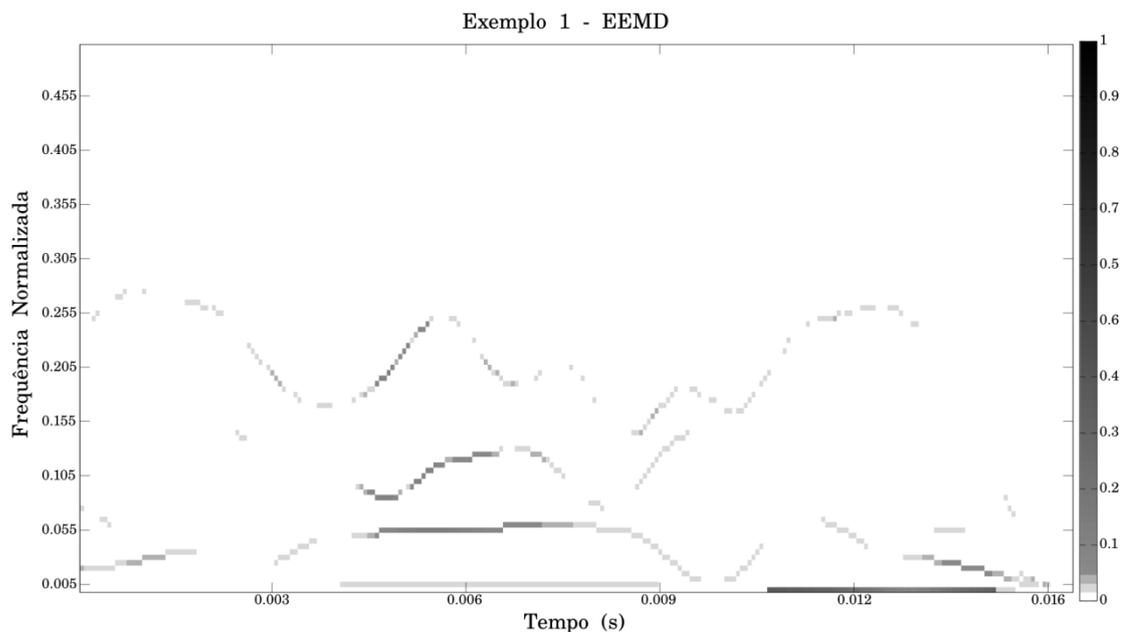


Figura 5.19 - Resultado do EEMD para primeiro exemplo

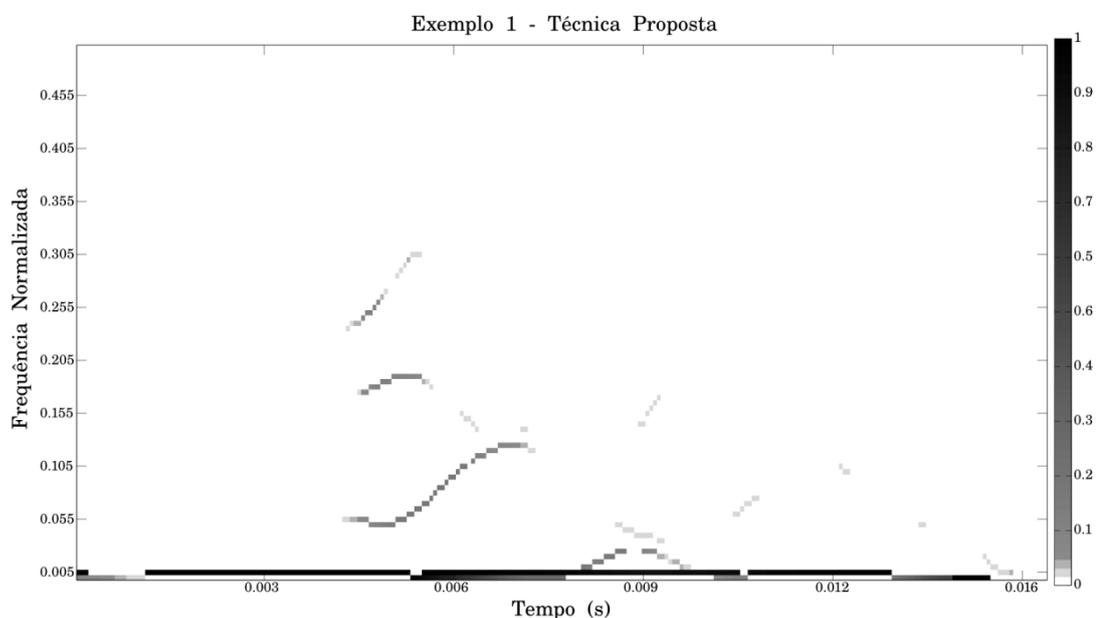


Figura 5.20 - Resultado da Técnica Proposta para primeiro exemplo

Percebe-se que os três resultados divergem. Na realidade, o resultado utilizando EMD consegue representar as baixas frequências (*i.e.* frequência normalizada próxima ao valor 0.005) enquanto que as componentes de alta frequência (*e.g.* a componente entre os tempos 4 e 6 ms) são representadas por frequências menores se comparado com os demais gráficos. Ao observar os resultados do EEMD, é possível verificar que as componentes de baixa frequência são dissolvidas enquanto que componentes de mais alta frequência são representados de forma contínua. No entanto, é possível que o número de repetições do algoritmo EEMD (ver capítulo 3) não seja suficiente para atenuar o nível de ruído. Portanto, este pode ser o motivo pelo qual a degradação de baixas frequências acontece enquanto que as frequências mais altas possuem um caráter contínuo. Por outro lado, a técnica proposta consegue manter a informação de baixa e alta frequência. Como o sinal é dominado por baixa frequência e corrompido em alguns

