

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**COMPRESSÃO DE SINAIS DE TENSÃO E CORRENTE  
COM DISTÚRBIOS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO  
DE ENERGIA ELÉTRICA**

**Luiz Fernando da Costa Gontijo**

**Brasília, Setembro de 2020**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**

**FACULDADE DE TECNOLOGIA**

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
Faculdade de Tecnologia

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**COMPRESSÃO DE SINAIS DE TENSÃO E CORRENTE  
COM DISTÚRBIOS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO  
DE ENERGIA ELÉTRICA**

**Luiz Fernando da Costa Gontijo**

*Relatório submetido ao Departamento de Engenharia  
Elétrica como requisito parcial para obtenção  
do grau de Mestre em Engenharia Elétrica*

Banca Examinadora

Prof. Francisco A. de O. Nascimento, ENE/UnB \_\_\_\_\_  
*Orientador*

Prof. Daniel Guerreiro e Silva, ENE/UnB \_\_\_\_\_  
*Examinador interno*

Prof. José Antonio Apolinário Jr., IME \_\_\_\_\_  
*Examinador externo*

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**COMPRESSÃO DE SINAIS DE TENSÃO E CORRENTE  
COM DISTÚRBIOS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE  
ENERGIA ELÉTRICA**

**LUIZ FERNANDO DA COSTA GONTIJO**

**ORIENTADORA: FRANCISCO ASSIS DE OLIVEIRA NASCIMENTO**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**PUBLICAÇÃO: PPGENE.DM - 749/20**

**BRASÍLIA/DF: SETEMBRO - 2020**

## FICHA CATALOGRÁFICA

GONTIJO, LUIZ FERNANDO DA COSTA

Compressão de Sinais de Tensão e Corrente com Distúrbios em Redes de Distribuição de Energia Elétrica xvii, 134p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica

1.Compressão de Sinais

2.Tensão e Corrente

3. Quantização por Alocação Dinâmica de Bits

4.Distúrbios

I. ENE/FT/UnB

II. Título (série)

## REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

GONTIJO, L. F. C. (2020). Compressão de Sinais de Tensão e Corrente com Distúrbios em Redes de Distribuição de Energia Elétrica. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica. Publicação PPGENE.DM-749/20, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 131p.

## CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Luiz Fernando da Costa Gontijo

TÍTULO: Compressão de Sinais de Tensão e Corrente com Distúrbios em Redes de Distribuição de Energia Elétrica.

GRAU: Mestre

ANO: 2020

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte dessa dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

---

Luiz Fernando da Costa Gontijo

QSD 55 casa 31.

72020-550 Taguatinga – DF – Brasil.



## Dedicatórias

*Dedico este trabalho aos meus familiares, amigos e professores que me apoiaram durante todo o período do mestrado.*

*Luiz Fernando da Costa Gontijo*

## Agradecimentos

*A dissertação apresentada por este trabalho não teria sido alcançada sem o valioso apoio de diversas pessoas presentes em minha vida.*

*Agradeço especialmente ao meu pai, Leonardo, e à minha mãe, Maria Cristina, pela oportunidade dada a mim para alcançar níveis novos de conhecimento. Possibilitando o meu desenvolvimento pessoal e criando o ambiente perfeito para que eu pudesse focar em meus objetivos e ajudar a comunidade acadêmica de alguma forma.*

*Agradeço ao Professor Orientador Francisco Assis de Oliveira Nascimento, o qual proporcionou os avanços apresentados neste trabalho e me auxiliou de diversas formas durante o mestrado.*

*Agradeço a todos os funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica pelos serviços prestados sempre com eficiência e qualidade.*

*Por fim, agradeço aos meus amigos, tanto aqueles que se fizeram presentes durante o desenvolvimento deste trabalho providenciando ajudas e apontamentos importantes, como Túlio, Lúcio e André, quanto aqueles que de alguma forma me apoiaram com companheirismo durante este período, como Vanter, Gustavo, Marina e João Victor.*

*Luiz Fernando da Costa Gontijo*

---

## RESUMO

O desenvolvimento da sociedade pode ser observado a partir do aumento da complexidade dos sistemas de distribuição e geração de energia elétrica. A necessidade de uso de aparelhos elétricos colocou a humanidade com uma alta dependência de um sistema que compartilhe a eletricidade de maneira eficaz, isto é, com uma boa qualidade de energia.

Para isso, sistemas como redes inteligentes passaram a ser desenvolvidos. As suas motivações iniciais, assim, são proporcionar a garantia de sistemas confiáveis, flexíveis e econômicos. Para isso, a manutenção de redes de distribuição de energia elétrica passou a ser fator indispensável para a garantia da qualidade de energia.

Diversos aparelhos foram desenvolvidos para proporcionar a monitoração das redes elétricas, como sensores. As informações desses aparelhos são utilizadas para as análises acerca de distúrbios e outras interferências possíveis de terem ocorrido. A boa observação desses dados acarreta no desenvolvimento propício de aparelhos capazes de reagir de maneira adequada a dados acontecimentos de redes.

Com a maior quantidade de observações das redes elétricas, a necessidade de armazenamento e transmissão eficientes desses dados passa a ser um desafio. Dessa forma, técnicas de compressão de sinais são apresentadas como boas alternativas para a solução deste problema. Tais técnicas devem garantir, assim, a representação do sinal com a menor quantidade de bits possível e a preservação do conteúdo original do sinal.

É neste contexto que este trabalho se insere. Foi desenvolvido um sistema de compressão de dados de redes elétricas baseado em codificação por sub-banda com o objetivo de garantir um bom ganho de compressão sem a perda da informação original do sinal. Para isso, o sistema é composto de diversas etapas do algoritmo de compressão: segmentação do sinal, transformada, quantização e codificação de entropia. Este sistema apresenta, também, inovações acerca da quantização do sinal. Neste âmbito ocorre a quantização por alocação dinâmica de bits, a qual atribui uma maior quantidade de bits para os coeficientes com maior importância para o sinal.

As observações dos resultados apresentados com as alterações dos parâmetros de cada etapa possibilitam a obtenção de uma configuração final do programa para garantir a eficiente compressão dos sinais de tensão e corrente. Dessa forma, este trabalho apresenta tais configurações e suas sucessivas análises.

Os resultados apresentados ao final deste trabalho têm como base a utilização de sinais de tensão e corrente reais com a presença de distúrbios obtidos em redes elétricas. São obtidas, por fim, relações que comprovam a boa compressão e a sucessiva restauração propícia do sinal, a qual não acarreta em grandes alterações nos distúrbios presentes.

---

## ABSTRACT

The development of society can be seen from the increase in the complexity of the electricity distribution and generation systems. The need to use electrical appliances has placed humanity with a high dependence on a system that shares electricity effectively, that is, with a good quality of energy.

For that, systems like smart grids started to be developed. Its initial motivations, therefore, are to provide the guarantee of reliable, flexible and economical systems. For this, the maintenance of electricity distribution networks has become an indispensable attribute for the guarantee of energy quality.

Several devices have been developed to provide monitoring of electrical networks. Among them can be mentioned sensors, which promote the capture of data such as voltage and current signals. Such information is used, therefore, for the analysis of disturbances and other possible interferences that may have occurred. The good observation of these data leads to the favorable development of devices that react appropriately to data from network events.

With the greater amount of observations from the electrical networks, the need for efficient storage and transmission of this data becomes a challenge. Thus, signal compression techniques are presented as good alternatives for the solution of this problem. Such techniques must guarantee the representation of the signal with as least bits as possible and the preservation of the original content of the signal.

It is in this context that this work is inserted. An electrical network data compression system based on subband coding was developed in order to ensure a good compression gain without losing the original signal information. For this, the system is composed of several steps of the compression algorithm: signal segmentation, transform, quantization and entropy coding. This system also presents innovations about the quantization of the signal. In this context, quantization by dynamic bit allocation occurs, which assigns a greater amount of bits to the coefficients with greater importance for the signal.

The observations of the results presented with the alterations of the parameters of each stage makes it possible to obtain a final configuration of the program to guarantee the efficient compression of the voltage and current signals. Thus, this work presents such configurations and their successive analyzes.

The results presented at the end of this work are based on the use of real voltage and current signals obtained in electrical networks, which present disturbances such as transients and interruptions. Finally, relations are obtained that prove the good compression and successive favorable restoration of the signal, which does not result in major changes in the present distortions.

# SUMÁRIO

|          |  |           |
|----------|--|-----------|
| <b>1</b> | <b>INTRODUÇÃO</b>  | <b>1</b>  |
| 1.1      | CONTEXTUALIZAÇÃO   | 1         |
| 1.2      | REVISÃO BIBLIOGRÁFICA  | 2         |
| 1.3      | OBJETIVOS E CONTRIBUIÇÃO   | 5         |
| 1.4      | ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO   | 6         |
| <b>2</b> | <b>SINAIS DE REDES ELÉTRICAS</b>                                     | <b>7</b>  |
| 2.1      | CONSIDERAÇÕES INICIAIS   | 7         |
| 2.2      | SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA                         | 7         |
| 2.3      | QUALIDADE DE ENERGIA ELÉTRICA  | 8         |
| 2.4      | OSCILOGRAFIA   | 9         |
| 2.5      | DISTÚRBIOS EM REDES ELÉTRICAS  | 10        |
| 2.5.1    | MODELAGEM DE DISTÚRBIOS DE REDES ELÉTRICAS                           | 11        |
| 2.6      | CONSIDERAÇÕES FINAIS   | 14        |
| <b>3</b> | <b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>   | <b>15</b> |
| 3.1      | CONSIDERAÇÕES INICIAIS   | 15        |
| 3.2      | A CODIFICAÇÃO  | 15        |
| 3.2.1    | TÉCNICAS DE CODIFICAÇÃO  | 17        |
| 3.3      | A TRANSFORMADA DE <i>wavelets</i>                                    | 20        |
| 3.3.1    | A TRANSFORMADA DISCRETA DE <i>wavelets</i>                           | 23        |
| 3.3.2    | TRANSFORMADAS DE <i>wavelets</i> E A ANÁLISE EM MULTIRRESOLUÇÃO      | 26        |
| 3.3.3    | IMPLEMENTAÇÃO DA TRANSFORMADA DE <i>wavelets</i> EM BANCO DE FILTROS | 28        |
| 3.4      | A QUANTIZAÇÃO  | 34        |
| 3.4.1    | QUANTIZAÇÃO ESCALAR  | 34        |
| 3.4.2    | QUANTIZAÇÃO VETORIAL   | 37        |
| 3.5      | A CODIFICAÇÃO DE ENTROPIA  | 38        |
| 3.5.1    | CODIFICAÇÃO HUFFMAN  | 39        |
| 3.5.2    | CODIFICAÇÃO ARITMÉTICA   | 41        |
| 3.6      | CONSIDERAÇÕES FINAIS   | 44        |
| <b>4</b> | <b>O SISTEMA DE CODIFICAÇÃO</b>                                      | <b>45</b> |
| 4.1      | CONSIDERAÇÕES INICIAIS   | 45        |

|          |   |           |
|----------|---|-----------|
| 4.2      | O SISTEMA DE CODIFICAÇÃO.....                                       | 45        |
| 4.3      | CONFIGURAÇÃO FINAL DO SINAL CODIFICADO .....                        | 48        |
| 4.4      | ALGORITMO DE QUANTIZAÇÃO POR ALOCAÇÃO DINÂMICA DE BITS (QADB) ..... | 50        |
| 4.4.1    | EXEMPLO DE APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE QUANTIZAÇÃO.....               | 51        |
| 4.5      | CURVAS DE PERFIL ESPECTRAL.....                                     | 51        |
| 4.6      | BASE DE DADOS .....   | 53        |
| 4.7      | CRITÉRIOS DE AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO .....                          | 55        |
| 4.8      | RESULTADOS DE SIMULAÇÃO.....  | 56        |
| 4.8.1    | METODOLOGIA DE APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS .....                    | 56        |
| 4.8.2    | TAMANHO DA JANELA DE SEGMENTAÇÃO .....                              | 57        |
| 4.8.3    | A FAMÍLIA DA TRANSFORMADA DE <i>wavelets</i> .....                  | 63        |
| 4.9      | CURVAS DE PERFIL ESPECTRAL.....                                     | 69        |
| 4.10     | ALGORITMOS DE CODIFICAÇÃO DE ENTROPIA .....                         | 73        |
| 4.11     | MODOS DE SIMULAÇÃO .....  | 77        |
| 4.11.1   | RESULTADOS FINAIS.....  | 79        |
| 4.12     | CONSIDERAÇÕES FINAIS .....  | 86        |
| <b>5</b> | <b>CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS .....</b>                         | <b>88</b> |
| 5.1      | CONCLUSÕES .....  | 88        |
| 5.2      | TRABALHOS FUTUROS .....   | 90        |
|          | <b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>                             | <b>92</b> |

# LISTA DE FIGURAS

|      |  |    |
|------|--|----|
| 1.1  | Ilustração de codificação por transformada. ....   | 3  |
| 2.1  | Exemplo de sistema de transmissão de energia elétrica. Baseada em [1]. ....  | 8  |
| 2.2  | Distúrbios presentes em redes elétricas. ....  | 12 |
| 3.1  | Diagrama do codificador sem perdas. Baseada em [2] ....  | 17 |
| 3.2  | Diagrama genérico do codificador com perdas. Baseada em [2]. ....  | 18 |
| 3.3  | Diagrama da codificação por transformada. ....   | 18 |
| 3.4  | Diagrama da codificação por sub-banda. ....  | 20 |
| 3.5  | Diagrama da decodificação por sub-banda. ....  | 20 |
| 3.6  | Faixa de análise da STFT no plano da frequência e do tempo baseado em [3]. ....                                    | 22 |
| 3.7  | Faixa de análise da TW no plano da frequência e do tempo baseado em [3]. ....                                      | 24 |
| 3.8  | Ilustração dos sub-espacos da TDW. Baseada em [3]. ....  | 26 |
| 3.9  | Segunda ilustração dos sub-espacos da TDS. Baseada em [3]. ....  | 27 |
| 3.10 | Ilustração espectro da decomposição em multirresolução baseada em [3]. ....  | 28 |
| 3.11 | Ilustração do banco de filtros de análise. ....  | 32 |
| 3.12 | Ilustração do banco de filtros de síntese. ....  | 33 |
| 3.13 | Ilustração da divisão dos coeficientes do sinal transformado. ....   | 33 |
| 3.14 | Ilustração do processo de quantização escalar. Baseado em [4]. ....  | 35 |
| 3.15 | Exemplo de curva de quantização. Baseado em [4]. ....  | 35 |
| 3.16 | Exemplo de curva de quantização não uniforme. Baseado em [4]. ....   | 36 |
| 3.17 | Exemplos de quantização com quantidade fixa e variável de bits. Baseada em [5]. ...                                | 37 |
| 3.18 | Ilustração da quantização vetorial. ....   | 38 |
| 3.19 | Árvore de codificação Huffman. ....  | 39 |
| 3.20 | Árvores de codificação para o algoritmo Huffman com cisões ....  | 40 |
| 3.21 | Ilustração do exemplo de codificação aritmética. Baseado em [4]. ....  | 42 |
| 4.1  | Diagramas de codificação e decodificação. Proposto em [6]. ....  | 46 |
| 4.2  | Visão geral da codificação. Proposto em [6]. ....  | 49 |
| 4.3  | Exemplo de distúrbio de tensão. ....   | 54 |
| 4.4  | Exemplo de distúrbio de corrente. ....   | 54 |
| 4.5  | Varição do tamanho da janela para sinais de tensão para $7 \leq Q_{max} \leq 16$ e $6 \leq Q_{min} \leq 15$ . .... | 59 |

|      |   |    |
|------|---|----|
| 4.6  | Variação do tamanho da janela para sinais de corrente para $6 \leq Q_{max} \leq 16$ e $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .  | 60 |
| 4.7  | Comparação entre a quantidade de informação lateral para o sinal de tensão em $Q_{max} = 9$ e $Q_{min} = 8$ .   | 60 |
| 4.8  | Comparação entre a quantidade de informação lateral para o sinal de corrente Fase A para $Q_{max} = 9$ e $Q_{min} = 8$ .  | 61 |
| 4.9  | Quantidade de informação lateral para alterações em $Q_{max}$ e $Q_{min}$ para o sinal de Tensão Fase A e tamanho de janela igual a 1024.                                   | 62 |
| 4.10 | Quantidade de informação lateral para alterações em $Q_{max}$ e $Q_{min}$ para o sinal de Corrente Fase A e tamanho de janela igual a 1024.                                 | 62 |
| 4.11 | Sinais de tensão aplicada família Daubechies para $6 \leq Q_{max} \leq 16$ e $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .   | 64 |
| 4.12 | Sinais de tensão aplicada família Symlet para $6 \leq Q_{max} \leq 16$ e $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .   | 65 |
| 4.13 | Sinais de tensão aplicada família Biortogonal para $6 \leq Q_{max} \leq 16$ e $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .  | 65 |
| 4.14 | Sinais de tensão aplicada família Coiflet $6 \leq Q_{max} \leq 16$ e $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .   | 66 |
| 4.15 | Sinais de Corrente variando famílias com ordem 5 para $7 \leq Q_{max} \leq 16$ e $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .   | 67 |
| 4.16 | Sinais de corrente aplicada família Daubechies para $7 \leq Q_{max} \leq 16$ e $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .   | 67 |
| 4.17 | Sinais de corrente aplicada família Symlet para $7 \leq Q_{max} \leq 16$ e $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .   | 68 |
| 4.18 | Sinais de corrente aplicada família Biorthogonal para $7 \leq Q_{max} \leq 16$ e $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .   | 68 |
| 4.19 | Sinais de corrente aplicada família Coiflet para $7 \leq Q_{max} \leq 16$ e $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .  | 69 |
| 4.20 | Sinais de Corrente variando famílias com ordem 5 para $7 \leq Q_{max} \leq 16$ e $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .   | 70 |
| 4.21 | Variação curva de perfil espectral para os sinais de tensão para $3 \leq Q_{max} \leq 16$ e $2 \leq Q_{min} \leq 15$ .  | 71 |
| 4.22 | Variação curva de perfil espectral para os sinais de corrente para $2 \leq Q_{max} \leq 16$ e $1 \leq Q_{min} \leq 15$ .  | 72 |
| 4.23 | Variação da codificação de entropia para os sinais de tensão para $6 \leq Q_{max} \leq 16$ e $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .   | 74 |
| 4.24 | Variação da codificação de entropia para os sinais de corrente - $6 \leq Q_{max} \leq 16$ e $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .  | 75 |
| 4.25 | Variação de cisões do algoritmo Huffman para tensão - $16 \leq Q_{max} \leq 9$ e $15 \leq Q_{min} \leq 8$ .   | 76 |
| 4.26 | Variação de cisões do algoritmo Huffman para Corrente - $16 \leq Q_{max} \leq 8$ e $15 \leq Q_{min} \leq 7$ .   | 76 |
| 4.27 | Modo de simulação Linear para $6 \leq Q_{max} \leq 16$ e $5 \leq Q_{min} \leq 15$ e Sentido Horário para $Q_{max} = 16$ e $1 \leq Q_{min} \leq 15$ para sinais de tensão.   | 78 |
| 4.28 | Modo de simulação Linear para $7 \leq Q_{max} \leq 16$ e $6 \leq Q_{min} \leq 15$ e Sentido Horário para $Q_{max} = 16$ e $3 \leq Q_{min} \leq 15$ para sinais de corrente. | 79 |
| 4.29 | Sinal original da corrente Fase A.  | 80 |
| 4.30 | Sinal decodificado da tensão Fase A.  | 81 |
| 4.31 | Sinal de erro da tensão Fase A.   | 81 |
| 4.32 | Sinal original da tensão Fase B.  | 81 |



|  |    |
|--|----|
| 4.33 Sinal decodificado da tensão Fase B. ....   | 81 |
| 4.34 Sinal de erro da tensão Fase B. ....        | 82 |
| 4.35 Sinal original da tensão Fase C. ....       | 82 |
| 4.36 Sinal decodificado da tensão Fase C. ....   | 82 |
| 4.37 Sinal de erro da tensão Fase C. ....        | 82 |
| 4.38 Sinal original da corrente Fase A. ....     | 83 |
| 4.39 Sinal decodificado da corrente Fase A. .... | 83 |
| 4.40 Sinal de erro da corrente Fase A. ....      | 83 |
| 4.41 Sinal original da corrente Fase B. ....     | 84 |
| 4.42 Sinal decodificado da corrente Fase B. .... | 84 |
| 4.43 Sinal de erro da corrente Fase B. ....      | 84 |
| 4.44 Sinal original da corrente Fase C. ....     | 85 |
| 4.45 Sinal decodificado da corrente Fase C. .... | 85 |
| 4.46 Sinal de erro da corrente Fase C. ....      | 85 |

# LISTA DE TABELAS

|     |  |    |
|-----|--|----|
| 3.1 | Tabela de exemplo de Codificação Huffman. ....   | 39 |
| 3.2 | Tabela de exemplo de Codificação Huffman com cisões para a parte $a_i$ . ....                | 40 |
| 3.3 | Tabela de exemplo de Codificação Huffman com cisões para a parte $b_i$ . ....                | 40 |
| 3.4 | Probabilidade e probabilidades acumuladas para cada coeficiente $a_i$ a ser codificado. .... | 42 |
| 4.1 | Quantidade de ciclos para cada janela de segmentação. ....                                   | 58 |
| 4.2 | Resultados de GC para sinais de tensão - $Q_{max} = 11$ e $Q_{min} = 10$ . ....              | 72 |
| 4.3 | Valores de GC para sinais de corrente - $Q_{max} = 10$ e $Q_{min} = 9$ . ....                | 72 |