pontos por componentes de frequência maior, então a resposta apresentada pela técnica proposta possui um significado com maior fidelidade em relação ao primeiro exemplo.

A seguir, na Figura 5.21, um exemplo completo do conjunto de dados IEEE é analisado pelas mesmas técnicas. No segundo e terceiro ciclo há predominância de oscilações de maior frequência que a fundamental. A Figura 5.22, Figura 5.23 e Figura 5.24 apresentam os resultados de análise tempo-frequência.

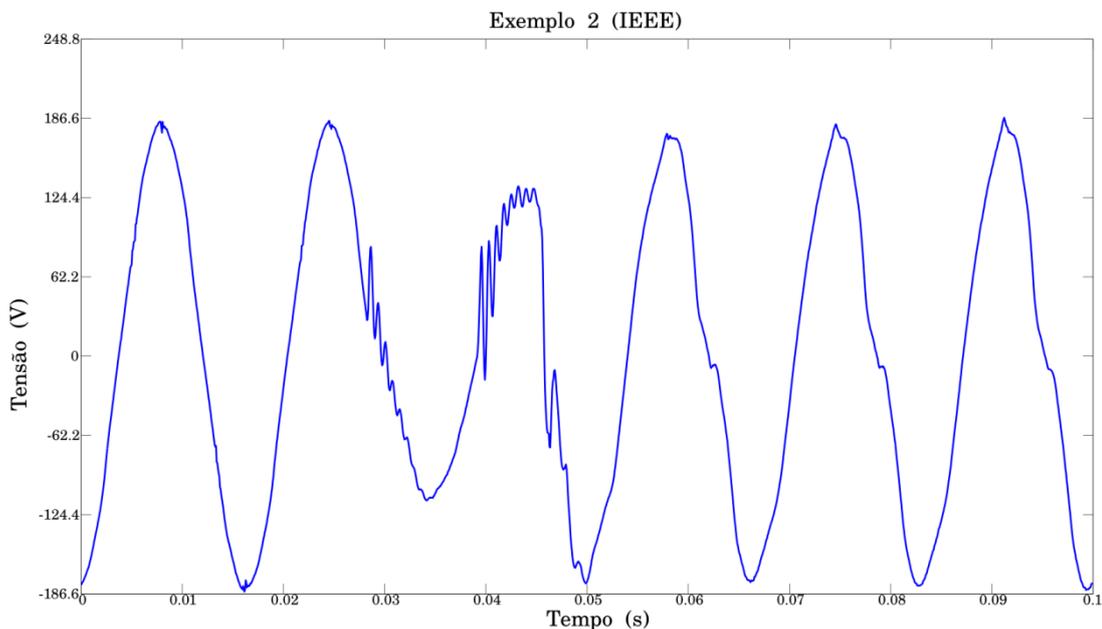


Figura 5.21 - Segundo exemplo para Análise Tempo-Frequência

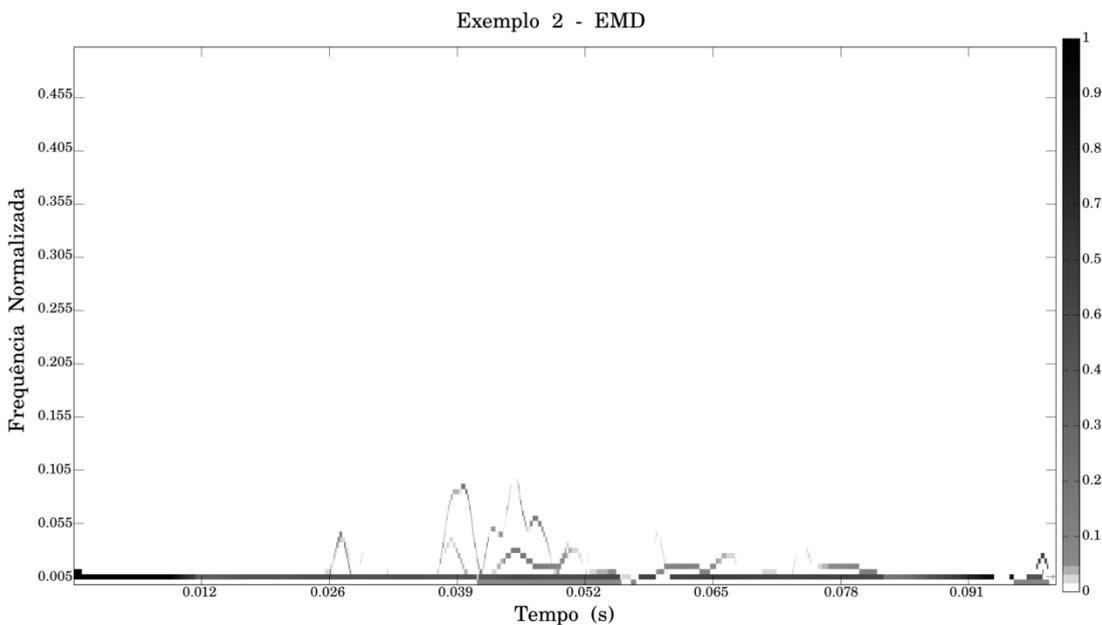


Figura 5.22 - Resultado do EMD para segundo exemplo