# LISTA DE SÍMBOLOS

## Símbolos Latinos

|              |  |
|--------------|--|
| $n$          | Número da amostra  |
| $N$          | Quantidade de amostras   |
| $x[n]$       | Sinal original discreto no tempo   |
| $\hat{x}[n]$ | Coefficientes decodificados do sinal $x[n]$                                    |
| $X[k]$       | Coefficientes transformados do sinal original                                  |
| $X_q[k]$     | Coefficientes quantizados do sinal transformado                                |
| $T_s$        | Período de amostragem  |
| $f_s$        | Frequência de amostragem   |
| $f[n]$       | Componente fundamental do sinal de rede elétrica                               |
| $h[n]$       | Harmônicos presentes em sinais de redes elétricas                              |
| $i[n]$       | Inter-harmônico presente em sinais de redes elétricas                          |
| $t[n]$       | Transientes presentes em sinais de redes elétricas                             |
| $v[n]$       | Possíveis ruídos presentes em sinais de redes elétricas                        |
| $A_0$        | Magnitude de um sinal de rede elétrica   |
| $A_{h,m}$    | Magnitude do m-ésimo harmônico do sinal  |
| $n_{h,s_m}$  | Primeira amostra que apresenta o m-ésimo harmônico                             |
| $n_{h,e_m}$  | Última amostra que apresenta o m-ésimo harmônico                               |
| $A_{i,j}$    | Magnitude do j-ésimo inter-harmônico do sinal                                  |
| $n_{i,s_j}$  | Primeira amostra que apresenta o j-ésimo inter-harmônico                       |
| $n_{i,e_j}$  | Última amostra que apresenta o j-ésimo inter-harmônico                         |
| $t_{spi}[n]$ | Pulso rápido (ou <i>spike</i> ) presente no sinal de redes elétricas           |
| $t_{not}[n]$ | Corte temporário (ou <i>notch</i> ) do sinal de redes elétricas                |
| $t_{dec}[n]$ | Componente de oscilação decrescente presente em sinais de redes elétricas      |
| $t_{dam}[m]$ | Componente de amortecimento presente em sinais de redes elétricas              |
| $n_{spi,sl}$ | Primeira amostra que apresenta um pulso rápido no sinal de redes elétricas     |
| $n_{spi,el}$ | Última amostra que apresenta um pulso rápido no sinal de redes elétricas       |
| $n_{not,sl}$ | Primeira amostra que apresenta um corte temporário do sinal de redes elétricas |
| $n_{not,el}$ | Última amostra que apresenta um corte temporário do sinal de redes elétricas   |

|                 |   |
|-----------------|---|
| $n_{dec,sl}$    | Primeira amostra que apresenta uma oscilação decrescente do sinal de redes elétricas                                |
| $n_{dec,el}$    | Última amostra que apresenta uma oscilação decrescente do sinal de redes elétricas                                  |
| $n_{dam,sl}$    | Primeira amostra que apresenta um amortecimento do sinal de redes elétricas   |
| $n_{dam,el}$    | Última amostra que apresenta um amortecimento do sinal de redes elétricas   |
| $\mathbf{x}$    | Vetor com resultados de experimentos aleatórios   |
| $x_i$           | i-ésimo resultado de um experimento aleatório   |
| $P(x_i)$        | Probabilidade de ocorrência do evento aleatório $x_i$   |
| $e$             | Constante de Euler  |
| $H(\mathbf{x})$ | Entropia de um experimento aleatório  |
| $T$             | Transformada aplicada no algoritmo de codificação por transformada  |
| $y_i$           | Resultados da transformada de $\mathbf{x}_N$  |
| $q_i$           | Processo de quantização do i-ésimo coeficiente transformado   |
| $\hat{i}_i$     | i-ésimo coeficiente quantizado  |
| $p_i$           | Processo inverso de quantização do i-ésimo coeficiente quantizado   |
| $\hat{y}_i$     | Coefficiente recuperado pelo processo de quantização inversa  |
| $X_F(\Omega)$   | Transformada de Fourier da função $x(t)$  |
| $X_W(m, n)$     | Transformada de <i>wavelets</i> de $x(t)$   |
| $c_{m,n}$       | Coefficientes da Transformada de <i>wavelets</i>  |
| $V_m$           | m-ésimo sub-espço   |
| $W_m$           | m-ésimo complemento ortogonal entre os sub-espços $V_m$ e $V_{m-1}$   |
| $a_{j,n}$       | Coefficientes de aproximação da Transformada de <i>wavelets</i> de $x(t)$   |
| $d_{j,n}$       | Coefficientes de detalhamento da Transformada de <i>wavelets</i> de $x(t)$  |
| $h_0[n]$        | Resposta ao impulso do filtro de análise passa-baixas da Transformada de <i>wavelets</i>                            |
| $h_1[n]$        | Resposta ao impulso do filtro passa-altas da Transformada de <i>wavelets</i>  |
| $g_0[n]$        | Resposta ao impulso do filtro de síntese passa-baixas da Transformada de <i>wavelets</i>                            |
| $g_i[n]$        | Resposta ao impulso do filtro de síntese passa-altas da Transformada de <i>wavelets</i>                             |
| $H_0[n]$        | Transformada de Fourier da resposta ao impulso do filtro passa-baixas de análise da Transformada de <i>wavelets</i> |
| $H_1[n]$        | Transformada de Fourier da resposta ao impulso do filtro passa-altas de análise da Transformada de <i>wavelets</i>  |
| $G_0[n]$        | Transformada de Fourier resposta ao impulso do passa-baixas de síntese da Transformada de <i>wavelets</i>           |
| $G_1[n]$        | Transformada de Fourier resposta ao impulso do passa-altas de síntese da Transformada de <i>wavelets</i>            |

|            |   |
|------------|---|
| $Q(\cdot)$ | Processo de quantização   |
| $P(X)$     | Função densidade de probabilidade                                       |
| $F_X(i)$   | Função de probabilidade acumulada                                       |
| $l^n$      | Limite inferior do processo de Codificação Aritmética                   |
| $u^n$      | Limite superior do processo de Codificação Aritmética                   |
| $M$        | Quantidade de sub-bandas do sinal transformado                          |
| $m$        | Sub-banda do sinal transformado   |
| $Q_{min}$  | Quantidade mínima de bits para o algoritmo de quantização               |
| $Q_{max}$  | Quantidade máxima de bits para o algoritmo de quantização               |
| $B[m]$     | Quantidade de bits para a quantização dos coeficientes na sub-banda $m$ |

## Símbolos Gregos

|                       |   |
|-----------------------|---|
| $\phi_{h,m}$          | Fase do m-ésimo harmônico do sinal  |
| $\phi_{i,j}$          | Fase do j-ésimo inter-harmônico do sinal  |
| $\sigma_v^2$          | Variância da distribuição de probabilidade do ruído presente em sinais de redes elétricas |
| $\sigma_b^2$          | Variância do sinal no domínio do tempo  |
| $\sigma_\Omega^2$     | Variância do sinal no domínio da frequência   |
| $\psi(t)$             | Função <i>wavelet</i> -mãe de análise   |
| $\bar{\psi}_{m,n}(t)$ | Função <i>wavelets</i> de síntese   |
| $\phi(t)$             | Função escalonamento de análise   |
| $\bar{\phi}(t)$       | Função escalonamento de síntese   |
| $\Psi(\Omega)$        | Transformada de Fourier da Função <i>wavelet</i> -mãe análise                             |
| $\bar{\Psi}(\Omega)$  | Transformada de Fourier da Função <i>wavelet</i> -mãe de síntese                          |
| $\Phi(t)$             | Transformada de Fourier da Função escalonamento de análise                                |
| $\bar{\Phi}(t)$       | Transformada de Fourier da Função escalonamento de síntese                                |
| $\Delta$              | Espaço de quantização   |
| $\alpha$              | Constante de deslocamento do Perfil Espectral Tangente Hiperbólico 1 e 2                  |
| $\beta$               | Constante de inclinação do Perfil Espectral Tangente Hiperbólico 1 e 2                    |

## Siglas

|       |  |
|-------|--|
| SG    | <i>Smart Grid</i>                                    |
| JPEG  | <i>Joint Photographics Experts Group</i>             |
| ADPCM | <i>Adaptative Differential Pulse Code Modulation</i> |
| TW    | Transformada de <i>wavelets</i>                      |
| TWC   | Transformada de <i>wavelets</i> Continua             |
| TDW   | Transformada Discreta de <i>wavelets</i>             |
| MT    | Média Tensão   |
| AT    | Alta Tensão  |
| BT    | Baixa Tensão   |
| QEE   | Qualidade de Energia Elétrica                        |
| SEP   | Sistemas Elétricos de Potência                       |
| RPD   | Registrador Digital de Pertubações                   |
| RMS   | <i>Root Mean Square</i>                              |
| FIR   | <i>Finite Impulsive Response</i>                     |
| LPF   | <i>Low-Pass Filter</i>                               |
| HPF   | <i>High-Pass Filter</i>                              |
| TF    | Transformada de Fourier                              |
| STFT  | <i>Short-Time Fourier Transform</i>                  |
| RGB   | <i>Red, Green and Yellow</i>                         |
| CABC  | Codificação Aritmética Baseada no Contexto           |
| HF    | Codificação Huffman                                  |
| ARIT  | Codificação Aritmética                               |
| QADB  | Quantização por Alocação Dinâmica de Bits            |
| MSNE  | <i>Mean Square Error</i>                             |
| RSR   | Rasão Sinal-Ruído                                    |
| GC    | Ganho de Compressão                                  |

# Capítulo 1

## Introdução

*Este capítulo apresenta as motivações e noções iniciais acerca do desenvolvimento de técnicas de compressão de sinais de redes elétricas. Também é apresentada a revisão bibliográfica, objetivos do trabalho e a organização do documento.*

### 1.1 Contextualização

A cadeia de energia elétrica brasileira vem apresentando um desenvolvimento considerável nos últimos anos. Como apresentado em [7], entre os anos de 2012 e 2019 houve o aumento de 17% na quantidade de consumidores do sistema de distribuição de energia elétrica brasileiro. Já o consumo nesse período aumentou 8%, acompanhando a capacidade de geração instalada brasileira, a qual teve um crescimento de 41%. Esse último dado reflete, ainda, a evolução da capacidade instalada mundial, a qual aumentou 23% entre 2012 e 2017.

Esse crescimento do setor elétrico é acompanhado pelo impacto da qualidade de energia fornecida. Mais equipamentos conectados à rede elétrica indicam a maior possibilidade de distúrbios provocados por cargas não lineares [8]. Assim como mais usuários podem ser atingidos por algum problema no sistema de distribuição.

Dessa forma, fez-se presente a necessidade de monitorar os sistemas de distribuição de energia elétrica. Essa necessidade cresceu de acordo com a maior dependência coletiva de energia elétrica em residências ou no meio produtivo. Levando, assim, ao desenvolvimento de técnicas e teorias com base em processamento de sinais para possibilitar a análise e monitoramentos em redes elétricas, como apresentado em [9] e em [10].

A aplicação de novas técnicas no sistema possibilitou o desenvolvimento de redes inteligentes (ou SG, sigla para *smart grids*). As SGs, como apresentado em [11] e em [12], incorporam tecnologias inovadoras de monitoramento e comunicação para garantir a confiança, flexibilidade, economia e outros fatores aos usuários do sistema.

Uma das principais aplicações das redes inteligentes é focada no controle eficiente da distribuição de energia [12]. De um lado há a necessidade de utilizar a energia de fontes não renováveis de



forma mais eficiente, e de outro a necessidade do controle da injeção de energia renovável gerada residencialmente, como a energia solar [13]. Todas essas aplicações ainda devem ser feitas tendo em mente usuários convencionais, como casa e prédios de pequeno porte, os quais não devem ter a qualidade da energia obtida afetada.

Para garantir a sua eficiência e bons resultados, redes inteligentes devem utilizar diversos sensores e formas de monitoramento, as quais também são tecnologias em constante evolução, como apresentado em [14]. Tais aparelhos possuem a capacidade de processamento dos sinais e compartilhamento de informações; como alguma medida de energia, ou algum distúrbio elétrico [15].

O alto nível de eficiência de novos sensores e medidores, assim como a maior integração desses aparelhos em redes de distribuição de energia elétrica, impulsiona a geração de dados em *smart grids* [16]. É substancial, dessa forma, o estudo de maneiras eficientes do uso do canal de comunicação, assim como o armazenamento e disponibilidade das informações obtidas. Nesse contexto, a aplicação de técnicas de compressão, ou codificação, é uma alternativa viável e com boa abrangência de alternativas, tanto para proporcionar o uso eficiente da largura de banda disponível para a comunicação, quanto para o armazenamento dos dados.

Técnicas de compressão são classificadas como sub-áreas de técnicas de codificação [17]. Como o próprio nome se faz entender, a compressão de dados provoca a sua representação em formato compacto. Essa nova representação pode ser dada pelo uso de características já presentes no dado coletado. Como exemplo, pode ser considerada uma função senoidal, a qual pode ser representada por um vetor com todos os seus coeficientes ou, em forma compacta, por sua frequência e sua fase, como o exemplo apresentado em [1]. A necessidade de representação comprimida das informações obtidas em redes inteligentes abrange, assim, um campo de estudo fundamental para o bom uso desses sistemas [18] [19].

Este trabalho foi desenvolvido neste contexto: a busca pela representação compacta de dados obtidos em redes de distribuição de energia elétrica. Para tal, serão analisados sinais de tensão e corrente com a presença de distúrbios tais como harmônicos e transientes. Deve ser notado que a compressão desses sinais não deve ser analisada isoladamente. O sinal codificado deve ser útil quando for necessário, isto é, a sua compressão não pode introduzir ruídos ou alterar de maneira substancial a informação obtida originalmente. Dessa forma, o sistema de codificação de sinais obtidos em redes elétricas apresentado neste trabalho possui em sua base a eficiente compressão dos dados junto à pouca distorção dos seus dados iniciais.

## 1.2 Revisão Bibliográfica

O estudo de técnicas de codificação tem seu início ainda com a criação do campo da Teoria da Informação iniciado por Shannon em [20]. Foram desenvolvidos, ao passar do tempo, diversos algoritmos com o objetivo de reduzir a redundância da informação apresentada, a Codificação Huffman [21] e Aritmética [22] são exemplos desse tipo de algoritmo.

Com o desenvolvimento dessas técnicas e a aplicação de outras ferramentas matemáticas, como

as transformadas de cosseno [23] e a quantização [24], foi possível o desenvolvimento de algoritmos para a aplicação na compressão de imagens, como o JPEG (sigla para *Joint Photographics Experts Group*) [25] e o JPEG2000 [26]. Técnicas de compressão de imagens e vídeos tomaram grande fama com a popularização de aparelhos digitais. Tais algoritmos, por utilizarem transformadas em sua estrutura, recebem o nome de codificadores por transformada.

Com o desenvolvimento dos algoritmos de compressão, seja por transformada ou não, foram desenvolvidas técnicas de compressão de sinais de redes elétricas, como sinais de tensão e corrente. Os algoritmos de compressão de dados de redes elétricas podem ser divididos em três grupos, como apresentado em [1]: algoritmos baseados em codificação por transformada, algoritmos baseados em codificação paramétrica e algoritmos baseados na codificação por transformada e paramétrica juntos. Além disso, alguns desenvolvimentos recentes indicam o uso de técnicas de aprendizagem de máquina para a codificação de sinais de redes elétricas

A Figura 1.1 apresenta um diagrama genérico de codificação por transformada. Nele, o sinal é transformado, depois quantizado e, por fim, é aplicado algum algoritmo de codificação de entropia. Nesta etapa o sinal é representado por um vetor contendo bits, o qual será organizado - na etapa de empacotamento - e enviado pelo canal de comunicação ou armazenado em algum dispositivo. Cada etapa possui seus objetivos específicos, os quais serão melhor analisados nos próximos capítulos deste trabalho.

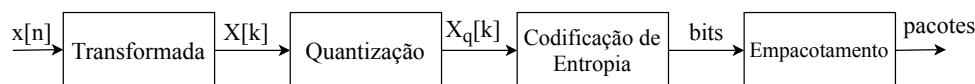


Figura 1.1: Ilustração de codificação por transformada.

Os primeiros trabalhos relacionados à codificação por transformada envolvendo dados de redes elétricas datam dos anos 1980, com na referência [27], em que é discutida a possibilidade de aplicar Transformada de Fourier e ADPCM (sigla para *Adaptative Differential Pulse Code Modulation*).

Algoritmos de Transformação por Sub-banda, os quais serão explorados nos próximos capítulos, passaram a ser utilizados tendo como base a utilização da Transformada de *wavelets* (TW) [28]. Em [29], por exemplo, é aplicada a TW para a análise de sinais de redes elétricas. Deve ser notado que a TW passa a ser usada dada a sua boa representação de períodos do sinal em que há alteração momentânea da frequência ou presença de descontinuidades; tal teoria será melhor apresentada no capítulo Fundamentação Teórica deste trabalho.

A aplicação de Transformadas de *wavelets* é ainda presente em diversos trabalhos de compressão de sinais de redes elétricas. Em [6], por exemplo, a TW é aplicada para a separação em sub-bandas do sinal transformado. Dessa forma, a quantização de cada uma dessas sub-bandas é feita de acordo com a quantidade de bits necessária para garantir a representação apropriada de cada coeficiente.

A teoria de TW é aplicada em [30], [31], [32], [33] e [34] para reconhecer os coeficientes com menor energia e assim retirá-los do sinal original, com a aplicação de técnica de limiarização dado o seu perfil espectral. Há diversos métodos para calcular o limiar para a escolha dos coeficientes dado o espectro do sinal transformado, como [35] em que esse valor é obtido com base na entropia calculada para o sinal. Técnicas baseadas em limiarização são apresentadas em [36] como algorit-

mos de redução de dados, os quais seriam diferenciados dos algoritmos de compressão de dados, segundo a mesma referência.

Como apresentado no parágrafo anterior, a compressão por transformada nem sempre é aplicada em sua forma convencional como ilustrado na Figura 1.1. Muitas vezes há adaptações nesse algoritmo, seja pela alteração ou supressão de alguma etapa. Em [37], por exemplo, é aplicada a codificação de entropia logo após a etapa de transformada. Já em [38] é desconsiderada a etapa de codificação de entropia após a quantização vetorial do sinal.

O uso de Transformadas de *wavelets* é, geralmente, limitado à decomposição em somente uma dimensão do sinal. Entretanto, em [39] é apresentada uma técnica baseada na implementação *zerotree* da TW; em cada etapa da filtragem implementada é aplicado o limiar escolhido para a supressão de ruídos. Ao final, é aplicada a codificação de entropia do vetor resultante da transformada.

Propostas de algoritmos de codificação de dados de redes elétricas também consideram a utilização da representação 2D do sinal, ao invés da sua utilização representação convencional 1D. Para isso, algumas adaptações devem ser feitas no algoritmo base da compressão por transformada, como o uso da TW em duas dimensões. Essa representação do dado possibilita, assim, a redução da redundância pela exploração da relação entre as amostras que estariam longe entre si no caso do sinal em 1D. Alguns trabalhos que apresentam bons resultados dada essa fundamentação são [40] e [41].

Como citado, além dos algoritmos baseados em codificação por transformada, há algoritmos que utilizam parâmetros obtidos do sinal para a sua representação em forma compacta. Para estes últimos algoritmos é dado o nome codificação paramétrica. Algumas propostas para essa classe de codificação têm como base a utilização de algoritmos adaptativos como Matching Pursuits [42] para encontrar representações compactas do sinal, como em [43] e [44]. Pesquisas recentes apresentam métodos de compressão de dados de redes elétricas a partir da decomposição de tensores para a representação de dados de diversas subestações, como em [45] e [46].

Há, ainda, propostas que aplicam ambas as técnicas de codificação por transformada e codificação paramétrica. A base para esta técnica é a estimação de parâmetros (como amplitude, frequência e fase) das componentes fundamentais do sinal para que somente as componentes responsáveis por distúrbios possam ser codificadas, como em [47] e [48].

Por fim, alguns desenvolvimentos atuais sugerem o uso de algoritmos de aprendizagem de máquinas para a compressão de dados de redes elétricas. Em [49] e [50] são propostos algoritmos baseados em sistemas *fuzzy* para aprenderem sobre os sinais de entrada e, posteriormente, representá-lo a partir dos parâmetros obtidos. Já em [51] é usado o método *Rotation Forest*, adaptação do algoritmo *Random Forest* para a classificação de distúrbios e a posterior compressão de dados de redes elétricas.

### 1.3 Objetivos e Contribuição

Este trabalho segue a linha teórica de algoritmos baseados em codificação por sub-bandas, o qual será melhor explicado no capítulo Fundamentação Teórica. Tem-se como objetivo a avaliação dos parâmetros de configuração do sistema de codificação aplicado em sinais de tensão e corrente com a presença de distúrbios desenvolvido em [6]. Para isso são observados parâmetros de ganho de compressão e a relação sinal-ruído. O primeiro deve ser tal que proporcione a representação do sinal em uma menor quantidade de bits do que o original; garantindo, assim, a sua compressão. Já o segundo parâmetro deve proporcionar que o sinal, ao ser decodificado, apresente suas características originais de forma eficiente, isto é, não seja corrompido por erros ou ruídos, os quais poderiam inutilizar o dado original.