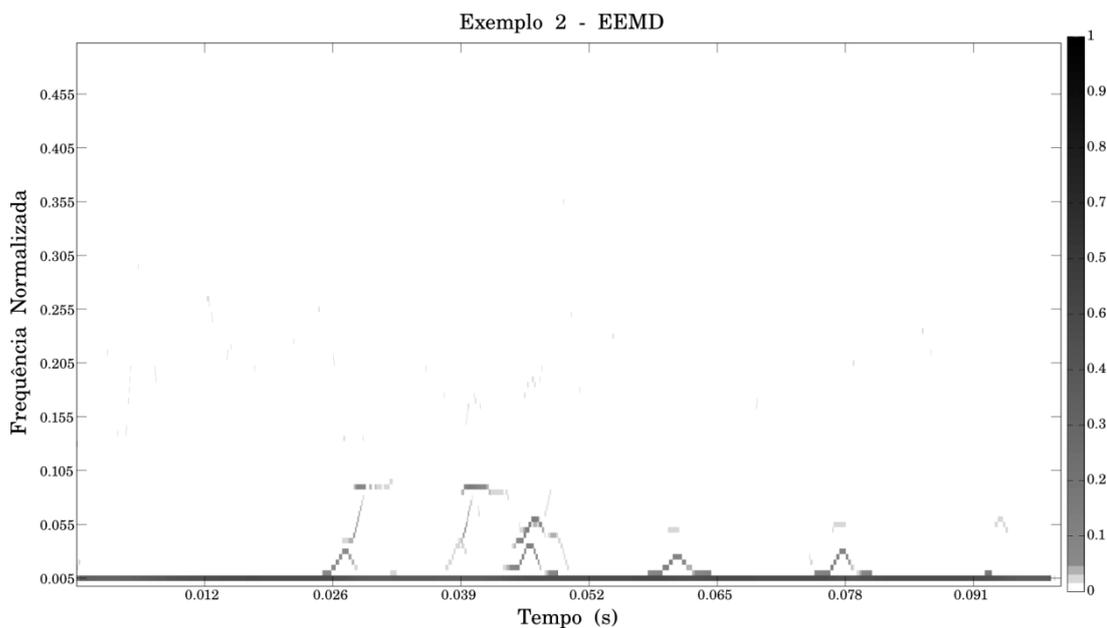


Figura 5.23 - Resultado do EEMD para segundo exemplo

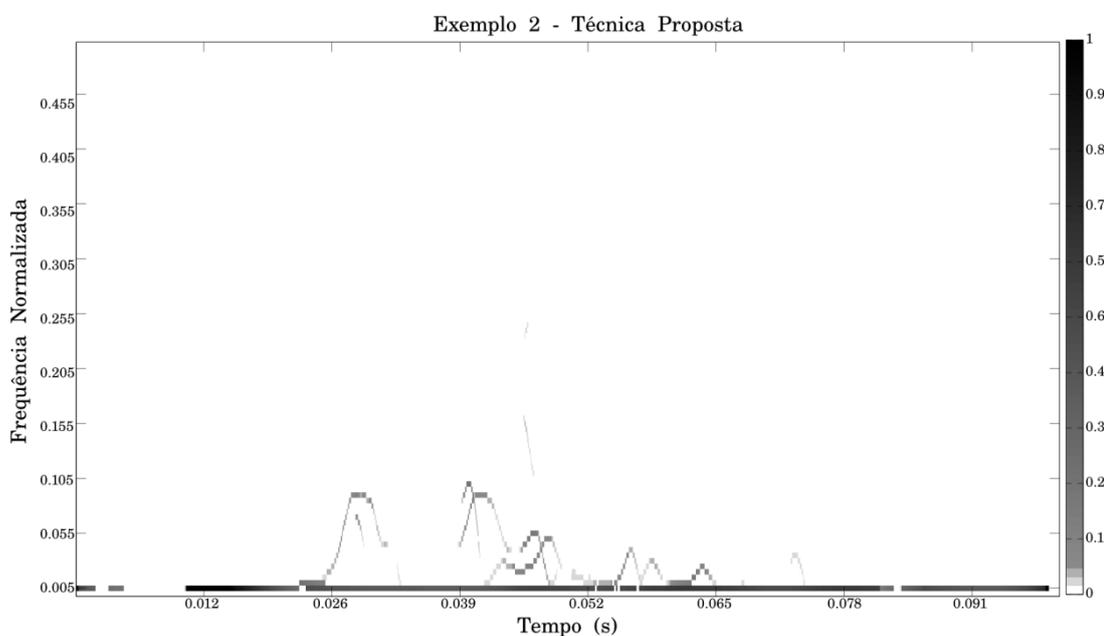


Figura 5.24 - Resultado da Técnica Proposta para segundo exemplo

Neste exemplo, os resultados possuem maior convergência. Percebe-se que as três técnicas chegam a um máximo de frequência normalizada igual ao valor 0,105. Para a técnica EMD as frequências mais altas aparecem concentradas entre os tempos 35 ms e 52 ms. Já para as demais técnicas, embora haja também a mesma concentração, há a presença de algumas componentes de mais alta frequência nos tempos 26 ms e 65 ms.

Na Figura 5.25, o terceiro exemplo contempla um transitório impulsivo e outro oscilatório.

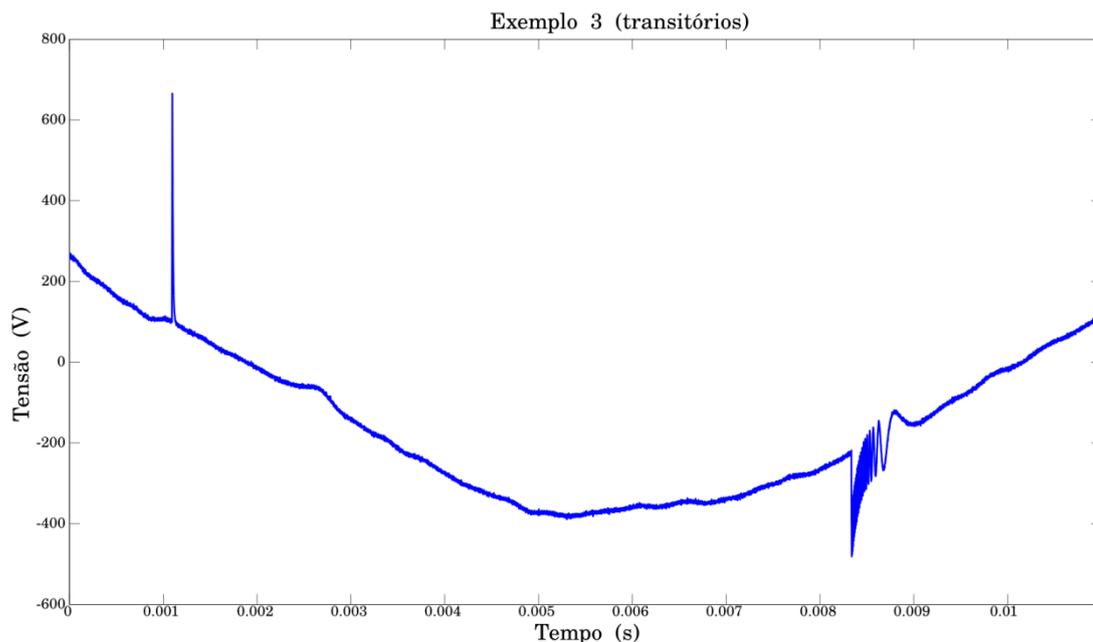


Figura 5.25 - Terceiro Exemplo para Análise Tempo-Frequência

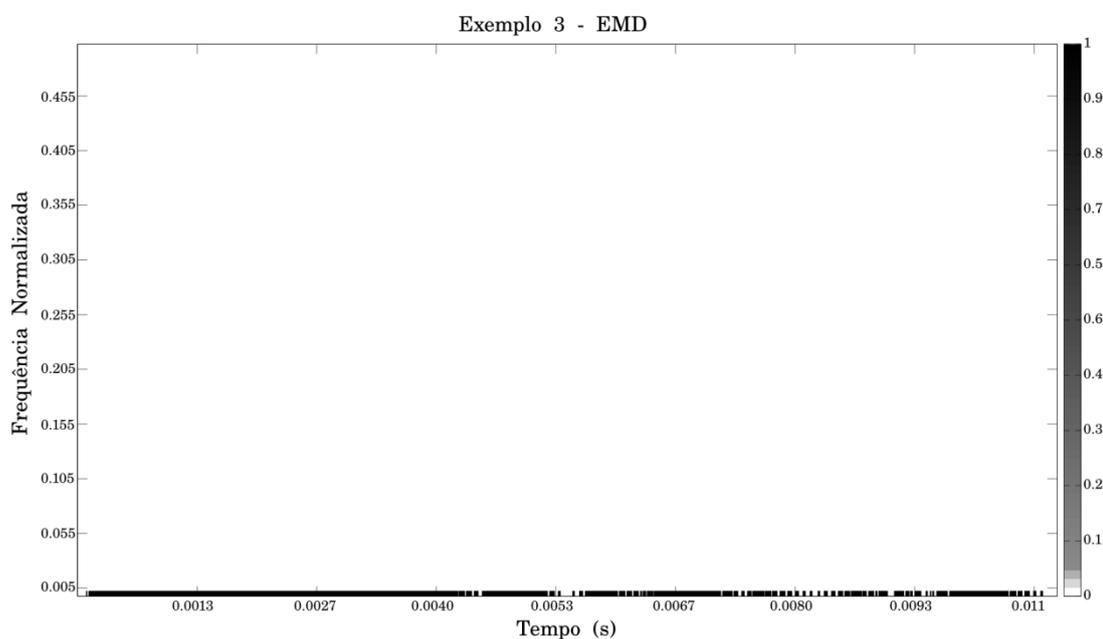


Figura 5.26 - Resultado do EMD para terceiro exemplo

Na Figura 5.26, percebe-se que a técnica EMD não consegue captar nenhum dos eventos. Isto porque a mistura de modos proporciona um resultado em que a frequência fundamental predomina sobre os eventos. Na Figura 5.27, o resultado da técnica EEMD evidencia novamente a ratificação do que foi explicado no primeiro exemplo: o número de repetições igual a 500 não é suficiente para que o nível de ruído em todos os IMFs seja reduzido. Em virtude disso, os IMFs trazem consigo ruído que se espalha por todas as frequências em análise.