Dessa forma, o sistema de codificação proposto tem como base as quatro etapas apresentadas na Figura 1.1. Cada uma dessas etapas serão ainda exploradas com os detalhes necessários nos próximos capítulos.

Deve ser notado o uso de Transformada de *wavelets* na etapa de Transformada, proporcionando o estudo da família de *wavelets* utilizada e as implicações de suas alterações nos resultados apresentados. Além disso, também é analisada a etapa de quantização e os resultados para as suas configurações propostas; esta etapa é realizada a partir do algoritmo de alocação dinâmica de bits [6]. A etapa de codificação de entropia, a qual dispõe de algoritmos baseados na Codificação Huffman e Aritmética, também será discutida a partir dos resultados obtidos.

Outros parâmetros do sistema de codificação também são levados em consideração neste trabalho. O tamanho das janelas de segmentação utilizadas para o particionamento do sinal antes de ser iniciada a sua compressão e os diferentes modos de simulação - Deslocamento Linear e Rotação Sentido Horário - têm seus resultados expostos e analisados, assim como suas respectivas contribuições para o algoritmo de codificação proposto.

O sistema de codificação, com isso, apresenta diversas formas de configuração. Suas alterações proporcionam melhores resultados de ganho de compressão por razão sinal-ruído. No capítulo de apresentação de resultados são realizadas propostas de diversas configurações do sistema e realizadas as sucessivas análises dos seus resultados. Ao final é indicada a seleção das melhores alternativas para a codificação de sinais de tensão e corrente com a presença de distúrbios apresentados no banco de dados proposto.

Por fim a contribuição deste trabalho é voltada para a exploração aprofundada do trabalho desenvolvido inicialmente em [6]; aqui é preenchido o espaço deixado pela ausência do estudo detalhado dos resultados apresentados pelo sistema de codificação por sub-bandas com alterações em cada uma de suas etapas. As propostas de estudos são baseadas nos resultados obtidos a partir das configurações possíveis no sistema de codificação proposto, juntamente com propostas de alterações para melhorias do seu desempenho.

## 1.4 Organização do Documento

O presente trabalho é formado por cinco capítulos. Este primeiro capítulo apresentou a introdução do que será abordado com maior profundidade no decorrer do documento. Foi dada ênfase à contextualização para a aplicação do sistema de codificação no cenário mundial e nacional. Além disso este capítulo apresentou a revisão bibliográfica com as principais referências da compressão de sinais de redes elétricas. Por fim, foram apresentados os objetivos e a contribuição pretendida para este trabalho.

Ao segundo capítulo deste trabalho foi dado o nome Sinais de Redes Elétricas. Nele são abordados os tópicos: sistema de distribuição de energia elétrica, qualidade de energia e oscilografia. Esse capítulo apresenta a caracterização de possíveis distúrbios de tensão e corrente e seus modelos matemáticos. O objetivo desse capítulo é ressaltar a importância da caracterização de distúrbios de redes elétricas e a aplicação do sistema de codificação proposto.

Ao terceiro capítulo deste trabalho foi dado o nome Fundamentação Teórica. São apresentados os aspectos fundamentais para o entendimento do sistema de codificação proposto. São exploradas, assim, as etapas de transformação, quantização e codificação de entropia com o aprofundamento matemático necessário ao bom entendimento do sistema de codificação.

Ao quarto capítulo deste trabalho foi dado o nome Sistema de Codificação. Nele são apresentados todos os detalhes necessários para o entendimento do sistema de codificação de sinais de redes de distribuição de energia elétrica proposto em [6]. Além disso, o algoritmo de quantização por alocação dinâmica de bits é descrito junto a alguns exemplos de sua aplicação. Nesse capítulo também são encontrados os resultados dos estudos de diferentes configurações do sistema proposto, além da comparação dos sinais decodificados com os sinais originais.

Finalmente, ao quinto capítulo foi dado o nome Conclusão e Trabalhos Futuros. Nele são apresentadas as últimas análises dos resultados apresentados no quarto capítulo, assim como possíveis conclusões retiradas dessas análises. Em sua parte final são propostas alternativas para a continuidade da pesquisa apresentada por este trabalho.

## Capítulo 2

# Sinais de Redes Elétricas

*Este capítulo apresenta uma breve análise acerca de distúrbios causados em redes de energia elétrica e a importância da manutenção das suas características ao serem aplicados em algoritmos de codificação.*

### 2.1 Considerações Iniciais

Sistemas de distribuição e geração de energia vêm enfrentando a necessidade de tornar a rede elétrica cada vez mais confiável, eficiente, segura, sustentável, inteligente e observável em todos os níveis de tensão. Nesse sentido, redes inteligentes (*smart grids*) apresentam implementações de dispositivos inovadores para obter informações.

Esses dispositivos inteligentes devem ser capazes de extrair características relevantes acerca das informações obtidas dos sinais, de forma a alcançar modelos dos distúrbios e criar formas eficazes de prever soluções. Logo, técnicas de compressão de dados aplicadas a sinais de redes elétricas - necessárias para o uso eficiente do canal de comunicação e armazenamento em outros dispositivos - devem almejar a preservação das características fundamentais das ondas.

Finalmente, este capítulo apresenta a análise de sinais de redes de transmissão de energia elétrica, bem como algumas de suas caracterizações e implicações acerca da influência na qualidade de energia. Também é abordada a forma como esses sinais são registrados e distribuídos a partir de redes de comunicação para sua futura análise. Objetiva-se, com isso, demonstrar a necessidade da preservação das características fundamentais do sinal para a sua posterior análise.

### 2.2 Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

Um modelo simples de sistema de distribuição de energia está presente na Figura 2.1. Como pode ser observado, o sistema é dividido em quatro fases básicas: geração, transmissão, distribuição e consumo.

Os níveis de tensão comumente observados em sistemas de transmissão são: alta tensão (138

kV), média tensão (13,8 kV) e baixa tensão (220 V). Como observado na Figura 2.1, o gerador entrega energia a 13,8 kV ao sistema. Essa energia passa por uma subestação e aumenta o nível de tensão para 138 kV para enviar energia a alguma conexão de rede ou subestação com o uso de linhas de transmissão.

Ao ser atingida uma subestação, o nível de tensão é diminuído para 13,8 kV, isto é, média tensão. A energia entregue por esse nível é então distribuída aos usuários primários, os quais ficam a uma distância aproximada de 10 km da subestação. Já os outros clientes do sistema - tratados como usuários secundários - necessitam da redução da tensão para 220 V (baixa tensão), a qual é realizada por transformadores localizados em postes de luz e atendem certa gama de usuários convencionais presentes, como, por exemplo, em residências e prédios de pequeno porte [1].

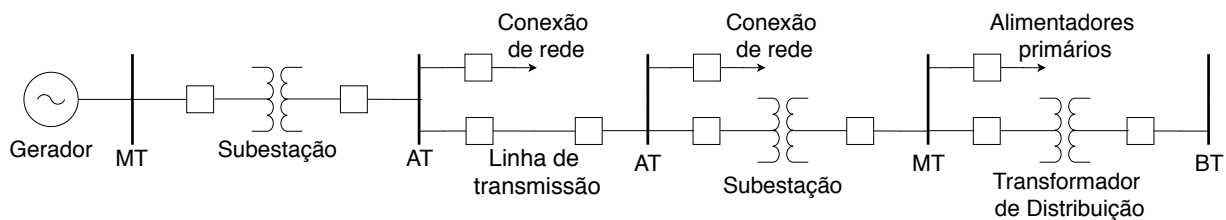


Figura 2.1: Exemplo de sistema de transmissão de energia elétrica. Baseada em [1].

Sistemas de distribuição, como apresentado na Figura 2.1, alcançam uma grande quantidade de pessoas. Dessa forma, a energia entregue pela rede necessita suprir a necessidade desejada pelos usuários. Para isso, diversos estudos são realizados com foco na manutenção da qualidade de energia elétrica entregue, como apresentado na seção seguinte.

## 2.3 Qualidade de Energia Elétrica

Problemas que envolvem a qualidade de energia elétrica (QEE) são cada vez mais presentes na vida dos usuários de sistemas de distribuição. Esses problemas são tipicamente observados quando há o mal funcionamento de algum dispositivo elétrico doméstico, por exemplo.

Como apresentado em [52], as preocupações com a qualidade da energia elétrica passaram de evitar a simples interrupção do fornecimento de tensão para a necessidade de promover sinais senoidais perfeitos. Distúrbios como picos ou afundamento de tensão podem causar desde perda de memória em computadores até problemas em maior escala em plantas industriais. Uma pesquisa apresentada em [53], por exemplo, indica que 67% das empresas que usam eletricidade como principal fonte em seu processo produtivo são impactadas de forma significativa em razão das interrupções no serviço.

Para sistemas de distribuição de energia elétrica, distúrbios de sinais de tensão ou corrente podem causar diversos impactos. Alguns exemplos são o mal funcionamento de sistemas de operação remota, superaquecimento de cabos, operação incorreta de aparelhos de segurança e erros nas medições de energia [54].

Muitos dos problemas que afetam a QEE são causados pela alta quantidade de aparelhos

eletrônicos conectados ao sistema. Tais aparelhos podem apresentar cargas não lineares - os quais não seguem a Lei de Ohm - e sinais de corrente diferentes dos sinais senoidais de tensão entregues pela rede. Como exemplo, pode-se considerar correntes de harmônicos originadas a partir de cargas não-lineares, como televisores, computadores e circuitos com semicondutores. Tais correntes com a presença de harmônicos fluem pela impedância do sistema (como a impedância de linha e de fonte) e causa uma série de distorções harmônicas na tensão. Esse fato acarreta na distorção do sinal de onda de tensão entregue pela fonte e, assim, na geração de harmônicos nos sinais de tensão [52].

Harmônicos de corrente aumentam o valor RMS da corrente no sistema, o que acarreta no aumento de perdas por aquecimento, por exemplo. Além disso, harmônicos de corrente afetam todo o sistema de distribuição até o encontro das cargas. Essa distorção pode causar o superaquecimento em cabos, interferências na comunicação e outros fatos. Já harmônicos de tensão afetam o sistema de distribuição por completo independentemente do seu tipo de carga.

Assim como indicado em [55], técnicas para mitigar os problemas de qualidade de energia elétrica podem ser divididos em duas partes. A primeira é denominada condicionamento de carga, a qual indica projetos de equipamentos eletrônicos menos sensíveis às variações de tensão. Já a segunda indica instalar aparelhos em linhas de distribuição para suprimir os distúrbios de rede.

Finalmente, a manutenção da qualidade da energia elétrica apresenta desafios contínuos para a sociedade. Sendo necessárias pesquisas frequentes tanto para mitigar tais distúrbios quanto para prevenir outras causas advindas da baixa QEE. Para tal, aparelhos e técnicas de monitoramento dos sinais das redes são sempre necessários; uma dessas técnicas será apresentada na próxima seção deste capítulo.

## 2.4 Oscilografia

A importância de monitorar o desempenho de Sistemas Elétricos de Potência (SEPs) tem aumentado ao passar dos anos. No início da implementação de sistemas de transmissão, as poucas cargas conectadas às linhas de transmissão não apresentavam grande complexidade na análise de distúrbios ou em projetos de segurança das redes, dada a pouca incidência de faltas e a pouca quantidade de carga conectada. Porém, com o crescimento desses sistemas, as redes foram conectadas a cargas cada vez mais pesadas, o que indica maior complexidade na análise de distúrbios e na manutenção da QEE.

Dessa forma, o monitoramento das redes de transmissão passou a ser essencial para garantir a confiabilidade e a manutenção da transmissão de energia [56]. A necessidade, assim, de analisar sistemas de distribuição de energia elétrica e promover a sua segurança por meio do conhecimento das faltas e possíveis distúrbios em rede criou um campo de pesquisa denominado oscilografia.

Como apresentado em [57], a oscilografia é uma técnica para registrar eventos elétricos em um sistema, como tensão e corrente. Tal técnica é possível por meio de aparelhos denominados oscilógrafos, os quais realizam o monitoramento constante do sistema em busca de eventos nos sinais transmitidos.



Os oscilógrafos, como apresentado em [57] e em [58], passaram por uma grande evolução no século XX. Na década de 1950, início do seu desenvolvimento, tais aparelhos eram constituídos de uma agulha móvel para o registro do sinal em rolos de papel. Já na década de 1970 os registros passaram a ser feitos em papel fotográfico por aparelhos analógicos. Por volta da década de 1980 foram projetados os primeiros osciloscópios digitais. Para estes últimos instrumentos foi dado o nome Registradores Digitais de Perturbações (ou RPDs), os quais tem a função de registrar faltas, oscilações de frequência e falhas de operação.

Os RPDs tipicamente podem iniciar o registro de distúrbios a partir de diversas formas de disparo (ou acionamento), como disparo por limiar, por variação, por desequilíbrio e disparo manual [57]. Após o seu acionamento, o sistema passa a registrar o sinal de tensão ou corrente. Há diversas formas de serem registrados os dados, como o registro em curta duração, em que o sinal é registrado por alguns segundos após o disparo, registro fasorial, em que são armazenadas informações sobre módulo e ângulo da corrente ou tensão, e registro contínuo, os quais apresentam os sinais em maior duração [57].

Como apresentado em [57] e em [58], um mesmo sistema de distribuição de energia elétrica pode possuir diversos RPDs; formando redes de oscilografia. Essas redes podem ser acessadas por usuários de fora do sistema por meio de protocolos de acesso em redes de comunicação. Elas devem garantir, assim, a eficiente armazenagem e acesso dos dados disponíveis.

A grande quantidade de dados obtidos por meio de RPDs fez necessária a criação de diversos estudos tanto para a automatização das classificações desses registros quanto para encontrar formas mais eficientes de armazenamento e transmissão de dados. Um grande esforço vem sendo realizado pela comunidade acadêmica no sentido de desenvolver ferramentas nesses âmbitos. O uso de redes neurais artificiais para a classificação de distúrbios, assim como o emprego de técnicas de compressão de dados, como o sistema apresentado por este trabalho e proposto em [6], são exemplos dessas aplicações.

## 2.5 Distúrbios em Redes Elétricas

Distúrbios de qualidade de energia (ou distúrbios em redes elétricas) são geralmente apresentados em dois grupos, como colocado por [59] e [60]: variações de qualidade de energia e eventos de qualidade de energia.

Variações de qualidade de energia ocorrem quando são apresentados pequenos desvios do nível de tensão nominal, como o desbalanceamento de fases ou flutuação de energia - esses são os eventos mais frequentemente apresentados aos usuários finais. Já eventos de qualidade de energia são desvios do nível de tensão nominal em um espaço de tempo maior; como ocorre em desligamentos de chaves ou alguns transientes de longa duração.

Ainda com foco na classificação de distúrbios, é necessário levantar modelos que representem certos fenômenos de rede. De acordo com as classificações apresentadas em [52], [59] e [1] alguns distúrbios recorrentes em redes elétricas são:

- I Harmônicos: fenômenos de baixa frequência, com variação entre 50Hz e 3000 Hz da frequência fundamental do sinal. Suas fontes principais são equipamentos elétricos como transformadores, motores de rotação e cargas agregadas ao sistema [61]. A Figura 4.14a apresenta um exemplo de harmônico em um sinal de tensão senoidal;
- II Transientes: fenômeno que apresenta oscilações abruptas da frequência (podendo chegar à ordem dos kilohertz) e da amplitude em certa parte do sinal. Normalmente é ocasionado a partir de mudanças na rede elétrica, como troca de capacitores ou cargas. Eventos naturais como relâmpagos também podem ocasionar transientes [62]. A Figura 4.14b apresenta um exemplo de transiente em um sinal de tensão senoidal;
- III Flutuação de tensão: esse evento é caracterizado por uma variação sistemática do sinal de tensão ou por mudanças aleatórias do sinal apresentado a um equipamento elétrico. Em inglês este efeito é denominado *flicker*. Ele pode ser observado pela variação do brilho de uma lâmpada, por exemplo. Geralmente essa distorção é causada pelo acionamento de motores, troca de capacitores ou variações de energia em um gerador [63]. Como apresentado em [62], o *flicker* é uma classe específica de inter-harmônico com frequência  $0 < f < f_0$ . A Figura 4.14c apresenta um exemplo de flutuação de tensão em um sinal de tensão senoidal;
- IV Afundamento de tensão: fenômeno de queda do valor RMS de tensão em curta duração; metade de um ciclo, aproximadamente. Há diversas causas para essa distorção: falha de equipamentos, relâmpagos, falhas de curto circuito, acionamento e desligamento de motores [64]. A Figura 2.2d apresenta um exemplo de afundamento de tensão em um sinal de tensão senoidal;
- V Inter-harmônicos: componentes do sinal em frequência que não são múltiplos inteiros da frequência fundamental do sinal. Essa distorção cria fenômenos na rede como oscilações, flutuação de tensão, cintilações e decaimentos do nível de tensão. Inter-harmônicos podem ocorrer caso instaladas cargas no sistema com uma frequência diversa da fundamental [65].

### 2.5.1 Modelagem de Distúrbios de Redes Elétricas

Diversas inovações são apresentadas pela bibliografia quando se trata da representação de sinais de redes elétricas, como o uso de Transformadas de Fourier [66], Transformadas de *wavelets* [67], [68] e técnicas de Aprendizagem de Máquina [69], [70]. Alternativas gerais para formular esses sinais matematicamente também devem ser observadas, como apresentado em [1], [62] e [71]. Esta seção, assim apresenta um modelo matemático geral de representação de distúrbios em redes de energia elétrica baseado no desenvolvimento presente em [1].

O primeiro passo para apresentar o modelo proposto é representar o sinal proveniente de uma rede elétrica juntamente com os seus possíveis distúrbios, como presente na Equação (2.1).

$$x[n] = f[n] + h[n] + i[n] + t[n] + v[n] \quad (2.1)$$

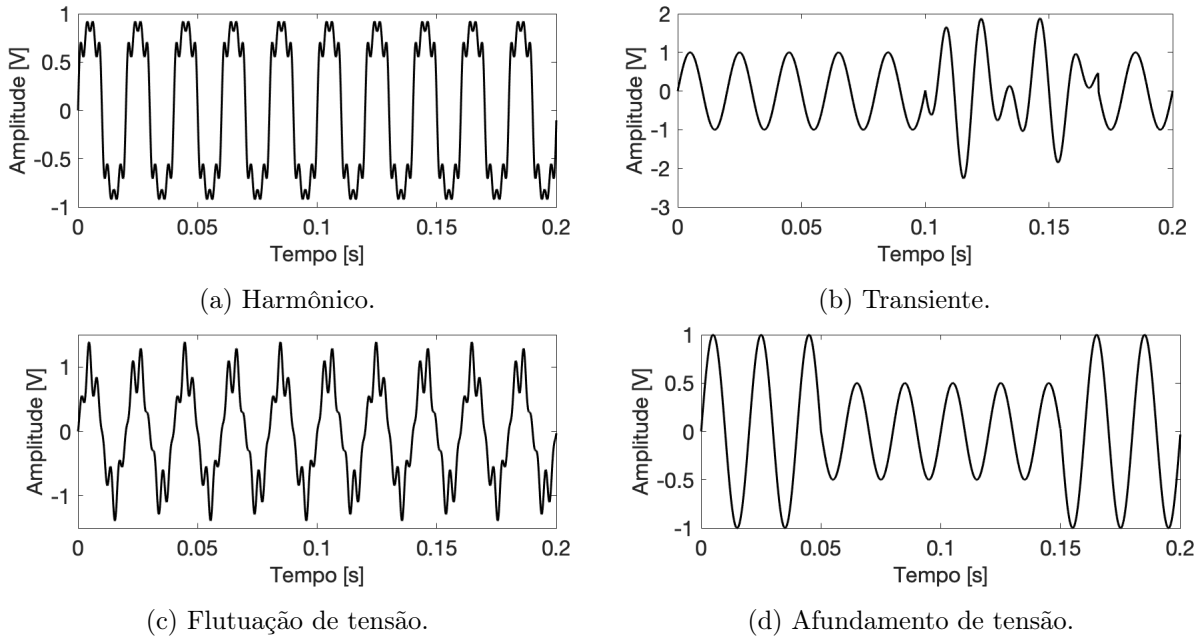


Figura 2.2: Distúrbios presentes em redes elétricas.

O valor  $x[n]$  é dado pela amostragem da função  $x(t)$  no período  $nT_s$ , em que  $T_s = 1/f_s$  e  $f_s$  é a frequência de amostragem, a qual deve ser pelo menos duas vezes o valor da frequência máxima alcançada pelo sinal, como apresentado em [72]. Deve ser notado que  $n$  varia de 0 a  $N - 1$ , logo:  $n = 0, \dots, N - 1$ .

Ainda sobre a Equação (2.1),  $f[n]$  representa a componente fundamental do sinal,  $h[n]$  os harmônicos,  $i[n]$  os inter-harmônicos,  $t[n]$  os transientes e, por fim,  $v[n]$  os possíveis ruídos presentes.