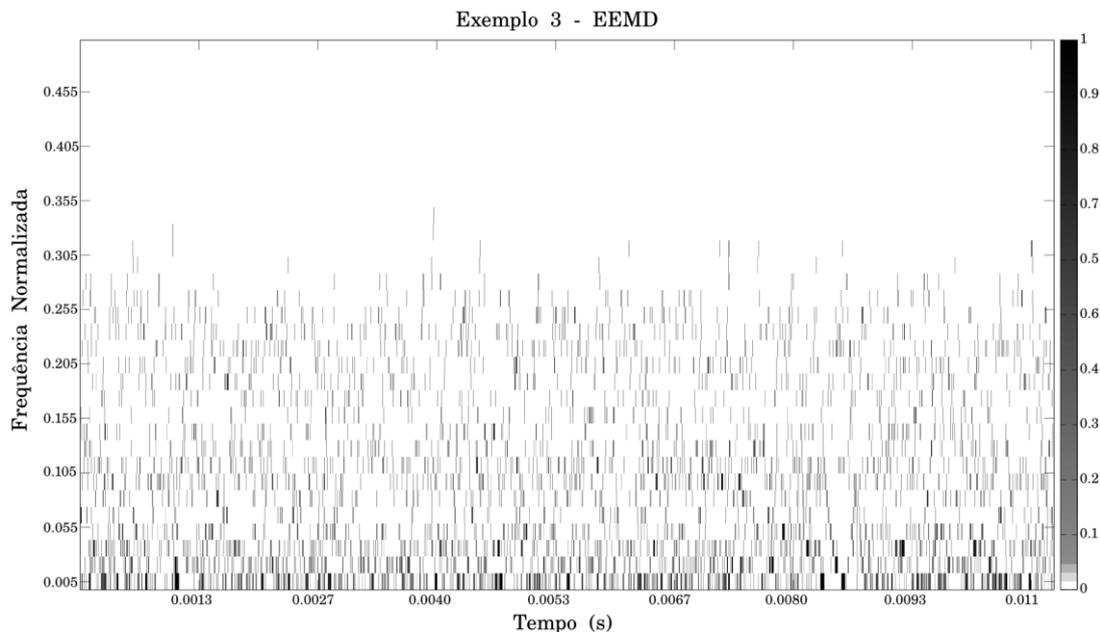


Figura 5.27 - Resultado do EEMD para terceiro exemplo

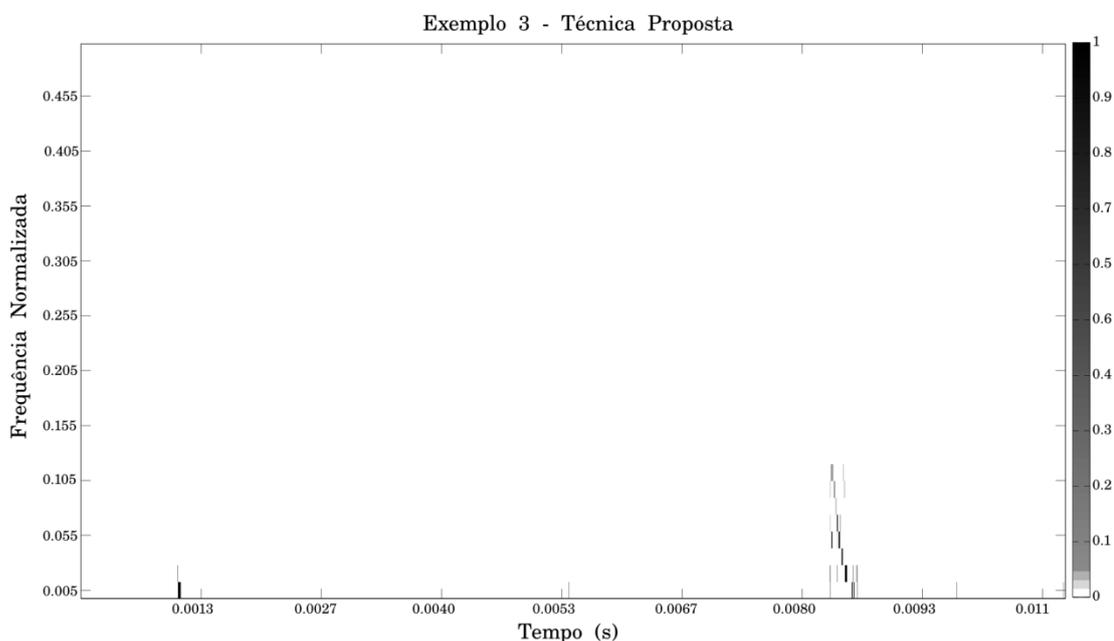


Figura 5.28 - Resultado da Técnica Proposta para terceiro exemplo

A técnica proposta consegue detectar os dois eventos. Sendo assim, o primeiro evento possui sua representatividade próxima do tempo de 10 ms e o segundo transitório possui alta frequência de oscilação e vai decrescendo à medida que a magnitude é restaurada ao seu valor nominal. Isto vai ao encontro do que é visto no terceiro exemplo. Percebe-se que também é possível identificar este segundo padrão no resultado da técnica EEMD no intervalo entre 80 ms e 93 ms. No entanto, a presença de ruído é significativa e consegue dificultar a identificação deste evento.

No capítulo 4, uma das motivações para a técnica proposta consiste em economizar o custo computacional para a análise tempo-frequência. Isto porque este tipo de análise é feito *a posteriori* e sua plataforma computacional pode ser um dispositivo portátil. Portanto, ao economizar o custo computacional, conseqüentemente a energia consumida

será menor. Para validar este custo, o tempo de execução é medido com o intuito de verificar quanto tempo cada uma das técnicas levou para extrair os IMFs. O experimento foi realizado sobre os 60 casos de teste do conjunto de dados da IEEE em um computador de propósito geral cujo processador é o Intel Core i7-3770 @ 3,4 GHz, memória cache de 8 MB e memória principal de 16 GB. O sistema operacional é a distribuição Ubuntu 12.10. Com base nas configurações, a Tabela 4.1 mostra os resultados de tempo de execução.

Tabela 5.4 - Tempos de execução da técnicas extratoras de IMFs

Técnica	EMD	EEMD	Técnica Proposta
Tempo (s)	10,25	3577,5	8,58

Com base nos resultados, é possível verificar que a técnica proposta é ainda mais rápida que o EMD. Isto porque o processo iterativo para extração de um IMF converge mais rápido para a técnica proposta do que para a técnica EMD. Como esperado, a técnica EEMD é a que demora mais tempo para extrair todos os casos de teste IEEE. Nota-se que a técnica proposta, considerando a situação equiprovável, possui um tempo de execução médio de 143 ms por caso de teste. Este tempo sobe para aproximadamente um minuto quando considerada a técnica EEMD. Dessa forma, o tempo gasto pela técnica EEMD para extrair todos os IMFs de um caso de teste corresponde à extração dos IMFs de aproximadamente 416 casos de teste para a técnica proposta.

É importante mencionar que todas as técnicas de análise tempo-frequência tentam lidar com suas dificuldades intrínsecas e que não há um método perfeito. No escopo desta dissertação, a ideia central consistiu em escolher uma técnica, em franco crescimento na comunidade especializada, e propor melhorias justamente para lidar com as dificuldades apresentadas por técnicas baseadas no EMD.

6 CONCLUSÃO

Esta dissertação apresenta uma discussão acerca da compressão e análise tempo-frequência de sinais referentes aos distúrbios elétricos provenientes da rede de Energia Elétrica AC.

Embora muitas técnicas sejam utilizadas para atender a estes propósitos, o presente trabalho faz uma avaliação geral de técnicas de DSP tradicionais e levanta o questionamento dos casos aos quais estas se aplicam. Dessa forma, ratifica-se que técnicas para compressão de todo e qualquer tipo de distúrbios elétricos baseadas na Transformada Wavelet possuem desempenho comprometido quando avaliado o compromisso de relevância prática entre eficiência de compressão versus qualidade de reconstrução. Isto porque há situações em que a base Wavelet não possui correlação significativa com o distúrbio elétrico a ser transformado em domínio esparso. Em virtude disso, técnicas para compressão de todo e qualquer tipo de sinal no escopo da qualidade de EE devem se adaptar ao tipo de distúrbio em questão. Cada distúrbio possui uma assinatura singular cujos coeficientes resultantes são mais concentrados por um tipo de filtro ou de transformada.