A componente fundamental  $f[n]$  é representada pela Equação (2.2).

$$f[n] = A_0 \cos \left( 2\pi \frac{f_0}{f_s} n + \theta_0 \right), \quad (2.2)$$

Na Equação (2.2),  $A_0$  representa a magnitude,  $f_0$  a frequência fundamental e  $\theta_0$  a fase original do sinal. Já os harmônicos presentes em  $x[n]$  são dados pela Equação (2.3).

$$h[n] = \sum_{m=1}^M h_m[n] \quad (2.3)$$

Nota-se da Equação (2.3) que o sub-índice  $m$  indica o harmônico apresentado ao sinal. Logo,  $h_1[n]$  representa o primeiro harmônico,  $h_2[n]$  o segundo harmônico e assim por diante com  $m = 1, \dots, M$ . Ainda com base na Equação (2.3) pode-se representar cada harmônico com base na Equação (2.4).

$$h_m[n] = A_{h,m} \cos \left( 2\pi m \frac{f_0}{f_s} n + \phi_{h,m} \right) \text{rect}(n, n_{h,s_m}, n_{h,e_m}) \quad (2.4)$$

Na Equação (2.4),  $A_{h,m}$  é a magnitude do harmônico  $m$ ,  $\phi_{h,m}$  a sua fase e  $n_{h,s_m}$  e  $n_{h,e_m}$  o espaço de tempo em que esse harmônico irá afetar o sinal, com  $\text{rect}(n, n_{h,s_m}, n_{h,e_m}) = u(n - n_{h,s_m}) - u(n - n_{h,e_m})$ . O inter-harmônico  $i[n]$  é representado pela Equação (2.5).

$$i[n] = \sum_{j=1}^J i_j[n] \quad (2.5)$$

Assim como ocorre para os harmônicos,  $i_1[n]$  representa o primeiro inter-harmônico,  $i_2[n]$  o segundo inter-harmônico e assim por diante até o inter-harmônico  $i_J[n]$ , com  $j = 1, \dots, J$ . Além disso, cada inter-harmônico é representado pela Equação (2.6).

$$i_j[n] = A_{i,j} \cos\left(2\pi m \frac{f_{I,j}}{f_s} n + \phi_{I,m}\right) \text{rect}(n, n_{i,s_j}, n_{i,e_j}) \quad (2.6)$$

De forma análoga à Equação (2.4), a Equação (2.6) apresenta  $A_{i,j}$  como a magnitude do inter-harmônico  $j$ ,  $\phi_{i,j}$  a sua fase e  $n_{i,s_j}$  e  $n_{i,e_j}$  o espaço de tempo em que esse inter-harmônico irá afetar o sinal.

A componente de transiente apresentada na Equação (2.1) é definida a partir da Equação (2.7).

$$t[n] = t_{spi}[n] + t_{not}[n] + t_{dec}[n] + t_{dam}[n] \quad (2.7)$$

A Equação (2.7) apresenta diferentes distúrbios causados por transientes:  $t_{spi}$  indica um pulso rápido (tratado muitas vezes pelo nome em inglês *spike*),  $t_{not}$  o corte temporário do sinal (também representado pelo nome em inglês *notch*),  $t_{dec}$  a componente de oscilação descendente e, por fim,  $t_{dam}$  a componente de amortecimento exponencial do transiente.

Os componentes dos transientes são representados pelas seguintes equações:

$$t_{spi}[n] = \sum_{l=1}^{N_{spi}} t_{spi,l}[n] \text{rect}(n, n_{spi,s_l}, n_{spi,e_l}) \quad (2.8)$$

$$t_{not}[n] = \sum_{l=1}^{N_{not}} t_{not,l}[n] \text{rect}(n, n_{not,s_l}, n_{not,e_l}) \quad (2.9)$$

$$t_{dec}[n] = \sum_{l=1}^{N_{dec}} A_{dec} \cos\left(2\pi \frac{f_{dec,l}}{f_s} n + \phi_{dec,l}\right) e^{-\alpha_{dec,l}(n - n_{dec,l})} \text{rect}(n, n_{dec,s_l}, n_{dec,e_l}) \quad (2.10)$$

$$t_{dam}[n] = \sum_{l=1}^{N_{dam}} A_{dam,l} e^{-\alpha_{dam,l}(n - n_{dam,l})} \text{rect}(n, n_{dam,s_l}, n_{dam,e_l}) \quad (2.11)$$

Nas Equações (2.8), (2.9), (2.10) e (2.11) os valores  $(n_{spi,s}, n_{spi,e_l})$ ,  $(n_{not,s}, n_{not,e_l})$ ,  $(n_{dec,s}, n_{dec,e_l})$ ,  $(n_{dam,s}, n_{dam,e_l})$  indicam, respectivamente, o tempo de duração de cada componente do transitório: *spike*, *notch*, oscilação descendente e oscilação ascendente.

A criação de um modelo para o ruído apresentado na Equação (2.1) deve considerar duas componentes: ruído original presente na rede elétrica e ruído da conversão da obtenção do sinal pelo dispositivo utilizado. Há formas diferentes de representar cada forma de ruído, porém, como apresentado em [1], o ruído aqui é dado por uma variável aleatória independente e identicamente distribuída (i.i.d.) com a distribuição normal de variância  $\sigma_v^2$  e média nula, isto é,  $\mathcal{N}(0, \sigma_v^2)$ . Deve ser considerado, também, que a componente de ruído é independente das outras componentes de distorção do sinal e da própria componente fundamental  $f[n]$ .

## 2.6 Considerações Finais

Este capítulo apresentou conceitos importantes acerca da análise de sinais em redes elétricas. Primeiro foi apresentada uma visão geral acerca do sistema de transmissão de energia elétrica, assim como seus componentes e fases de transmissão.

Já a segunda parte deste capítulo introduziu o assunto qualidade de energia elétrica. Tal tema é vastamente explorado por estudos e merece grande atenção dado o desenvolvimento das redes de distribuição de energia elétrica.

A terceira parte apresentou o conceito de oscilografia e sua necessidade para o monitoramento constante dos sinais de tensão e corrente em redes de distribuição de energia elétrica. Também foi colocada a necessidade de estudos acerca de análises automáticas, armazenamento e comunicação dos dados obtidos a partir de instrumentos como oscilógrafos e RPDs.

Por fim, foram abordados assuntos acerca de distúrbios em redes elétricas. Para isso, foram postos alguns exemplos de distúrbios frequentes no sistema, assim como a sua caracterização matemática.

Finalmente, este capítulo apresentou a necessidade de pesquisas acerca de sinais de redes elétricas. O armazenamento desses sinais, assim como a sua transmissão, são importantes campos de estudo para a preservação da QEE. Logo, o desenvolvimento de técnicas para realizar esses procedimentos de forma eficiente é de importância fundamental para o conhecimento acerca da energia distribuída e de possíveis distúrbios apresentados pelos sinais.

## Capítulo 3

# Fundamentação Teórica

*Este capítulo apresenta os fundamentos teóricos para a compreensão do sistema de codificação apresentado no próximo capítulo.*

### 3.1 Considerações Iniciais

Neste capítulo são abordados tópicos fundamentais para o entendimento do processo de codificação realizado pelo sistema de codificação de sinais de redes elétricas com distúrbios.

Como uma visão geral, primeiro é considerada a noção geral da codificação e em seguida são aprofundadas questões acerca dos passos para a sua realização: transformada, quantização e codificação.

### 3.2 A Codificação

Codificação é a busca por alternativas de representar dados de forma diferente da original. Essa representação pode ter diversos objetivos, como a transmissão de mensagens acessíveis para certos grupos, caso do Código (ou Grafia) Braille, ou a transmissão de dados via telégrafos no caso do Código Morse, criado no século IX.

A fonte de transmissão de dados deve ser observada ao criar alguma codificação. A partir da observação do que é enviado, é possível obter a frequência a qual certos símbolos - eventos que compõem uma mensagem - são transmitidos. Essa noção, assim, pode indicar códigos mais eficientes, como ocorre com o Código Morse, o qual aplica menos pontos ou traços para letras mais frequentes no alfabeto.

Com o desenvolvimento acerca da codificação, Claude Elwood Shannon introduziu um novo campo de estudo chamado Teoria da Informação [20]. Shannon definiu, assim, a quantidade de informação presente em um evento: dado  $x_i$  um evento presente em uma série de resultados proporcionados pelo experimento  $\mathbf{x}$ , a quantidade de informação de  $x_i$  é dada por:

$$I(x_i) = \log_b \frac{1}{P(x_i)} = -\log_b P(x_i). \quad (3.1)$$

Na Equação (3.1),  $P(x_i)$  é a probabilidade de ocorrência do evento  $x_i$  do vetor  $\mathbf{x}$ . Nota-se que um evento com maior chance de ocorrer, i.e., com maior probabilidade, possui menor quantidade de informação. O contrário é observado quando o evento tem menor frequência: casos com menor probabilidade indicam maior quantidade de informação. O valor da base  $b$  do operador logaritmo na Equação (3.1) indica a unidade da quantidade de informação. Caso  $b$  seja igual a 2 a unidade será *bits*;  $b$  igual a 10 terá unidade *hartleys*;  $b$  igual a  $e$  (constante de Euler) terá a unidade *nats*.

Neste ponto do desenvolvimento pode-se retomar a ideia proporcionada pelo Código Morse: uma menor quantidade de pontos ou traços é dada para os caracteres mais frequentes na codificação da mensagem. Sendo assim, letras com maior probabilidade terão menor quantidade de informação. Logo, letras com menor probabilidade terão maior quantidade de informação. A eficiência dessa codificação pode ser transmitida para o contexto digital, ou seja, eventos com maior quantidade de informação podem ser representados com mais bits e eventos com menor quantidade de informação podem ser representados com menos bits.

Outra contribuição apresentada por Shannon é a medida da entropia de um conjunto de eventos, ou experimento, dada pela Equação (3.2).

$$H(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^m P(x_i)I(x_i) = - \sum_{i=0}^m P(x_i) \log_2 P(x_i) \quad (3.2)$$

A entropia indica a menor quantidade média de bits por símbolo que um esquema de codificação pode fornecer dada a observação da fonte de informação. O valor de entropia é dado como um parâmetro para os diversos algoritmos de codificação desenvolvidos: quanto mais próxima a quantidade média de bits por símbolo codificado é da entropia, melhor é o algoritmo de codificação projetado. Com isso, algoritmos de codificação também podem ser denominados Codificadores de Entropia; especificações mais aprofundadas acerca desses codificadores serão tratadas nos tópicos finais desse capítulo.

Caso o valor médio da quantidade de bits por símbolo codificado ultrapasse  $H(\mathbf{x})$  calculado, pode-se concluir que o sinal codificado apresenta redundância. Aqui pode-se expressar outro objetivo dos algoritmos de codificação: diminuir a redundância da mensagem.

A representação de mensagens com a menor quantidade possível de bits é denominada pela literatura como codificação de fonte, como apresentado em [2]. Esses métodos também podem ser denominados algoritmos de compressão, dada a diminuição do espaço de memória ou de banda alocada para armazenar ou transmitir essa informação. É comum na literatura, assim, tratar algoritmos de codificação como algoritmos de compressão, já que este é um sub-campo de estudo daquele.

O estudo da codificação de fonte, finalmente, é de grande importância para o desenvolvimento de novas tecnologias. A próxima sub-seção apresenta algumas dessas técnicas de codificação presentes em diversos estudos atuais acerca do tema.

### 3.2.1 Técnicas de Codificação

As técnicas de codificação de fonte podem ser divididas em dois grandes grupos: codificação sem perdas (do inglês *lossless compression*) e codificação com perdas (do inglês *lossy compression*).

#### 3.2.1.1 Codificação Sem Perdas

Na codificação sem perdas o vetor de símbolos a ser codificado pode ser recuperado perfeitamente no processo inverso, denominado decodificação, ou seja, não há perda de informação. Alguns exemplos de algoritmos dessa classe são a Codificação Huffman [21] e a Codificação Aritmética [22]. Essa classe de compressão tem sua aplicação voltada para codificação de dados tais como textos ou imagens os quais não podem ter informações perdidas, já que devem ser analisadas com a maior quantidade de detalhes possível.

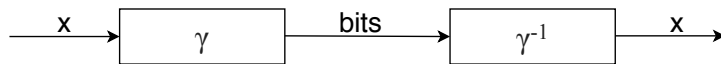


Figura 3.1: Diagrama do codificador sem perdas. Baseada em [2]

Pode-se considerar, assim, que técnicas de codificação sem perdas têm como base a aplicação de algoritmos de codificação de entropia. A Figura 3.1 ilustra essa classe de métodos de codificação, em que  $\gamma$  é algum algoritmo de codificação de entropia aplicado ao vetor de símbolos  $\mathbf{x}$ , e  $\gamma^{-1}$  é o processo inverso de codificação de entropia; ou simplesmente decodificação.

#### 3.2.1.2 Codificação Com Perdas

A codificação com perdas impossibilita a reconstrução perfeita do vetor inicial por causa da perda de informação no processo de codificação. Geralmente a informação perdida não acarreta dano à análise dos dados após a decodificação. A sua aplicação é voltada à transmissão de sinais de voz ou de vídeos, por exemplo, que podem não requisitar tanta similaridade com o sinal original; possibilitando a ocorrência de falta de informação ou dados diferentes do original. O ganho obtido pela perda de informação está na possibilidade de comprimir o vetor de símbolos de entrada, ou seja, menos informação indica menor quantidade de memória a ser alocada aos símbolos codificados.

Os codificadores com perdas podem ser generalizados pelo processo apresentado na Figura 3.2. Ou seja, um processo  $\alpha$  seguido pela codificação de entropia dada por  $\gamma$  para a codificação do vetor de símbolos  $\mathbf{x}$ , o qual pode ser um sinal obtido pelo processo de oscilografia, por exemplo, e o processo de decodificação dado pelo processo inverso de decodificação de entropia  $\gamma^{-1}$  seguido por um processo  $\beta$ .

O bloco  $\alpha$  engloba processos de transformada e quantização, os quais têm o objetivo de diminuir a correlação entre os símbolos e a precisão das suas representações. Já o bloco  $\beta$  apresenta os processos inversos dos dados em  $\alpha$ .

Algoritmos de codificação com perdas podem ser desenvolvidos a partir de algoritmos de codificação por transformada, como ocorre para a compressão de imagens via JPEG (sigla para *Joint*



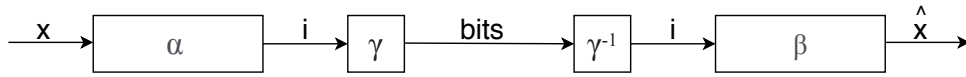


Figura 3.2: Diagrama genérico do codificador com perdas. Baseada em [2].

*Photographic Experts Group*), apresentado em [25], e algoritmos de codificação por sub-bandas, apresentado em [73].

A codificação por transformada implica que os símbolos de um vetor, ou até mesmo um sinal, de entrada são decompostos (ou transformados) em componentes que serão codificadas de acordo com suas características individuais. Os algoritmos de codificação por transformada possuem basicamente quatro passos: segmentação do vetor de entrada, transformação, quantização e codificação de entropia.

A segmentação tem o objetivo de diminuir a complexidade do algoritmo: são tratados menos símbolos de cada vez. O processo de transformada diminui a correlação entre cada coeficiente. Além disso, a transformada possibilita o conhecimento da quantidade de energia de cada símbolo, ou seja, a partir da aplicação de alguma transformada pode-se conhecer a importância de cada coeficiente para o sinal. Esse conhecimento possibilita até mesmo a eliminação de alguns coeficientes transformados: aqueles com menor energia podem ser retirados sem acarretar grandes alterações no sinal original.

Já a quantização diminui a precisão das representações dos símbolos, mapeando os símbolos transformados para outros valores conhecidos pelo sistema e com um tamanho limitado pela quantidade de bits apresentado para cada símbolo quantizado. Por fim, a codificação de entropia, como apresentado na seção anterior, tem o objetivo de diminuir a redundância ainda presente no vetor.

A Figura 3.3 apresenta o diagrama da codificação por transformada. Nesse diagrama, um vetor de símbolos  $\mathbf{x}$  com  $N$  componentes  $x_k$  com  $k = 1, 2, \dots, N$  é transformado para a obtenção dos coeficientes  $y_k$ . Cada um dos coeficientes transformados é quantizado e depois codificado pelo processo de codificação de entropia  $\gamma$ . Já a segunda parte do diagrama apresenta o processo inverso: primeiro há a decodificação de entropia, apresentada por  $\gamma^{-1}$ , cada coeficiente decodificado é apresentado ao sistema de quantização inverso para depois ser realizada a transformada inversa. Por fim, todos os blocos de  $N$  coeficientes são organizados para ser obtido o sinal decodificado.

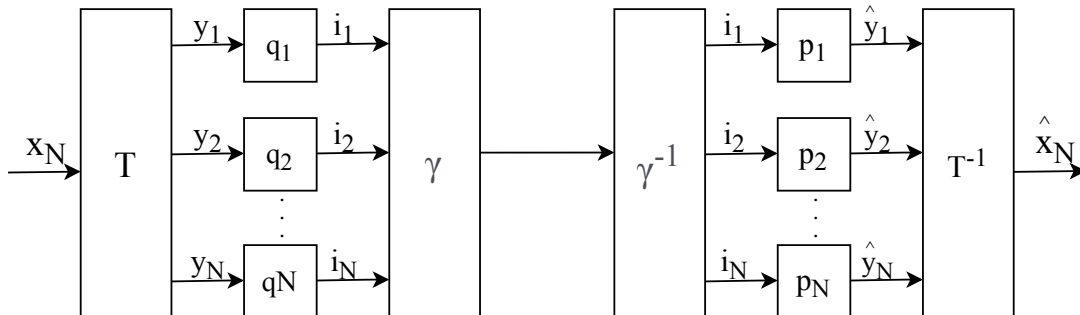


Figura 3.3: Diagrama da codificação por transformada.

Uma das desvantagens no uso de codificadores por transformadas se apresenta quando o sinal a

ser codificado possui partes com diferentes medidas estatísticas, ou importância, em relação a outras partes desse sinal. Esses símbolos próximos de descontinuidades do tipo devem ser preservados o mais próximo possível do original ao realizar a decodificação, garantindo, assim, a resolução correta do sinal.

A garantia de melhor resolução do sinal de entrada passa pela necessidade da transformada fornecer coeficientes com a melhor resolução de diferentes partes do sinal. Dessa forma, uma das alternativas de adaptação encontradas para a codificação por transformada consiste na sua aplicação em blocos do sinal, como apresentado em [74]. Essa solução apresentaria, assim, estatísticas diferentes para frações do sinal. Porém, esse método nem sempre apresenta bons resultados dada a limitação pelo tamanho fixo desses blocos de aplicação da transformada, como será observado na próxima seção deste capítulo.

Para superar a limitação apresentada pela codificação por transformada, foram projetados esquemas de decomposição de sinais de entrada em diferentes bandas de frequência e só então codificar os componentes dessas bandas a partir de métodos já descritos nessa seção. À essa classe de algoritmos de codificação é dado o nome codificação por sub-bandas.

Para realizar essa decomposição, um banco de filtros FIR (sigla para *finite impulsive response*), ou seja, filtros estáveis, é apresentado ao vetor de entrada. Tal banco então divide esse vetor em diversas sub-bandas para que cada componente dessas sub-bandas possam ser quantizados. Esse processo de quantização é responsável por alocar diferentes quantidades de bits para cada símbolo nas sub-bandas; o que providencia melhores representações para símbolos em sub-bandas determinadas. Ao final do processo esses componentes são apresentados a um codificador de entropia para a redução da redundância ainda presente nos coeficientes quantizados.

De forma genérica, um codificador por sub-banda que divide o sinal de entrada em três sub-bandas é representado pelo diagrama da Figura 3.4. O processo de filtragem é realizado com filtros passa-baixas e passa-altas, representados por LPF (sigla para *low-pass filter*) e HPF (sigla para *high-pass filter*) respectivamente. Para a codificação esses filtros são denominados filtros de análise.

Após cada filtro ocorre o processo de sub-amostragem (ou decimação), o qual retira coeficientes do sinal filtrado. Caso a largura de banda na saída do filtro seja  $1/M$  da largura de banda na entrada do filtro, então a decimação pode ocorrer por um fator  $M$ , ou seja, é mantido cada  $M$ -ésimo coeficiente do sinal filtrado. A sub-amostragem é justificada a partir do Teorema de Nyquist [75], o qual indica que é necessário amostrar o sinal com frequência duas vezes maior do que a frequência, ou largura de banda, do sinal. Logo, como a frequência do sinal é limitada por causa do filtro, não há necessidade de amostra-lo como antes; podendo, assim diminuir a quantidade de coeficientes pelo processo de decimação após o processo de filtragem.

Ainda sobre o diagrama apresentado na Figura 3.4, deve ser observado que cada um dos  $N$  símbolos presentes no vetor de símbolos  $\mathbf{x}$  é preservado e quantizado. A partir da quantização esses símbolos serão representados por  $i_k$  com  $k = 1, 2, \dots, N$ .