Seguindo este contexto, a técnica apresentada nesta dissertação propõe a compressão de transitórios subciclo aproveitando a grande quantidade de amostras resultante de uma alta frequência de amostragem, muito acima do limite de Nyquist para atender a norma (IEC, 2008). Frequências de amostragem dos sinais trifásicos de tensão e corrente de 60/50 Hz na ordem de MHz é uma prática usual na indústria de analisadores da qualidade da EE e tendências futuras indicam um crescimento significativo na utilização de conversores A/D com taxas de amostragem ainda maiores. A técnica proposta apresenta uma capacidade de compressão maior ou semelhante aos trabalhos anteriormente desenvolvidos. Esta capacidade é medida pela normalização de todos os resultados em relação ao desempenho de compressão pela técnica tradicional aqui reconhecida como SDCM e proposta por (SANTOSO, 1997). Além disso, a qualidade de reconstrução reside em uma taxa de erro aceitável quando analisado um exemplo clássico do tipo de distúrbio em questão ou comparado com os trabalhos relacionados. Projeta-se que em virtude do aumento das taxas de amostragem, o ganho em compressão da técnica proposta pode ser ainda mais significativo. Além disso, é possível visualizar outras aplicações da técnica PCA no escopo do monitoramento da EE. Por exemplo, é razoável imaginar que a técnica PCA possa ser utilizada para comprimir os sinais de tensão e corrente de uma determinada linha. Isto porque há uma dependência e/ou correlação entre os eventos que acontecem nos sinais de corrente e tensão ao longo do tempo. Apesar destes resultados, o esforço aplicado à pesquisa de aperfeiçoamentos na técnica proposta é uma direção a ser seguida.

Quanto à análise tempo-frequência é possível verificar que existem dificuldades enfrentadas pela Transformada de Hilbert-Huang em função da forma como a técnica

EMD produz os modos de oscilação. Portanto, destaca-se que, para os exemplos aqui apresentados, a técnica proposta possui um comportamento melhor na análise tempo-frequência por um custo computacional significativamente menor que a técnica apresentada em (HUANG, 2009). Como a plataforma de processamento *off-line* é independente de equipamentos diretamente ligados à EE e existe uma tendência de utilização de equipamentos portáteis, então a técnica proposta, por possuir um menor custo computacional, conseqüentemente consegue entregar uma análise com maior confiabilidade economizando o consumo energético por forma de onda analisada. Ainda assim, é importante mencionar que a pesquisa nesta área deve convergir para o estudo e proposição de formas mais robustas de prover uma interpolação suave e que consiga atenuar a mistura nos modos de oscilação.

REFERÊNCIAS

BOLLEN, M.H.J.; Styvaktakis, E.; GU, I.Y.H. Categorization and analysis of power system transients. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v.20, n.3, p. 2298-2306, jul. 2005.

BOLLEN, M.H.J; GU, I.Y.H. **Signal Processing of Power Quality Disturbances**. 1st ed. Piscataway: IEEE Press, 2006.

BRAVO, I. et al. Novel HW Architecture Based on FPGAs Oriented to Solve the Eigen Problem. **IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems**, v.16, n.12, p. 1722-1725, dez. 2008.

BURRUS, C.S.; GOPINATH, R.A.; GUO, H. **Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1998.

CHATTOPADHYAY, S.; MITRA, M.; SENGUPTA, S. **Electric Power Quality**. Dordrecht Heidelberg London New York: Springer, 2011.

DAPPER, R.E., CROVATO, C.D.P., SUSIN, A.A., BAMPI, S. A Compression Method for Power Quality Data. **Renewable Energies and Power Quality Journal**, v.11. Disponível em: <http://www.icrepq.com/RE&PQJ-11-4.html>, Acesso em: jun. 2013, Publicado em: mar. 2013.

DASH, P.K. et al. Power quality disturbance data compression, detection, and classification using integrated spline wavelet and S-transform. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v.18, n.2, p. 595-600, abr. 2003.

DONOHO, D. Wavelab 850 MatLab toolbox. **Stanford University**. Disponível em: <http://www-stat.stanford.edu/~wavelab/>, Acesso em: jun. 2013.

EATON CORPORATION. Next-generation Power Quality Meters. **White paper**. Disponível em: <http://www.eaton.com/ecm/groups/public/@pub/@electrical/documents/content/1138850333755.pdf>, Acesso em: jun. 2013.

EGHO, C.; VLADIMIROVA, T.; SWEETING, M. Acceleration of Karhunen-Loève Transform for System-on-Chip Platforms. In: NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems, 2012. **Proceedings...** Erlangen. IEEE, 2012.

GUO, W.; TSE, P.W. A novel signal compression method based on optimal ensemble empirical mode decomposition for bearing vibration signals. **Journal of Sound and Vibration**. v. 332, p. 423-441, Elsevier, jan. 2013.

HAMID, E.Y.; KAWASAKI, Z.-I. Wavelet-based data compression of power system disturbances using the minimum description length criterion. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v.17, n.2, p. 460-466, abr. 2002.

- HAYKIN, S.; VEEN, B. **Sinais e Sistemas**. São Paulo: Editora Artmed, 1999.
- HUANG, N. E. et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. **Proceedings of the Royal Society London A**. v. 454, p. 903-995, 1998.
- HUANG, S-J; JOU, M-J. Application of arithmetic coding for electric power disturbance data compression with Wavelet Packet enhancement. **IEEE Transactions on Power Systems**, v.19, n.3, p. 1334-1341, ago. 2004.
- HUANG, N. E. et al. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method. **Advances in Adaptive Data Analysis**, v.1, n.1, p. 1-41, 2009.
- INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. **IEC 61000-4-30**: Testing and measurement techniques – Power quality measurement methods. Geneva, 2008.
- INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONIC ENGINEERS. **IEEE C62.41.2**: IEEE Recommended Practice on Characterization of Surges in Low-Voltage (1000 V and Less) AC Power Circuits. New York, 2003.
- INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONIC ENGINEERS. **IEEE 1159-2009**: IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality. New York, 2009.
- INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONIC ENGINEERS. **Working Group P.1159.3**, Disponível em: <http://grouper.ieee.org/groups/1159/3/index.html>. Acesso em: jun. 2013.
- LIMA, P.C. Wavelets: Uma introdução. **Departamento de Matemática – ICEx - UFMG**, Disponível em: <http://www.mat.ufmg.br/~lima/artigos/rmu33.pdf>. Acesso em: mar. 2012.
- MALLAT, S.G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v.11, n.7, p. 674-693, jul. 1989.
- MUÑOZ, A. et al. DSP algorithm for the real time detection of power quality surge transients. In: 4th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Xi'an. IEEE. 2009.
- PEARSON, K. On lines and planes of closest fit to systems of points in the space. **Philosophical Magazine**, v.2, p.559-572, 1901.
- PERERA, D.; LI, K. Embedded Hardware Solution for Principal Component. In: IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers, and Signal Processing, 2011. **Proceedings...** Victoria. IEEE, 2011.
- PRANDONI, P.; VETTERLI, M. **Signal Processing for Communications**. EPFL Press, 2008.
- PROAKIS, J.G.; MANOLAKIS, D.G. **Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications**. 3rd ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1996.
- RESEARCH CENTER FOR ADAPTIVE DATA ANALYSIS. **EEMD MatLab toolbox**. Disponível em: <http://rcada.ncu.edu.tw/>. Acesso em: jun. 2013.
- ROBERTSON, D.C. et al. Wavelets and electromagnetic power system transients. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v.11, n.2, p. 1050-1058, abr. 1996.

RIBEIRO, M.V. et al. An improved method for signal processing and compression in power quality evaluation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v.19, n.2, p. 464-471, abr. 2004.

SALOMON, D. **A Concise Introduction to Data Compression Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications**. Verlag London: Springer, 2008.

SANTOSO, S. Power quality assessment via wavelet transform analysis. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v.11, n.2, p. 924-930, abr. 1996.

SANTOSO, S. Power quality disturbance data compression using wavelet transform methods. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v.12, n.3, p. 1250-1257, jul. 1997.

SHUKLA, S. et al. Empirical-mode decomposition with Hilbert Transform for power quality assessment. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v.24, n.4, p. 2159-2165, out. 2009.

ZHANG, M.; LI, K.; HU, Y. A High Efficient Compression Method for Power Quality Applications. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v.60, n.6, p. 1976-1985, jul. 2011.

ZIV, J.; LEMPEL, A. A universal algorithm for sequential data compression. **IEEE Transactions on Information Theory**, v.23, n.3, p. 337-343, mai. 1977.

APÊNDICE: LISTA DE PUBLICAÇÕES

A seguir a lista de publicações classificadas por periódicos e anais de eventos.

Periódicos:

SOARES, L.B.; DAPPER, R.E.; CROVATO, C.D.P.; BAMPI, S.; SUSIN, A.A. Accuracy and Data Compression Trade-Offs for Power Quality Disturbance Representation with DWT and PCA techniques. **Renewable Energy and Power Quality Journal**, v.11, Disponível em: <http://www.icrepq.com/icrepq'13/406-soares.pdf>. Publicado em: mar. 2013. Acesso em: jun. 2013. (QUALIS C)

Anais de Eventos:

SOARES, L.B.; STANGHERLIN, K. ; DE MELLO, J.; BAMPI, S. 61 pJ/sample near-threshold notch filter with pole-radius variation. In: 2013 IEEE 4th Latin American Symposium on Circuits and Systems (LASCAS), Cusco, 2013. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=6519055>. Acesso em: jun. 2013. (QUALIS B5)

SOARES, L.B.; BAMPI, S.; CROVATO, C. D. P. A Fast EMD-Based Technique for Power Quality Signals Decomposition, Compression, and Time-Frequency Analysis. In: 18th International Conference on Digital Signal Processing - DSP 2013, Santorini, 2013. (QUALIS A2)

STANGHERLIN, K. ;SOARES, L.B.; BAMPI, S. . Near-Threshold Notch Filter with Pole-Radius Variation. In: 28º Simpósio Sul de Microeletrônica - SIM 2013, Porto Alegre, 2013.