A decodificação é iniciada com o processo inverso da codificação de entropia sucedido pelo processo inverso de quantização para cada símbolo. Após isso deve ser realizado o processo inverso

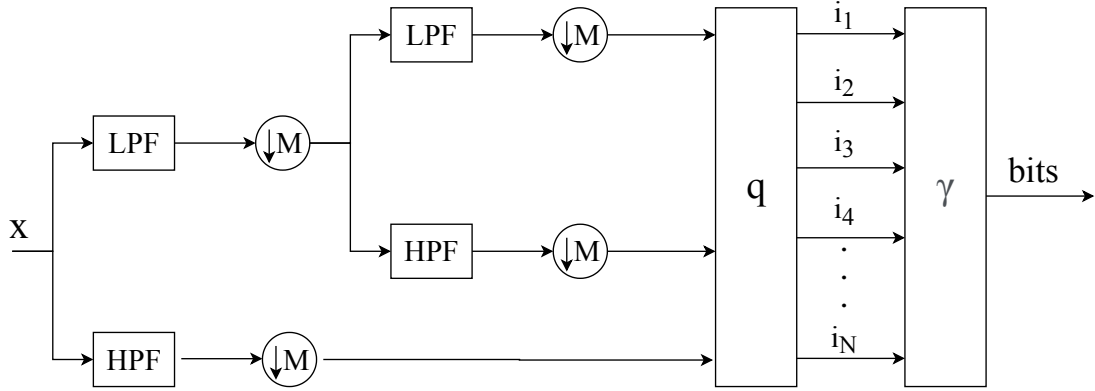


Figura 3.4: Diagrama da codificação por sub-banda.

da decomposição em sub-bandas. Nesse caso, são utilizados filtros de síntese antecedidos pela super-amostragem do sinal. Seguindo a mesma lógica do processo de codificação, a super-amostragem ocorre para serem obtidos sinais com largura de banda igual ao dobro do sinal de entrada em cada filtro de síntese. A Figura 3.5 apresenta a ilustração desse processo de decodificação por sub-bandas.

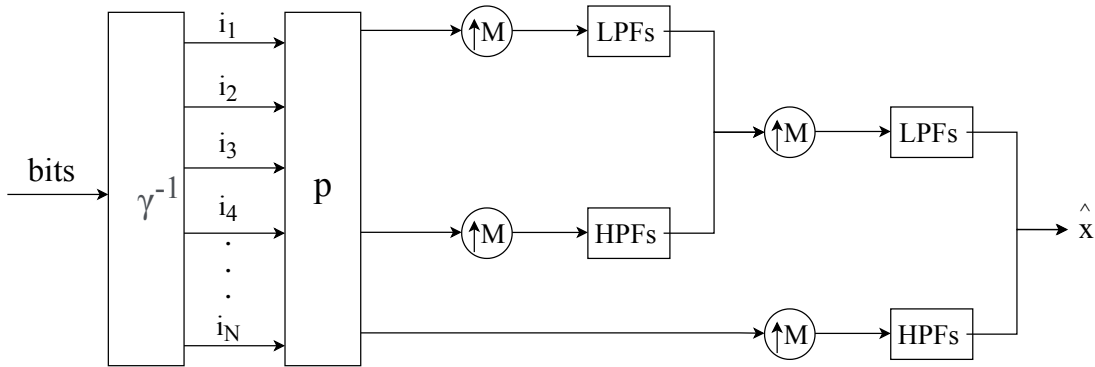


Figura 3.5: Diagrama da decodificação por sub-banda.

A codificação por sub-banda é utilizada em boa proporção em codificadores de sinais com a presença de trechos com diferentes características estatísticas, como ocorre em sinais com distorções. Sendo assim, o algoritmo de compressão apresentado neste trabalho é baseado em codificação por sub-banda. Dessa forma, suas características, tais como a transformada, quantização e codificação de entropia devem ser exploradas em maiores detalhes. Com o intuito de melhor apresentar esses processos, as próximas sessões apresentam definições e resultados importantes para a compreensão acerca desse algoritmo de codificação.

Deve ser notado que o valor de  $M$  tanto para a Figura 3.4 quanto para a Figura 3.5 é igual a 2. As próximas seções motivam e justificam esta consideração.

### 3.3 A Transformada de *wavelets*

A necessidade de representar sinais de formas diferentes é observada durante o desenvolvimento de diversas pesquisas e métodos de processamentos de sinais. Seja para visualizar componentes des-

ses sinais ou poder extrair outras informações não vistas em sua forma primária, as transformadas são instrumentos utilizados para proporcionar essa análise.

Durante muito tempo a Transformada de Fourier (TF) foi dada como a melhor alternativa para representar sinais no espaço das frequências [76]. A motivação inicial dessa transformada é a representação de sinais em bases de senos e cossenos. Sendo assim, a Transformada de Fourier da função  $x(t)$  é representada por  $X(\Omega)$  a partir da Equação (3.3).

$$X_F(\Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j\Omega t} dt \quad (3.3)$$

Como observado na Equação (3.3), a Transformada de Fourier, ao aplicar limites não definidos, considera toda a extensão do sinal, o que a faz levar em consideração toda a sua composição frequencial. Essa característica da TF pode ser vista como uma desvantagem de sua aplicação, haja visto que em algumas aplicações há a necessidade da análise de alguma parte do sinal de forma específica. Sendo essa análise no domínio do tempo ou da frequência.

Com a intenção de utilizar a TF para analisar partes específicas de um sinal no tempo, o qual pode ter características diferentes em seu conteúdo, foi desenvolvida a Transformada de Fourier de Curta Duração, ou STFT (abreviação para o nome em inglês *Short-Time Fourier Transform*). Essa transformada é definida em [77] e apresentada na Equação (3.4).

$$X_F(\Omega_0, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)g(t-b)e^{-j\Omega_0 t} dt \quad (3.4)$$

Ao observar a Equação (3.4) nota-se que a TF é aplicada em uma janela de tempo definida pela equação  $g(t-b)$ . Logo, os valores de  $x(t)$  em torno de  $t=b$  são isolados para ser aplicada a transformada. Essa equação, assim, indica duas variáveis independente: variável  $b$  e variável  $\Omega$ . Esta indica a frequência do sinal transformado e aquela a faixa de tempo a qual está sendo analisada o sinal.

A escolha de uma faixa de tempo para analisar o sinal implica também a escolha de uma quantidade de componentes em frequência correspondentes os quais apresentarão o comportamento espectral da janela selecionada. Pode-se escolher, assim, a janela de tempo em torno de  $b_0$ , a qual promoverá a análise espectral de frequências em torno de  $\Omega_0$ . Boas escolhas para essas janelas de tempo e frequência são dadas pelo desvio padrão do sinal, calculado de acordo com [78], e indicados por  $\sigma_b$  e  $\sigma_\Omega$  respectivamente nas Equações (3.5) e (3.6).

$$\sigma_b^2 = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} t^2 |g(t)|^2 dt}{\int_{-\infty}^{\infty} |g(t)|^2 dt} \quad (3.5)$$

$$\sigma_\Omega^2 = \frac{\int_0^\infty \Omega^2 |G(\Omega)|^2 d\Omega}{\int_{-\infty}^{\infty} |G(\Omega)|^2 d\Omega} \quad (3.6)$$

Como apresentado em [3], o cálculo de  $X_F(\Omega_0, b)$ , apresentado na Equação (3.4), depende dos valores de  $x(t)$  no intervalo  $t \in [b-\sigma_b, b+\sigma_b]$ . Da mesma forma, a escolha dessa janela apresenta o

comportamento espectral com os limites dados por  $\Omega \in [\Omega - \sigma_\Omega, \Omega + \sigma_\Omega]$ . Essa conclusão equivale à seguinte afirmação: a STFT analisa fatias de sinais com duração  $2\sigma_b$  através de filtros de largura constante igual a  $2\sigma_\Omega$ .

Dessa forma, a resolução no domínio do tempo e da frequência depende somente da escolha da janela apresentada pela função  $g(t - b)$ . O tamanho dessa janela é fixa e, quanto menor o valor de  $\sigma_b$ , melhor será a localização do sinal no domínio do tempo. Da mesma forma, quanto menor o valor de  $\sigma_\Omega$ , melhor a resolução do sinal no domínio da frequência. A Figura 3.6 apresenta a ilustração da escolha de janelas de análise em torno de  $b_1$  e  $b_2$ , além das respectivas escolhas de espaço espectral para análise do sinal transformado em torno de  $\Omega_1$  e  $\Omega_2$ .

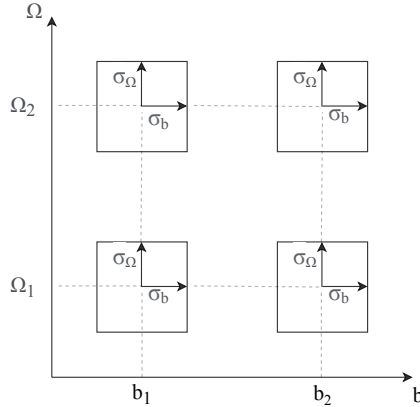


Figura 3.6: Faixa de análise da STFT no plano da frequência e do tempo baseado em [3].

Para sinais pouco estacionários, ou seja, com eventos de diferentes durações e de características estatísticas diversas do restante do sinal, há a necessidade de análises em diversos níveis de resolução dada a especificidade na representação de suas partes. Dessa forma, é necessário que sejam utilizadas janelas de tamanhos variados. Uma opção para isso é encontrada na Transformada de *wavelets* (TW), a qual apresenta janelas de diferentes durações que se adaptam aos eventos presentes no sinal de análise.

A Transformada de *wavelets* contínua (TWC), introduzida pela referência [79], é apresentada pela Equação (3.7). Deve ser notado que essa transformada decompõe a função  $x(t)$  em bases dadas pela função-mãe (ou *wavelet*-mãe)  $\psi(t)$  que são alteradas pela sua expansão (ou compressão) e translação. A função-mãe  $\psi(t)$  é apresentada pela Equação (3.8). Nota-se, também, que para sinais no tempo, como os sinais analisados nesse trabalho tem-se que  $\psi^*(t) = \psi(t)$ , em que  $\psi^*(t)$  indica o conjugado da *wavelet*-mãe.

$$X_w(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{a,b}^*(t)dt \quad (3.7)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.8)$$

No domínio da frequência, a Equação (3.7) pode ser escrita de acordo com a Equação (3.9), ao ser aplicada a Transformada de Fourier.

$$X_w(a, b) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \Psi_{a,b}^*(\Omega) X(\Omega) d\Omega \quad (3.9)$$

Nas Equações (3.7), (3.8) e (3.9),  $a$  é denominado fator escala e  $b$  o fator de deslocamento da *wavelet*-mãe. Dessa forma, quanto maior o valor de  $a$ , mais estreita será a função de base no domínio da frequência. O contrário ocorre no domínio do tempo, em que essa função se estende por uma maior janela de tempo para maiores valores de  $a$ . Ocorre de forma inversa quando  $a$  é menor: há a diminuição da resolução no domínio do tempo e aumento dessa resolução no domínio da frequência.

Em [3] é apresentada a Equação (3.10) necessária para a recuperação de  $x(t)$  após o cálculo de sua TWC.

$$x(t) = C_\psi^{-1} \int_0^\infty \frac{da}{a^2} \int_{-\infty}^\infty X_W(a, b) \psi_{a,b}(t) db \quad (3.10)$$

A constante  $C_\psi^{-1}$  é dada pela Equação (3.11).

$$C_\psi = 2\pi \int_0^\infty \frac{|\Psi(\Omega)|^2}{|\Omega|} d\Omega = 2\pi \int_{-\infty}^0 \frac{|\Psi(\Omega)|^2}{|\Omega|} d\Omega < \infty \quad (3.11)$$

Assim como indicado para a STFT em [78], o cálculo do desvio-padrão da função transformada no domínio do tempo e da frequência são boas alternativas para analisar o comportamento dos níveis de resolução dessa transformada nesses domínios. As fórmulas para calcular esses valores são apresentadas nas Equações (3.12) e (3.13).

$$\sigma_b^2 = \frac{\int_{-\infty}^\infty (t - t_0)^2 |\psi(t)|^2 dt}{\int_{-\infty}^\infty |\psi(t)|^2 dt} \quad (3.12)$$

$$\sigma_\Omega^2 = \frac{\int_{-\infty}^\infty (\Omega - \Omega_0)^2 |\Psi(\Omega)|^2 d\Omega}{\int_{-\infty}^\infty |\Psi(\Omega)|^2 d\Omega} \quad (3.13)$$

Como desenvolvido em [3], os desvios padrões de  $\psi_{a,b}(t)$  e de sua Transformada de Fourier são  $a\sigma_b$  e  $\sigma_\Omega/a$ , respectivamente. Logo, a TWC da função  $x(t)$  depende dos valores na faixa de tempo dado por  $t \in [b - a\sigma_b, b + a\sigma_b]$  e, pela equação de  $X_w(a, b)$ , depende dos valores na faixa de frequência  $\Omega \in [\Omega_0/a - \sigma_\Omega/a, \Omega_0/a + \sigma_\Omega/a]$ . Dessa forma, para valores de  $a$  pequenos, a Transformada de *wavelets* indica uma alta resolução temporal e baixa resolução frequencial. Já para valores de  $a$  grandes, a TWC indica uma baixa resolução temporal e alta resolução frequencial. A Figura 3.7 apresenta essas faixas de resolução para diferentes valores do fator de escala  $a$ .

### 3.3.1 A Transformada Discreta de *wavelets*

Como apresentado em [3], a escolha mais conveniente para discretização de  $a$  é  $a = a_0^m$ , com  $a_0 > 1$  e  $m \in \mathbb{Z}$ . Além disso a discretização de  $b$  é dada por  $b = nb_0 a_0^m$ , o que corresponde a

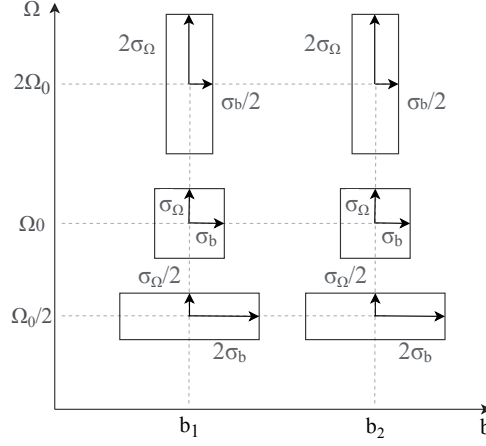


Figura 3.7: Faixa de análise da TW no plano da frequência e do tempo baseado em [3].

amostragem temporal. Sendo assim, são obtidas as Equações (3.14), (3.15), que apresentam a Transformada Discreta de *wavelets* (TDW).

$$X_W(m, n) = a_0^{-m/2} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{m,n}^*(t) dt \quad (3.14)$$

$$\psi_{m,n}(t) = a_0^{-m/2} \psi(a_0^{-m} t - nb_0) \quad (3.15)$$

Como indicado [3] e [80], se  $a_0 = 2$  e  $b_0 = 1$ , então há escolhas de  $\psi(t)$  tais que as funções  $\psi_{m,n}(t)$ , com  $m, n \in \mathbb{Z}$ , formem uma base ortonormal do espaço das funções quadraticamente integráveis em  $\mathbb{R}$ , isto é,  $L^2\{\mathbb{R}\}$ . Sendo assim, uma função  $x(t) \in L^2\{\mathbb{R}\}$  pode ser expressa como apresentado nas Equações (3.16) e (3.17).

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (3.16)$$

$$c_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{m,n}^*(t) x(t) dt \quad (3.17)$$

A discretização da TWC implica nas seguintes observação: ao incrementar o valor de  $m$ , na Equação (3.15), o valor de  $a$  dobra. Isso acarreta em dobrar o valor da largura da função no domínio do tempo e diminuir pela metade a sua banda no domínio da frequência. Dessa forma, a possibilidade de analisar a função em larguras de bandas diferentes é observada também na sua forma discretizada, assim como observado para a sua forma contínua na Equação (3.9). À  $m$  é dado o nome nível de decomposição da Transformada de *wavelets*; ao aumentar o valor desse nível de decomposição, mais seletividade haverá na análise do sinal no domínio da frequência.

A ortonormalidade das funções-*wavelets* é um ponto de destaque colocado em [3]. Dessa forma, considerando  $x(t)$  igual a  $\psi_{k,l}(t)$ , pode-se obter a Equação 3.18. Nela é observada a necessidade de  $c_{m,n} = \delta(m - k) \delta(n - l)$ .

$$\psi_{k,l}(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (3.18)$$

Dessa forma, tem-se que:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi_{m,n}^*(t) \psi_{k,l}(t) dt = \delta(m-k) \delta(n-l). \quad (3.19)$$

A qual indica a ortonormalidade das funções  $\psi_{m,n}(t)$  para todo os os  $m, n \in \mathbb{Z}$  como apresentado em [81]. A ortonormalidade também pode ser expressa pela Equação 3.20 em produto interno, o qual é definido na Equação 3.21.

$$\langle \psi_{m,n}(t), \psi_{k,l}(t) \rangle = \delta(m-k) \delta(n-l) \quad (3.20)$$

$$\langle g(t), f(t) \rangle = \delta(m-k) \delta(n-l) \quad (3.21)$$

Pode-se considerar, assim, que as funções  $\psi_{m,n}(t)$  formam uma base ortonormal de  $L^2\{\mathbb{R}\}$  para todo  $m, n \in \mathbb{Z}$ .

Ainda sobre a definição da TDW, em [80] e [82], as Transformadas de *wavelets* Biortogonais são definidas pelas Equações (3.22) e (3.30) a seguir.

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_{m,n} \bar{\psi}_{m,n}(t) \quad (3.22)$$

$$c_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{m,n}^*(t) x(t) dt \quad (3.23)$$

Ao aplicar as escolhas de  $a_0 = 2$  e  $b_0 = 1$  às Equações (3.22) e (3.30) são obtidas as equações:

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) \quad (3.24)$$

$$\bar{\psi}_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \bar{\psi}(2^{-m}t - n). \quad (3.25)$$

A Equação (3.24) indica o cálculo de  $\psi(t)$ , a *wavelet*-mãe de análise. A Transformada de *wavelets* definida nessas equações não é ortogonal, sendo definida como Transformada de *wavelets* Biortogonal.

A Equação 3.25) indica o cálculo de  $\bar{\psi}_{m,n}(t)$ , a *wavelet*-mãe de síntese. Com base em [3], deve ser observado que as equações para a Transformada de *wavelets* Biortogonal possibilitam a representação de  $x(t) \in L^2\{\mathbb{R}\}$  a partir da composição linear de compressão (ou expansão) da função  $\bar{\psi}_{m,n}(t)$ . Já os coeficientes da transformada são calculados pela *wavelet*-mãe dada por  $\psi(t)$ . Logo, as Transformadas de *wavelets* Biortogonais indicam funções diferentes no mesmo âmbito do filtro de análise e de síntese, como expresso em [3].

As funções das *wavelets* de síntese e de análise formam um conjunto ortogonal entre si, logo:



$$\langle \psi_{m,n}(t), \overline{\psi_{l,k}(t)} \rangle = \delta(m-k)\delta(n-l). \quad (3.26)$$

Realizada a introdução da Transformada de *wavelets*, são analisadas nas próximas sub-seções algumas de suas propriedades e formas de implementação.

### 3.3.2 Transformadas de *wavelets* e a Análise em Multirresolução

A representação de um sinal em multirresolução foi proposta em [78]. Para tal, deve ser considerada a função  $\phi(t)$  tal que o conjunto  $\phi(t-n)$ , com  $n \in \mathbb{Z}$ , seja ortonormal e que define o espaço  $V_0$ . De forma semelhante, o espaço  $V_m$  é definido pela função  $2^{-m/2}\phi(2^{-m}t-n)$ . Logo, Diferentes espaços podem ser obtidos com a alteração do valor do nível de decomposição  $m$ ; o que implica em  $V_i \subset V_j$  com  $i > j$ . Como exemplo deve ser observada a Equação (3.27).

$$\cdots \supset V_{-2} \supset V_{-1} \supset V_0 \supset V_1 \supset V_2 \cdots \quad (3.27)$$

$V_m$  é, assim, um espaço de escala decrescente, em que  $V_0$  é o espaço das funções de nível  $m = 0$ ,  $V_1$  o espaço das funções com  $m = 1$  e assim por diante. Valores maiores de  $m$  indicam escalas menores de análises.

Além de  $V_m$ , há a necessidade de definir o complemento ortogonal de um sub-espaço dado o seu nível superior. Para tal, deve ser considerado  $W_j$  como o complemento ortogonal de  $V_j$  em  $V_{j-1}$ . Intuitivamente,  $W_j$  deve ser interpretado como a quantidade de detalhe adicionado quando se passa do sub-espaço  $V_j$  para  $V_{j-1}$ . Esse incremento dado por  $W_j$  é visualizado na Equação (3.28).

$$\cdots \oplus W_{-2} \oplus W_{-1} \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus W_2 \cdots \quad (3.28)$$

A ilustração apresentada na Figura 3.8, baseada em [3], apresenta uma forma de visualizar a relação entre  $V_m$  e  $W_m$  para  $-1 < m < 2$ .

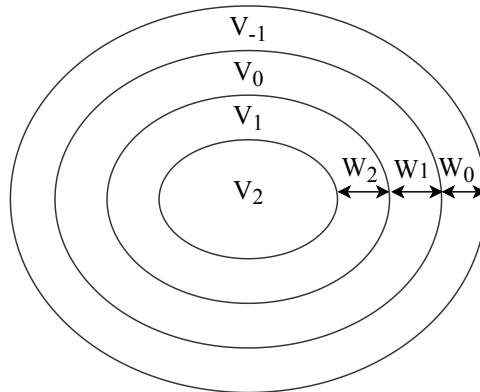


Figura 3.8: Ilustração dos sub-espaços da TDW. Baseada em [3].

Além da representação apresentada pela Figura 3.8, a ilustração apresentada na Figura 3.9 também está presente em diversas referências. Nela é visualizada decomposição do espaço  $V_j$  em

$V_{j+1}$  e  $W_{j+1}$ . Nessa ilustração também é utilizada a variação entre  $V_m$  e  $W_m$  para  $-1 < m < 2$ . Essa imagem reflete, ainda, diminuição dos tamanhos dos sub-espços criados. Essa propriedade das Transformadas de *wavelets* será explorada ao decorrer desta seção.

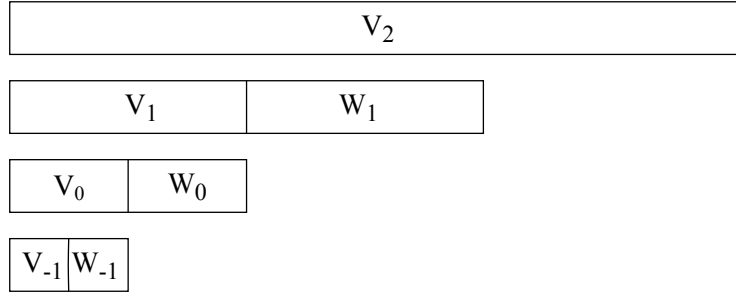


Figura 3.9: Segunda ilustração dos sub-espços da TDS. Baseada em [3].

Retomando as Equações (3.16) e (3.17), as Equações (3.29) e (3.30) apresentam a representação de uma função  $f(t)$  a partir da *wavelet* dada por  $\psi(t)$ . Os coeficientes da transformada  $\alpha_{m,n}$  apresentam a projeção dos detalhes acrescentados a cada espaço  $W_j$  em escala de  $2^{-m}$ . Por fim, a TDW apresenta aqui a decomposição do sinal em diferentes resoluções. Essa conclusão, como indicado em [3], apresenta a propriedade de análise em multirresolução da Transformada de *wavelets*, a qual indica a sua capacidade de representar eventos de diferentes durações, i.e., representar sinais com diferentes resoluções.

$$f(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \alpha_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (3.29)$$

$$\alpha_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{m,n}^*(t) f(t) dt \quad (3.30)$$

A propriedade de multirresolução da Transformada de *wavelets* também pode ser analisada no domínio da frequência. Nesse domínio, cada espaço subsequente apresenta o dobro da largura do seu antecessor. Logo, o espaço  $V_{-1}$  tem o dobro da largura de banda do espaço  $V_0$  e assim sucessivamente. Essa conclusão pode ser tomada quando analisado o conteúdo espectral de cada um desses espaços: dado que  $V_{-1}$  apresenta maior conteúdo espectral que  $V_0$ , sua largura de banda será maior. Novamente, a largura de banda de cada caso é dada pelo nível  $m$  em que é realizada a análise do sinal de referência.

Da mesma forma analisada o espaço  $V_i$ , pode-se analisar o espaço  $W_i$ . Assim,  $W_0$  contém coeficientes presentes em  $V_{-1}$  mas não presentes em  $V_0$ . Logo, o conteúdo espectral apresentado por  $W_0$  indica os componentes que faltam em  $V_0$  para ser alcançado o nível  $m = 1$  em  $V_{-1}$ . A Figura 3.10 apresenta uma ilustração de um espectro segmentado por esses diferentes espaços.

Como apresentado, o espaço  $V_m$  é gerado a partir da função  $2^{-m/2} \phi(2^{-m}t - n)$ , já a largura  $W_m$  é gerada a partir de  $\psi(t - n)$ . As principais literaturas, como [3] e [80], denominam  $\phi(t)$  como função de escalonamento e a  $\psi(t)$  como função *wavelet*.

Como observado, a análise em multirresolução é uma propriedade de grande importância das Transformadas de *wavelets*, a qual permite representar o sinal em resoluções diferentes. Dessa

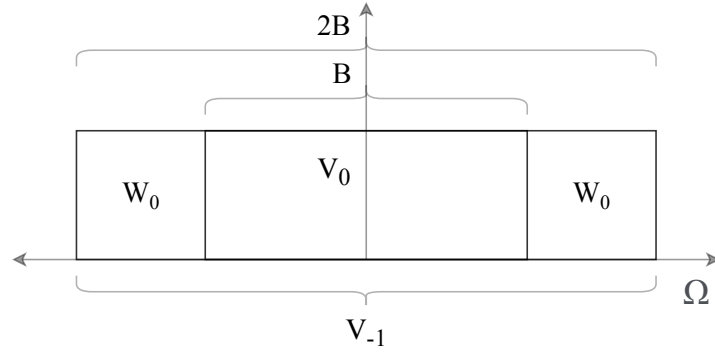


Figura 3.10: Ilustração espectro da decomposição em multirresolução baseada em [3].

forma, a transformada revela qual parte do dado ou da função analisada transporta energia e em quais frequências, assim como permite avaliar a regularidade local, a partir da análise de sub-bandas resultantes, desse dado ou função, como expresso em [83].

A implementação da Transformada de *wavelets* é outra propriedade importante a ser explorada nesse assunto. A próxima sub-seção apresenta a sua implementação por meio de banco de filtros.

### 3.3.3 Implementação da Transformada de *wavelets* em Banco de Filtros

Para a implementação da Transformada de *wavelets* por meio de banco de filtros, deve ser considerado, primeiramente, o espaço dado pela resolução finita  $\bar{V}_j$ . Esse espaço é definido pelas funções  $2^{-j/2}\bar{\phi}(2^{-j}t - n)$ . Dessa forma, a projeção de uma função qualquer  $x(t)$  no espaço  $\bar{V}_j$ , dada por  $x_j(t)$  é calculada por:

$$x_j(t) = 2^{-j/2} \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_{j,n} \bar{\phi}_{m,n}(2^{-j}t - n) \quad (3.31)$$

$$a_{j,n} = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \phi^*(2^{-j}t - n) dt. \quad (3.32)$$

Como apresentado em [3], a Equação (3.32) deve ser interpretada como uma função que representa a passagem de  $x(t)$  por um filtro de resposta ao impulso dada por  $2^{-j/2}\phi^*(-2^{-j}t)$  e a subsequente amostragem dos seus resultados nos instantes  $t_n = 2^j n$ . Após esse processo, é obtido o coeficiente dado por  $x_{j,n}$  para o espaço  $\bar{V}$  no nível  $j$ , isto é,  $\bar{V}_j$ . Aos coeficientes  $a_{j,n}$  é dado o nome coeficientes de aproximação.

Nota-se que  $\phi(t)$  é dado pela seguinte equação:

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k \phi(2t - k). \quad (3.33)$$

Ao comparar a Equação (3.33) com a Equação (3.32), é obtido:

$$2^{-j/2}\phi(2^{-j}t - n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k 2^{(1-j)/2} \phi(2^{1-j}t - 2n - k). \quad (3.34)$$

Ao substituir a Equação (3.34) na Equação (3.32) é obtido:

$$a_{j,n} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k^* \int_{-\infty}^{\infty} x(t) 2^{(1-j)/2} \phi^*(2^{1-j}t - 2n - k). \quad (3.35)$$

A Equação (3.35) pode ser representada pela Equação (3.36) considerando seus coeficientes  $j$ ,  $n$  e  $k$ :

$$x_{j,n} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k^* a_{j-1,2n+k}. \quad (3.36)$$

Para possibilitar a análise da transformada a partir de banco de filtros, cria-se a resposta ao impulso dada por  $h_0(k)$  e apresentada na Equação (3.37).

$$h_0(k) = c_{-k}^* \quad (3.37)$$

Logo, a Equação (3.36) pode ser adaptada para:

$$a_{j,n} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_0 a_{j-1,2n-k}. \quad (3.38)$$

Neste ponto deve ser interpretada a Equação (3.38). Essa equação indica a obtenção dos coeficientes  $a_{j,n}$  a partir do processamento dos coeficientes  $a_{j-1,n}$  de  $x(t)$  por um filtro de resposta ao impulso  $h_0(k)$  passa-baixas com  $k \in \mathbb{Z}$ . Após isso ocorre a sub-amostragem do resultado pelo fator de 2. Deve ser notado que  $a_{j,n}$  é aqui tratado como os coeficientes de aproximação de  $x(t)$  na escala  $2^{-j}$  e, da mesma forma,  $a_{j-1,n}$  são os coeficientes de aproximação de  $x(t)$  na escala  $2^{1-j}$ .

Como apresentado na sub-seção anterior, e representado na Figura 3.9, o espaço  $V_j$  possui a metade da quantidade de coeficientes do espaço  $V_{j-1}$ . Isso é dado pela operação de sub-amostragem apresentada. Essa sub-amostragem é também tratada em outras referências como decimação e indica somente uma forma de descartar elementos do sinal e introduzir valor zero em seu lugar.

Da mesma forma apresentada pelo espaço  $\bar{V}_j$ , o espaço  $\bar{W}_j$  também é gerado por um conjunto de funções-*wavelets*, em sua escala  $2^j$ , dada por  $2^{-j/2}\bar{\psi}(2^{-j}t - n)$ . Assim como desenvolvido para o espaço  $\bar{V}_j$ , denota-se  $d(t)$  a projeção de  $x(t)$  em  $\bar{W}_j$ . Logo:

$$x_j(t) = 2^{-j/2} \sum_{n=-\infty}^{\infty} d_{j,n} \bar{\psi}_{m,n}(2^{-j}t - n), \quad (3.39)$$

$$d_{j,n} = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{\infty} x_j(t) \psi^*(2^{-j}t - n) dt. \quad (3.40)$$

Para a Equação (3.40) também pode ser feita a analogia com filtros. Nessa equação,  $d_{j,n}$  é o coeficiente obtido a partir da filtragem de  $x_j(t)$  por uma função de resposta ao impulso  $2^{-j/2}\psi(-2^{-j}t)$  e realizada a sub-amostragem desse resultado nos instantes  $t_n = 2^j n$ . Esses coeficientes são denominados coeficientes de detalhamento.

Dessa forma, dado que a função-*wavelet*  $\psi(t)$  é calculada pela equação

$$\psi(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_k \sqrt{2} \psi(2t - k), \quad (3.41)$$

pode-se chegar na seguinte equação quando considerada a Equação (3.39):

$$2^{-j/2}\psi(2^{-j}t - n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_k 2^{(1-j)/2} \psi(2^{1-j}t - 2n - k). \quad (3.42)$$

Assim, ao substituir na Equação (3.40) é obtido:

$$d_{j,n} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_k^* \int_{-\infty}^{\infty} x(t) 2^{(1-j)/2} \psi^*(2^{1-j}t - 2n - k). \quad (3.43)$$

Logo, a representação de  $d_{j,n}$  considerando os seus índices é dada por:

$$d_{j,n} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_k^* x_{j-1,2n+k}. \quad (3.44)$$

De igual maneira, deve-se considerar:

$$h_1(k) = g_{-k}^*. \quad (3.45)$$

Finalmente, a Equação (3.46) pode ser escrita por:

$$d_{j,n} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_1 x_{j-1,2n-k}. \quad (3.46)$$

A mesma análise realizada para  $a_{j,n}$  pode ser realizada para  $d_{j,n}$ . Na Equação (3.46), os coeficientes  $d_{j,n}$ , na escala  $2^j$ , são obtidos a partir da passagem dos coeficientes  $x_{j-1,n}$  por um filtro de resposta ao impulso dada por  $h_1$  e passa-altas. Em sequência ocorre a sua sub-amostragem pelo fator 2. Além disso, como indicado em [3], ao assumir a representação digital de  $x(t)$  como  $x_{-1,n}$  tem-se que  $d_{j,n}$  indica a sua Transformada de *wavelets* e pode ser calculada pelas Equações (3.36) e (3.46).

A passagem da escala  $2^{1-j}$  para a escala superior  $2^{-j}$  indica a operação inversa do banco de filtros proposto. Dessa forma, consegue-se recuperar o sinal a partir dos seus coeficientes da Transformada de *wavelets*. Para isso, deve-se considerar  $\bar{V}_{j-1} = \bar{V}_j + \bar{W}_j$  para recuperar o espaço

na escala  $2^{j-1}$  a partir dos espaços e detalhes na escala  $2^j$ . Da mesma forma ocorre para os coeficientes da transformada em cada um desses espaços, ou seja:

$$x_{j-1}(t) = a_j(t) + d_j(t). \quad (3.47)$$

Ao substituir as Equações (3.36) e (3.46) na Equação (3.47), é obtida a relação

$$x_{j-1,n} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_{j,k} g_0(n-2k) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{j,k} g_1(n-2k). \quad (3.48)$$

Dessa forma, é apresentado que os coeficientes na escala  $2^{1-j}$  são obtidos a partir da superamostragem dos coeficientes de aproximação e detalhamento dados por  $a_{j,k}$  e  $d_{j,k}$  respectivamente - ambos na escala  $2^{-j}$  - e realiza a sua convolução com um filtro de reposta ao impulso dada por  $g_0(k)$  e  $g_1(k)$ .

Por meio das Equações (3.31) a (3.46) é obtido, como indicado em [3], as equações a seguir para o cálculo das funções de escalonamento e *wavelets* dadas respostas ao impulso dos filtros  $h_0(k)$  e  $h_1(k)$ :

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_0^*(n) \phi(2t+n) \quad (3.49)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_1^*(n) \psi(2t+n). \quad (3.50)$$

Para as Equações (3.49) e (3.50), os coeficientes dos filtros são calculados pelas equações:

$$h_0(t) = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{\infty} \phi^*(t) \bar{\phi}(2t+n) dt \quad (3.51)$$

$$h_1(t) = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{\infty} \psi^*(t) \bar{\psi}(2t+n) dt. \quad (3.52)$$

Já para o processo de síntese, são necessários os seguintes conjuntos de equações para calcular a *wavelet* de síntese e a função de escalonamento de síntese:

$$\bar{\phi}(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_0^*(n) \bar{\phi}(2t+n) \quad (3.53)$$

$$\bar{\psi}(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_1^*(n) \bar{\psi}(2t+n) \quad (3.54)$$

Os coeficientes dos filtros de síntese são, então, dados por:

$$g_0(t) = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{\infty} \bar{\phi}(t) \phi^*(2t - n) dt \quad (3.55)$$

$$g_1(t) = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{\infty} \bar{\psi}(t) \psi^*(2t - n) dt \quad (3.56)$$

Ao aplicar Transformada de Fourier nas Equações (3.49)(3.50), (3.53) e (3.54) são obtidos os resultados:

$$\Phi(\Omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \bar{\Phi} \left( \frac{\Omega}{2} \right) H_0^* \left( e^{j(\Omega/2)} \right), \quad (3.57)$$

$$\bar{\Phi}(\Omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \bar{\Phi} \left( \frac{\Omega}{2} \right) G_0 \left( e^{j(\Omega/2)} \right), \quad (3.58)$$

$$\Psi(\Omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \bar{\Psi} \left( \frac{\Omega}{2} \right) H_1^* \left( e^{j(\Omega/2)} \right), \quad (3.59)$$

$$\bar{\Psi}(\Omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \bar{\Psi} \left( \frac{\Omega}{2} \right) G_1 \left( e^{j(\Omega/2)} \right). \quad (3.60)$$

De acordo com [3], denota-se, assim, a função  $H_0(\Omega)$  a função do filtro de análise passa-baixas no domínio da frequência, assim como  $H_1(\Omega)$  o filtro de análise passa-altas. Já para a operação de síntese tem-se  $G_0(\Omega)$  para o filtro de síntese passa-baixas e  $G_1(\Omega)$  para o filtro de síntese passa-altas. Tais filtros são do tipo *Finite Impulse Response*(FIR), ou seja, possuem um número finito de coeficientes não nulos e são estáveis.

Para a ilustração da implementação da Transformada de *wavelets* a partir de um banco de filtros deve ser considerada a Figura 3.11. São observados três níveis de decomposição, logo  $m = 3$ . Além disso, nota-se a divisão da quantidade de elementos em cada espectro, em que o coeficiente de aproximação  $a_3$  apresenta um oitavo do total.

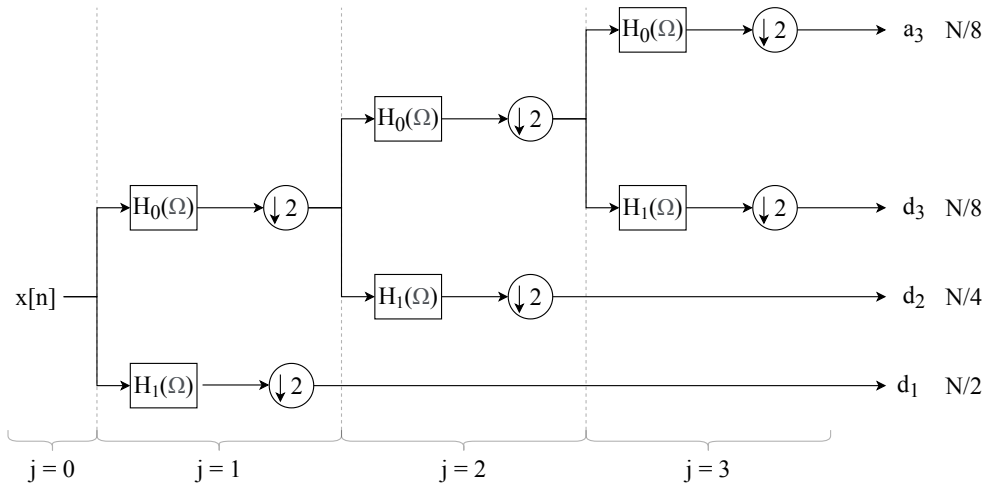


Figura 3.11: Ilustração do banco de filtros de análise.

Já a reconstrução do sinal é realizada a partir do banco de filtros de síntese, apresentado na Figura 3.12.

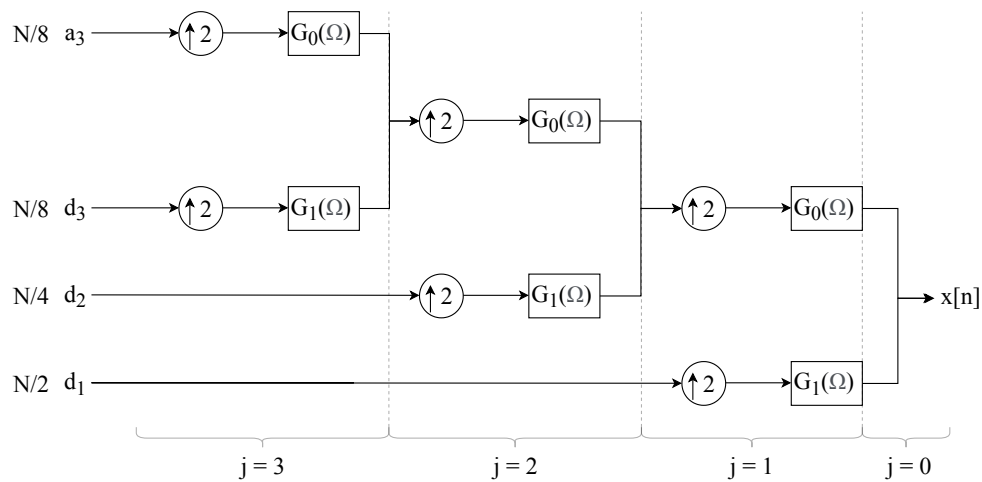


Figura 3.12: Ilustração do banco de filtros de síntese.

Após a passagem do sinal pelo banco de filtros de análise o sinal transformado apresenta a mesma quantidade de coeficientes do sinal original. Entretanto, ao aumentar o valor do nível  $j$  é diminuída a quantidade de coeficientes em cada sub-banda obtida até a profundidade de objetivo de aplicação da Transformada de *wavelets*. A máxima quantidade de níveis de decomposição da TW é dada por  $\log_2(N)$  em que  $N$  é a quantidade de coeficientes do sinal. Dessa forma, caso  $N = 1024$ , então  $a_{10}$  terá somente um coeficiente. Esse coeficiente apresentará a maior concentração de energia do sinal transformado.

A Figura 3.13 apresenta a ilustração da diminuição da quantidade de coeficientes em cada etapa sucessiva do banco de filtros, em que FPB indica o Filtro Passa-Baixas e FPA o Filtro Passa-Altas em cada etapa da transformada. Além disso, nota-se o aumento da quantidade de coeficientes de decomposição em cada estágio.

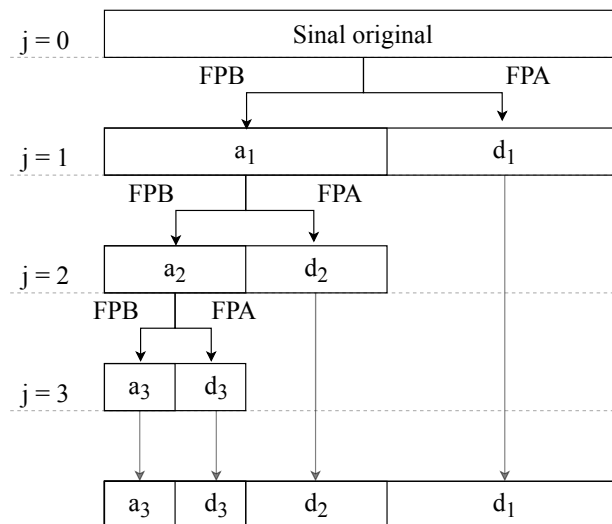


Figura 3.13: Ilustração da divisão dos coeficientes do sinal transformado.

A próxima seção apresenta a etapa de quantização. Etapa necessária para diminuir a pre-



ção das representações dos símbolos, mapeando os símbolos transformados para outros valores conhecidos pelo sistema.

## 3.4 A Quantização

A quantização é o processo da redução de bits necessários para representar um valor reduzindo a precisão do valor inicial apresentado, como definido em [84]. Esse processo é necessário quando a quantidade de formas de representar os valores de um sinal é menor do que a quantidade de valores apresentados inicialmente por ele [4].

Esse novo valor atribuído é geralmente um número dentro do conjunto finito, com certos limites inferior e superior. Dessa forma, quando é aplicada a quantização em uma função, os valores originais são perdidos. Logo, há perda de informação ao ser utilizada a quantização. Por causa dessa etapa o processo de codificação por transformada é considerado com perdas (também chamado de *lossy*).

A quantização pode ser escalar ou vetorial. As próximas sub-sessões apresentam detalhes acerca de cada tipo.

### 3.4.1 Quantização Escalar

A quantização escalar é baseada na divisão do espaço apresentado pelos limites da função de entrada. Ela pode ter diferentes tamanhos e são representados por palavras-código formadas por quantidades limitadas de bits. O processo de quantização, assim, é responsável por alocar cada valor inicialmente apresentado pela função no seu correto espaço.

Por definição, o quantizador representa o processo de receber valores amostrados do sinal e, em sua saída, apresentar uma palavra-código, a qual é disponível no alfabeto do sistema de codificação. Tal palavra código possui sua representação binária a qual é codificada em seu algoritmo de representação. Como apresentado em [4], o processo de quantização é dado por um par codificador-decodificador.

A Figura 3.14 ilustra o processo de quantização escalar. Nela deve ser notado um vetor com valores aleatórios extraídos de uma função na parte superior. Os coeficientes que antes apresentavam números intermediários entre os espaços de quantização serão atribuídos a valores especificados por uma profundidade específica dada por certa quantidade de bits para cada espaço de quantização. Cada palavra-código, que possuem três bits nesse exemplo, pode ser convertida para um número que melhor representa o intervalo. Nota-se que a operação de recuperação perfeita não é possível, ou seja, a informação além dos valores atribuídos pelos espaços de quantização é perdida.

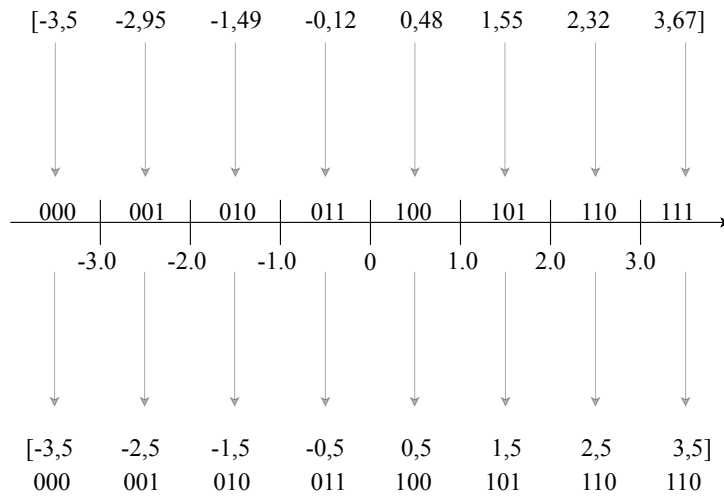


Figura 3.14: Ilustração do processo de quantização escalar. Baseado em [4].

A Figura 3.15 apresenta a curva de quantização para o processo indicado na Figura 3.14. Nessa imagem é observado o eixo de entrada e o eixo de saída. O valor indicado no eixo de entrada é então assimilado ao eixo de saída o qual tem suas divisões previamente obtidas a partir de um modelo de quantização proposto.

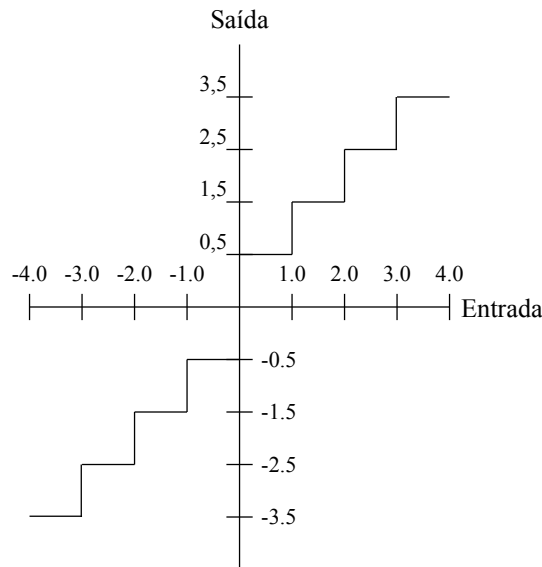


Figura 3.15: Exemplo de curva de quantização. Baseado em [4].

Os limites de quantização são os valores que definem cada intervalo de quantização. Dessa forma, para uma quantidade de  $M$  intervalos, há no modelo uma quantidade de  $M + 1$  limites. Cada intervalo é assimilado a um nível de quantização. Pelo desenvolvimento apresentado em [4], os limites de quantização são denotados por  $\{b_i\}_{i=0}^M$  e cada nível de quantização por  $\{y_i\}_{i=1}^M$ . Dessa forma, o operador de quantização  $Q(\cdot)$  é dado pela Equação (3.61) em que o valor  $x$  é definido dentro do limite  $b_{i-1} < x \leq b_i$ .

$$Q(x) = y_i \quad (3.61)$$

O design de quantizadores pode ser feito com base em quantizadores uniformes ou não uniformes, como apresentado em [4]. Em sua forma mais simples, quantizadores uniformes implicam em intervalos de quantização de um mesmo tamanho. Um exemplo de codificador uniforme está apresentado na Figura 3.15. Para o seu projeto é fundamental o cálculo do tamanho do espaço de quantização que minimize a distorção causada pelo processo. Como apresentado em [4], o espaço de quantização  $\Delta$  para um quantizador de  $M$  níveis e limitado em  $[-X_{max}, X_{max}]$  é dado pela Equação (3.62) para fontes de com distribuição uniforme.

$$\Delta = \frac{2X_{max}}{M} \quad (3.62)$$

Já quantizadores não uniformes, como apresentado pela curva de quantização da Figura 3.16, apresenta espaços de quantização de tamanhos variados. O fundamental para a construção de um quantizador não uniforme está no conhecimento acerca da importância de algum coeficiente apresentado em relação a outro. Essa importância pode ser dada pela frequência de sua presença na função ou até mesmo pela energia armazenada por ele. Sendo assim, coeficientes mais frequentes ou com maior energia armazenada necessitam espaços de quantização menores pois assim podem ser diferenciados com maior especificidade.

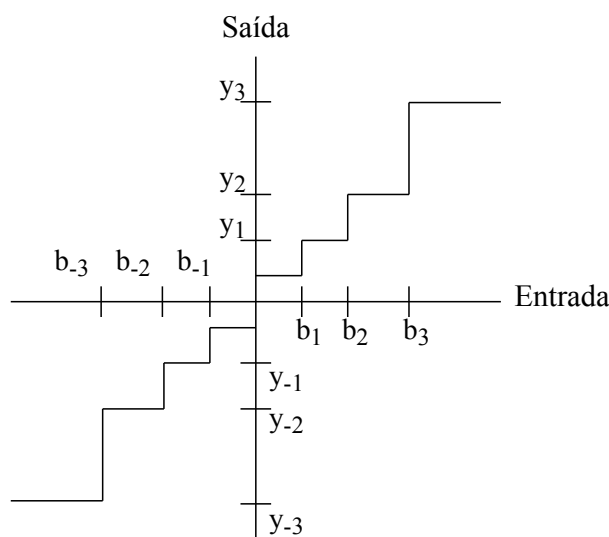


Figura 3.16: Exemplo de curva de quantização não uniforme. Baseado em [4].

Há um custo associado à utilização de quantizadores não uniformes. Isso pode ser observado quando se afasta dos níveis de quantização com maior detalhamento. Esses níveis que são apresentados aos coeficientes de menor importância do sinal são quantizados em espaços grandes, o que indica a menor especificidade na sua representação. Logo, vários coeficientes podem ser assimilados a um mesmo nível de quantização com uma representação pouco eficaz de seu valor original.

Um caso especial de quantização não uniforme deve ser considerado: a quantização por alocação de bits. Essa quantização apresenta uma quantidade de bits maior para coeficientes mais importantes em detrimento dos menos importantes. Esse nível de importância, nota-se, é definido de acordo com a qualidade necessária de reconstrução de cada coeficiente.

Com mais bits, assim, a informação apresentada pelos coeficientes quantizados pode ser preservada dado o maior espaço de memória para representação. Além da quantidade de bits, o espaço de quantização também pode ser alterado a depender da qualidade requisitada para cada coeficiente.

A Figura 3.17 apresenta a ilustração da quantização por alocação de bits em comparação com a quantização com uma quantidade fixa de bits. Na Figura 3.17b observa-se que os coeficientes mais próximos do eixo  $Y$  terão uma maior quantidade de bits em sua quantização. A distribuição da localização desses coeficientes, como apresentado, pode seguir diversas estratégias as quais definem a importância desses coeficientes no sistema.

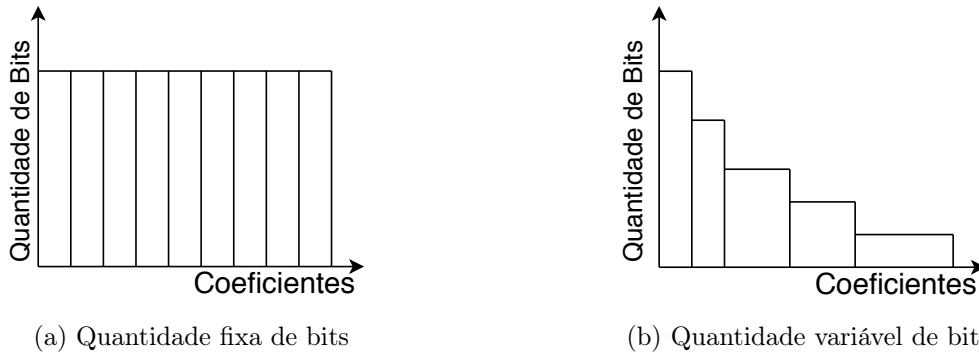


Figura 3.17: Exemplos de quantização com quantidade fixa e variável de bits. Baseada em [5].

Por fim, a quantização por alocação de bits é de fundamental importância para o desenvolvimento desse trabalho. No capítulo Sistema de Codificação é apresentado o sistema denominado Quantização por Alocação Dinâmica de Bits, a qual foi apresentado em [6] e tem em sua base a quantização por alocação de bits. Sua estratégia de distribuição dos coeficientes é baseada na localização de cada sub-banda após a Transformada de *wavelets*, sendo que as mais próximas do coeficiente de aproximação terão maior quantidade de bits em sua quantização em detrimento das sub-bandas mais afastadas. Os resultados da aplicação deste algoritmo serão discutidos e conclusões importantes sobre esses dados serão obtidas.

### 3.4.2 Quantização Vetorial

O processo de quantização vetorial mapeia coeficientes de uma função em uma quantidade especificada previamente de vetores disponíveis. Esses coeficientes podem ser escolhidos de formas diversas, como uma sequência no tempo ou considerando amplitudes próximas. A quantização vetorial também é aplicada em elementos representados por vetores, como o pixel de alguma imagem em sua representação *rgb* (sigla para *red, gree and yellow*). Assim, cada vetor de pixel é atribuído a algum vetor de quantização.

Dessa forma, o quantizador mapeia vetores de  $K$  dimensões em um espaço finito de vetores  $Y$  dado por

$$Y = \{\mathbf{y}_i : i = 1, 2, \dots, N\}, \quad (3.63)$$

em que cada  $\mathbf{y}_i$  corresponde a uma das  $N$  possíveis palavras-código (ou vetor-código). O conjunto

de todos os vetores-código possíveis representa o livro-código (ou *codebook*). Para cada palavra-código será associado o vetor mais próximo de coeficientes a ser quantizado de acordo com a Equação (3.64). Nesta equação é indicado que o vetor a ser quantizado  $\mathbf{x}$  possui uma distância ao vetor  $\mathbf{y}_i$  menor que ao vetor  $\mathbf{y}_j$ , logo, o vetor  $\mathbf{x}$  é quantizado de acordo com o vetor  $\mathbf{y}_i$ .

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{y}_j\|^2 \leq \|\mathbf{x} - \mathbf{y}_i\|^2 \quad (3.64)$$

Na Equação (3.65), dado que  $\mathbf{x}_i = [x_1, x_2, \dots, L]$ , o seu correspondente módulo é dado por:

$$\|\mathbf{x}\|^2 = \sum_{i=0}^L x_i^2. \quad (3.65)$$

A ilustração apresentada na Figura 3.18 exemplifica um processo de quantização vetorial. Cada diferente vetor  $\mathbf{x}_i$  é assimilado ao  $\mathbf{y}_i$  mais próximo. Além disso, o espaço dado pelos vetores é dividido em três outros espaços correspondentes a cada vetor-código.

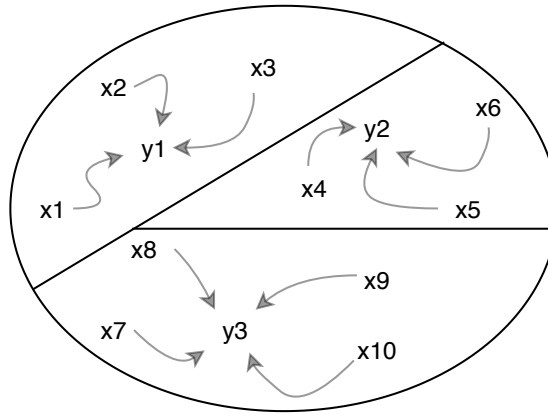


Figura 3.18: Ilustração da quantização vetorial.

A próxima seção apresenta a última etapa de codificação: a codificação de entropia.

### 3.5 A Codificação de Entropia

A etapa de codificação de entropia é a última do sistema de codificação por transformada ou por sub-bandas. Deve ser notado que o processo de codificação de entropia por si só indica a codificação de um vetor de símbolos de entrada. Logo, poderia ser aplicado sem necessidade das outras etapas anteriores, como a transformada e quantização. Entretanto, as outras etapas apresentadas possuem suas necessidades, como apresentado na introdução deste capítulo, e são de fundamental importância para a aplicação do algoritmo de codificação apresentado neste trabalho.

Os processos de codificação de entropia descritos nessa seção são do tipo sem perda (ou *lossless*), ou seja, os coeficientes de entrada dos algoritmos podem ser recuperados perfeitamente. Como o escopo de algoritmos de codificação tem uma grande dimensão, foram considerados dois grupos para serem analisados: Codificação Huffman e Codificação Aritmética.

### 3.5.1 Codificação Huffman

O algoritmo de Codificação Huffman foi introduzido por David Huffman em [21]. Sua aplicação é baseada na probabilidade de ocorrência dos valores de entrada: valores em maior frequência são codificados com menor quantidade de bits, já valores com menor frequência com maior quantidade de bits.

A Codificação Huffman constrói uma árvore em que as folhas são os coeficientes a serem codificados. Esses coeficientes são organizados em ordem crescente de probabilidade de ocorrência. Assim, são juntados os coeficientes com menor probabilidade de ocorrência em um nó, o qual passa a apresentar a soma das duas probabilidades anteriores; esse novo nó é representado como uma nova folha. Essa junção ocorre sucessivamente respeitando a ordem dos coeficientes de menor probabilidade. Ao final, quando há a junção de todas as folhas em um nó superior final (chamado de raiz) ocorre a distribuição alternada de 0 e 1 entre os sucessivos nós inferiores.

Como exemplo, considere a Tabela 3.1 com os coeficientes  $a_i$  em que  $i = 1, \dots, 8$ . Na tabela também estão presentes suas sucessivas probabilidades e suas palavras-código correspondentes ao final do processo de codificação. As palavras-código foram obtidas a partir da árvore apresentada na Figura 3.19 e construída a partir do processo apresentado no parágrafo anterior.

Tabela 3.1: Tabela de exemplo de Codificação Huffman.

|       | Probabilidade | Palavra-Código |
|-------|---------------|----------------|
| $a_1$ | 0,2           | 01             |
| $a_2$ | 0,2           | 010            |
| $a_3$ | 0,1           | 01110          |
| $a_4$ | 0,1           | 01111          |
| $a_5$ | 0,1           | 100            |
| $a_6$ | 0,1           | 101            |
| $a_7$ | 0,1           | 110            |
| $a_8$ | 0,1           | 111            |

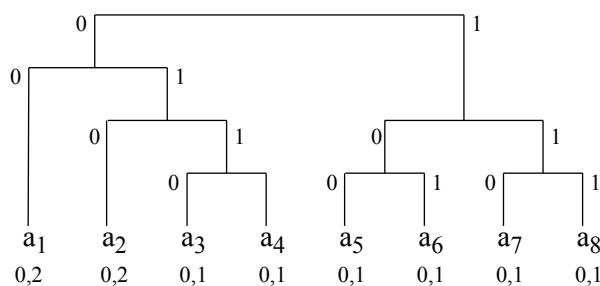


Figura 3.19: Árvore de codificação Huffman.

Para a probabilidade de ocorrência de cada símbolo dado na Tabela 3.1, a entropia é igual a  $2,922 \text{ bits/símbolo}$ . Já a sua codificação a partir do algoritmo Huffman apresenta tamanho médio igual a  $3,2 \text{ bits/símbolo}$ . Isso indica a redundância de  $0,278 \text{ bits/símbolo}$ , ou seja, seria possível obter uma codificação que possibilitasse um melhor tamanho médio para a série de coeficientes

apresentada.

O algoritmo de codificação Huffman é ainda muito utilizado em trabalhos recentes, além da sua importância fundamental em algoritmos de compressão de dados, como o JPEG (*Joint Photographic Experts Group*), apresentado em [25]. Além disso, alternativas são aplicadas ao Codificador Huffman, como o uso de algoritmos adaptativos como em [85] e [86].

A alteração realizada no Codificador Huffman apresentada em [87] aplica cisões (ou segmentações) no vetor de coeficientes de entrada para que possam ser codificadas séries de tamanho diferentes da inicial. Sendo assim, nessa proposta não há uma só árvore para todos os dados de entrada, mas diversas árvores as quais operam de forma independente. Essa formulação acaba por apresentar palavras-códigos de menores tamanhos, o que indica uma maior compressão de dados.

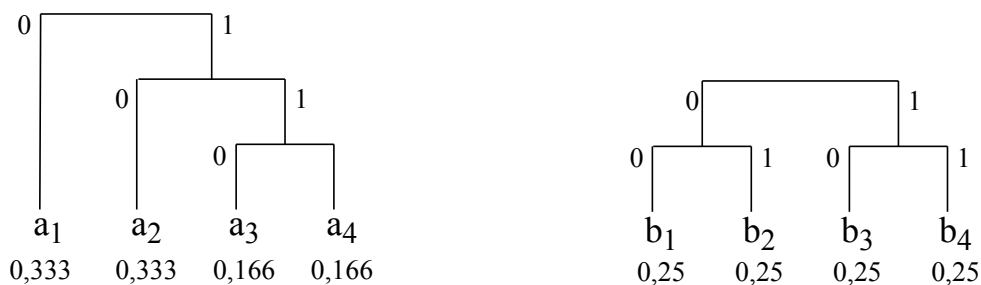
Tomando o exemplo anterior apresentado pela probabilidade dos coeficientes da Tabela 3.1 para aplicar esse algoritmo, pode-se dividir a série de coeficientes original em duas partes: parte A, com coeficientes  $a_i$ , e parte B, com coeficientes  $b_i$ , em que  $i = 1, \dots, 4$ . Haveria, ao final do algoritmo, as Tabelas 3.2 e 3.3 obtidas a partir das árvores da Figura 3.20.

Tabela 3.2: Tabela de exemplo de Codificação Huffman com cisões para a parte  $a_i$ .

|       | Probabilidade | Palavra-Código |
|-------|---------------|----------------|
| $a_1$ | 0,2           | 0              |
| $a_2$ | 0,2           | 10             |
| $a_3$ | 0,1           | 110            |
| $a_4$ | 0,1           | 111            |

Tabela 3.3: Tabela de exemplo de Codificação Huffman com cisões para a parte  $b_i$ .

|       | Probabilidade | Palavra-Código |
|-------|---------------|----------------|
| $b_1$ | 0,2           | 00             |
| $b_2$ | 0,2           | 01             |
| $b_3$ | 0,1           | 10             |
| $b_4$ | 0,1           | 11             |



(a) Árvore de codificação para a parte  $a_i$ .

(b) Árvore de codificação para a parte  $b_i$ .

Figura 3.20: Árvores de codificação para o algoritmo Huffman com cisões

Deve-se notar que ocorrem adaptações que permitem a utilização do algoritmo de codificação Huffman com cisões. A primeira delas é o cálculo de novas probabilidades de cada símbolo, a qual

deve refletir cada divisão apresentada. Além disso, há a necessidade de decidir quando ocorre a divisão dos dados apresentados.

Esse último algoritmo apresenta o sinal codificado final com tamanho médio igual a  $2 \text{ bits/símbolo}$ . Valor menor do que o calculado para o caso Huffman clássico. Além disso, para o caso Huffman com cisões foram necessários 17 bits, quantidade menor do que os 27 necessários para o caso anterior. Essa última comparação indica ganho de compressão.

Deve-se notar, entretanto, que há certa perda ao utilizar o algoritmo modificado do caso Huffman: a tabela de codificação de cada cisão deve ser enviada junto à mensagem codificada para possibilitar a sua decodificação, logo, deve ser reservado espaço para a alocação das duas ou mais tabelas de codificação a depender da quantidade de segmentações aplicadas pelo algoritmo. A relação de custo-benefício da quantidade de cisões realizadas por esse algoritmo será analisada no capítulo Sistema de Codificação deste trabalho de forma aplicada a sinais de energia elétrica com a presença de distúrbios.

### 3.5.2 Codificação Aritmética

A Codificação Aritmética, inicialmente apresentada em [88], é outro algoritmo de codificação sem perdas (*lossless*) com diversas aplicações e muito utilizado em vários trabalhos recentes e antigos. Seu algoritmo é baseado na utilização de um único identificador (ou *tag*, como denominado em [4]) para todos os símbolos de entrada presentes em um vetor. Dessa forma, seu funcionamento difere do caso Huffman, em que palavras-código são criadas para cada algoritmo apresentado.

Dado que a função massa de probabilidade, ou *pmf* (sigla para *probability mass function*) de uma variável aleatória  $a_i$  é dada por:

$$P(X = i) = P(a_i) \quad (3.66)$$

pode-se calcular a sua função de probabilidade acumulada, ou *cdf* (sigla para *cumulative density function*) pela seguinte equação:

$$F_X(i) = \sum_{k=1}^i P(X = k). \quad (3.67)$$

Cada símbolo a ser codificado, assim, pode ser interpretado como uma variável aleatória  $a_i$  com *pmf*  $P(a_i)$  e *cdf*  $F_X(i)$  para uma dada distribuição  $\mathcal{P}$ . Logo, a Codificação Aritmética de um vetor  $\mathbf{a}$  com símbolos  $a_k$  em que  $k = 1, \dots, N$  é realizada a partir dos seguintes passos, como apresentado em [4] e [22]:

1. Dividir o intervalo unitário  $[0, 1)$  nas proporções de  $F_X(i)$  para cada símbolo de entrada;
2. Para cada símbolo são aplicadas duas etapas:
  - (a) O coeficiente  $a_k$  restringe o processo ao seu intervalo correspondente  $[F_X(k-1), F_X(k))$ ;



- (b) O novo intervalo é particionado nas mesmas proporções apresentadas no primeiro item;
  - (c) Repetir para cada um dos  $N$  símbolos do vetor de entrada.
3. O último intervalo definirá o valor correspondente à codificação, o qual será apresentado em base binária.

Como exemplo, considere o vetor a ser codificado  $A = [a_1 a_2 a_3]$ . As respectivas probabilidades  $P_{a_i}$  e funções densidade acumulada de probabilidade  $F_X(i)$  estão presentes na Tabela 3.4. O processo indicado nos tópicos anteriores estão ilustrados na Figura 3.21.

Tabela 3.4: Probabilidade e probabilidades acumuladas para cada coeficiente  $a_i$  a ser codificado.

|       | $P(a_i)$ | $F_x(i)$ |
|-------|----------|----------|
| $a_1$ | 0,7      | 0,7      |
| $a_2$ | 0,1      | 0,8      |
| $a_3$ | 0,2      | 1        |

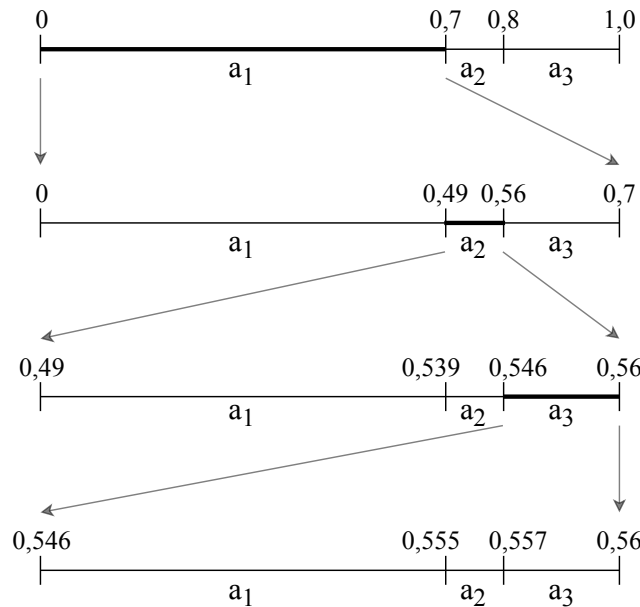


Figura 3.21: Ilustração do exemplo de codificação aritmética. Baseado em [4].

Para o exemplo acima, a escolha do valor da *tag* que representa o vetor codificado é feita no intervalo dado entre  $[0, 546; 0, 560)$ . Esse valor será então expresso em base binária para representar a palavra-código do vetor codificado. O valor escolhido tipicamente é o valor médio.

Pode-se considerar que o objetivo da Codificação Aritmética até este momento é encontrar os melhores limites para representar uma mensagem. Dessa forma, em [4] é apresentada outro algoritmo de implementação da Codificação Aritmética. Esse algoritmo é baseado na atualização do limite superior ( $u^n$ ) e do limite inferior ( $l^n$ ) em iterações sucessivas para cada símbolo no vetor de entrada a ser codificado. Esses limites são calculados a partir das Equações (3.68) e (3.69). O valor  $n$  indica o índice para cada um dos  $a_k$  símbolos em um vetor a ser codificado.

$$l^n = l^{(n-1)} + (u^{n-1} - l^{n-1})F_X(a_n - 1) \quad (3.68)$$

$$u^n = u^{(n-1)} + (u^{n-1} - l^{n-1})F_X(a_n) \quad (3.69)$$

O valor de  $F_X(a_n)$  é calculado pela Equação (3.70), em que  $n_i$  define a quantidade de vezes que  $a_n$  ocorreu e  $TC$  a soma do total de símbolos no vetor a ser codificado. Já o valor da *tag* pode ser dado por  $T_X(\mathbf{x})$  como sendo o valor médio dos limites, como apresentado na Equação (3.71).

$$F_X(a_n) = \frac{\sum_i^k n_i}{TC} \quad (3.70)$$

$$T_X(\mathbf{x}) = \frac{u^n + l^n}{2} \quad (3.71)$$

Nota-se nos exemplos apresentados que há sempre a necessidade do conhecimento prévio acerca dos símbolos do vetor a ser codificado dado o uso de cálculo de  $F_X(a_i)$  em cada passo dos algoritmos. Dessa forma, técnicas baseadas na Codificação Aritmética foram desenvolvidas para contornar a necessidade do conhecimento prévio do vetor a ser codificado.

Uma dessas técnicas é denominada Codificação Aritmética Baseada no Contexto (CABC), apresentada em [4] e em [89]. A base para esse algoritmo está no possível enviesamento da série de coeficiente presentes no vetor a ser codificado: dado o contexto em que o coeficiente vai ser codificado, a probabilidade de ocorrência de determinado símbolo pode ser maior. O termo contexto é dado pelo símbolo de referência para a definição do valor de um novo intervalo de codificação. São consideradas, assim, as condições estatísticas dadas pela memória do contexto em que o símbolo a ser codificado se insere.

A atualização dos limites  $l^n$  e  $u^n$  para o algoritmo CABC são realizadas da seguinte forma considerando um vetor com  $N$  símbolos  $a_k$  com  $k = 1, \dots, N$ :

1. Inicializar uma tabela  $M$  de tamanho  $N \times N$  preenchida com o número um para que sejam registrados os contextos de cada símbolo;
2. Projetar limites de codificação iniciais;
3. Para os próximos símbolos são aplicadas três etapas:
  - (a) Atualizar a tabela  $M$  de acordo com o símbolo anterior;
  - (b) Obter o valor  $F_X(a_k)$  a partir da tabela atual no contexto do símbolo a ser codificado;
  - (c) Atualizar os limites de codificação  $F_X(a_k)$  calculado.
4. O último intervalo define o valor correspondente à codificação.

Em sinais de onda senoidais, o algoritmo CABAC pode ser bem empregado. Isso se dá pelo comportamento previsível dos sucessivos símbolos presentes em um vetor correspondente a um sinal senoidal. Tendo essa conclusão em mente, tal forma de codificação foi escolhida para implementar no algoritmo proposto por este trabalho. Dado que os sinais apresentados são senoidais e não ser por certos pontos com falhas de diferentes tipos, como transitórios, o algoritmo CABAC tende a apresentar bons resultados. Sua comparação com outros algoritmos de codificação de entropia será apresentada no capítulo Sistema de Codificação.

### 3.6 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentadas definições, algoritmos e resultados importantes para o desenvolvimento do sistema de codificação apresentado neste trabalho. Na primeira parte foi discutida a necessidade da codificação de dados e diferentes formas de codificar alguma função, como a codificação por transformada ou por sub-bandas.

Já a segunda parte abordou a Transformada de *wavelets*, assim como a sua implementação por meio de banco de filtros e a separação do sinal em sub-bandas.

Na terceira parte foi dado conhecimento às diferentes formas de quantização possíveis, como a quantização escalar, quantização vetorial e a quantização por alocação de bits.

Por fim, a terceira parte deste capítulo abordou a codificação de entropia com algoritmos bastante explorados pela literatura, como Huffman e Aritmético e algumas de suas variações, como o algoritmo Huffman com Cisões e o algoritmo Aritmético com Contexto.

O próximo capítulo apresenta o sistema de codificação e os resultados apresentados pelas diversas configurações possíveis em sua estrutura. Além disso, são apresentadas análises e conclusões importantes para a contribuição de pesquisas acerca da codificação de sinais de tensão e corrente em redes elétricas.

# Capítulo 4

## O Sistema de Codificação

*Este capítulo apresenta o sistema de codificação de sinais de sistemas de transmissão de energia elétrica, sua análise e resultados obtidos a partir de simulações.*

### 4.1 Considerações Iniciais

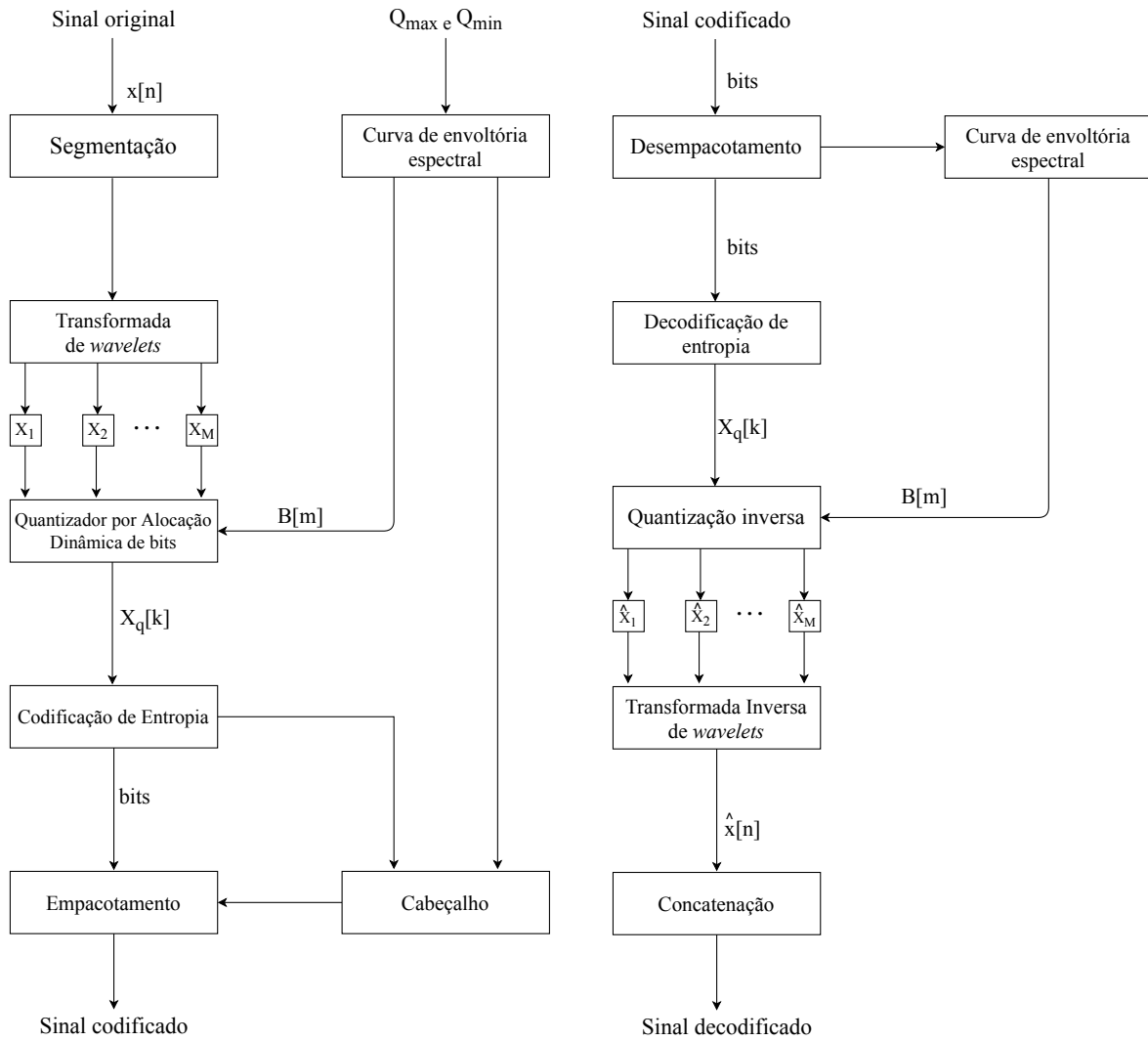
Como apresentado no decorrer deste trabalho, o desenvolvimento de técnicas de compressão de sinais demanda o compromisso entre o ganho de compressão e a degradação do sinal. Ou seja, deseja-se que o sinal codificado seja apresentado com a menor quantidade de bits possível, mas também que as suas características sejam preservadas quando esse for decodificado.

Sendo assim, este capítulo apresenta o sistema de codificação por sub-bandas proposto em [6] e as sucessivas análises dos resultados de sua aplicação para sinais de tensão e corrente com a presença de distúrbios. Esse sistema é baseado na observação da decomposição do sinal em sub-bandas para que ocorra a quantização eficiente de cada componente transformado. Sua estrutura possui três etapas básicas: transformação, quantização e codificação de entropia, as quais serão exploradas neste capítulo.

As seções que seguem apresentam: o sistema de codificação, especificações acerca da configuração final do sinal codificado, o algoritmo de quantização proposto, a base de dados utilizada para as avaliações, os critérios de avaliação e, por fim, os resultados de simulação, juntamente com a metodologia utilizada e as sucessivas análises dos resultados.

### 4.2 O Sistema de Codificação

Este tópico apresenta o sistema (ou algoritmo) de codificação desenvolvido para ser aplicado em sinais de tensão e corrente de sistemas de energia elétrica apresentado em [6]. Para a melhor visualização desse sistema, foram construídos os diagramas de blocos da Figura 4.1. A Figura 4.1a apresenta a codificação do sinal de entrada e a Figura 4.1b a sua decodificação.



(a) Diagrama de codificação

(b) Diagrama de decodificação

Figura 4.1: Diagramas de codificação e decodificação. Proposto em [6].

A primeira etapa consiste na entrada do sinal a ser codificado pelo sistema. Após isso, ocorre a sua segmentação em janelas de  $N$  amostras. O valor  $N$  é derivado de potência de dois e é designado pelo nome janela de segmentação. A escolha do tamanho dessa janela será discutida nos próximos tópicos, assim como a implicação da sua alteração para os resultados apresentados.

A amplitude do sinal segmentado é representado por  $x[n] \in \mathbb{R}$ , valor real, em que  $n$  indica o índice referente a cada amostra dentro da janela de segmentação, com  $n = 1, \dots, N$ .

A próxima etapa consiste no cálculo da Transformada Discreta de *wavelets* (TDW) das amostras presentes na respectiva janela. A amplitude do sinal transformado é dada por  $X[k]$ , valor real, em que  $k$  indica o índice de cada coeficiente transformado e é dado por  $k = 1, \dots, N$  com  $X[K] \in \mathbb{R}^N$ .

Com o cálculo da transformada, o espectro do sinal é dividido em  $M$  sub-bandas, as quais estão indicadas na Figura 4.1 pelos blocos que variam de  $X_1$  até  $X_M$ . A quantidade  $M$  de sub-bandas é definida pela Equação (4.1).

$$M = \log_2(N) \quad (4.1)$$

Como apresentado no capítulo Fundamentação Teórica, a realização da TDW a partir de banco de filtros proporciona a separação do sinal em sub-bandas com diferentes níveis de resolução. Assim, há diferentes níveis de energia do sinal presente em cada uma delas. As sub-bandas com seu espectro de frequências mais próximas do coeficientes de aproximação apresentarão maior nível de energia, diferente daquelas com seu espectro mais distantes.

Os coeficientes presentes nas sub-bandas com maior concentração de energia serão codificados com uma maior quantidade de bits em comparação com os coeficientes presentes nas sub-bandas de menor concentração de energia. Deve ser observado, também, que as sub-bandas com maior concentração de energia estão presentes no nível de decomposição mais alto. Os níveis de decomposição são dados pelo valor  $m$ , com  $m = 1, \dots, M$ , com  $M$  calculado a partir da Equação (4.1).

Cada coeficiente transformado dentro das sub-bandas é quantizado a partir do algoritmo de Quantização por Alocação Dinâmica de Bits (QADB) proposto inicialmente em [6]. Esse algoritmo é baseado na utilização de curvas que se aproximam do perfil espectral do sinal transformado. É possível definir, assim, a quantidade de bits para cada sub-banda do processo de quantização. Para isso, são consideradas curvas de perfis espectrais definidas pelos limites  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  - valores que apresentam a quantidade máxima e mínima de bits, respectivamente, para a quantização de cada sub-banda do sinal transformado - as quais realizam a distribuição de bits na quantização de cada componente transformado. Após a quantização, cada coeficiente quantizado é representado por  $X_q[k]$ .

Os coeficientes quantizados serão apresentados à próxima etapa do sistema: a codificação de entropia. O objetivo da codificação de entropia é diminuir a redundância ainda presente nos coeficientes após a quantização. Foram testados quatro métodos de codificação de entropia: Huffman (HF), Huffman com duas segmentações (HF-2), Huffman com quatro segmentações (HF-4), Huffman com oito segmentações (HF-8), Aritmético (ARIT) e a Codificação Aritmética Baseada no Contexto (CABC). Tais métodos estão detalhados no capítulo Fundamentação Teórica deste trabalho e terão as suas influências analisadas nos resultados das simulações apresentadas neste capítulo.

Quando é terminado o processo de codificação de entropia, é obtido o sinal codificado como saída do sistema, o qual é formado integralmente por valores binários, ou seja, bits. Para cada janela de segmentação do sinal original deve ser adicionada informação acerca da codificação de entropia, como tabela no caso da codificação Huffman e derivados; informações importantes para o processo de decodificação.

Ao final da codificação de todos os segmentos, outras informações são adicionadas no cabeçalho do sinal de saída no formato de informação lateral. Tais dados são importantes para que ocorra a decodificação, como os valores de  $Q_{max}$ ,  $Q_{min}$  (quantidade máxima e mínima de bits para cada sub-banda do sinal transformado, respectivamente) e outros parâmetros necessários para

serem obtidas as curvas de quantização. O diagrama do sinal codificado com o detalhamento de cada uma de suas partes está presente nos próximos tópicos desse capítulo.

A decodificação do sinal, apresentada no diagrama da Figura 4.1b, implica no processo inverso da codificação. Inicia-se a decodificação com o desempacotamento do sinal codificado; processo o qual separa as palavras-código que representam cada segmento. Em seguida, a informação do cabeçalho é interpretada e os símbolos são decodificados de acordo com o respectivo processo inverso do algoritmo de codificação de entropia utilizado na etapa de codificação. Será obtido, assim, o vetor de coeficientes quantizados.

O vetor de coeficientes quantizados é segmentado de acordo com o número  $M$  de sub-bandas obtidas pela TDW para ser aplicada a quantização inversa; cada coeficiente nessa etapa é representado por  $\hat{X}_q[k]$ , como ilustrado na Figura 4.1b. Nessa parte do processo de decodificação é importante ser verificada qual foi a curva selecionado na etapa de quantização a partir do algoritmo QADB. Os coeficientes ao final da quantização inversa são representados por  $\hat{X}[k]$ ; os coeficientes transformados.

Após a quantização inversa é aplicada a Transformada Discreta Inversa de *wavelets* (TDIW). Nessa etapa deve ser observada a família de *wavelets* escolhida na etapa de codificação para ser implementado o banco de filtros de síntese responsável pela TDIW. A informação acerca da família de *wavelets* é apresentada no cabeçalho do sinal codificado. Ao final da etapa de transformada inversa são obtidos os coeficientes do sinal decodificado, os quais são dados por  $\hat{x}[n]$ , com  $\hat{x}[n] \in \mathbb{R}^N$ , como apresentado na Figura 4.1b.

Ainda sobre o aspecto geral das simulações, deve ser notado que há dois modos de simulação:

- Deslocamento linear: os valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  são diminuídos de um a cada realização do algoritmo até ser alcançado o valor unitário para ambos os atributos, isto é, até ser alcançada a maior compressão possível no sistema;
- Rotação em sentido horário: o valor  $Q_{max}$  é mantido constante e o valor  $Q_{min}$  é diminuído de um a cada realização do algoritmo; isso ocorre até  $Q_{min}$  atingir o valor unitário.

Cada segmento codificado no processo apresentado pelos diagramas da Figura 4.1a passa pela decodificação. Ao final do processo esses segmentos decodificados são concatenados para ser obtido o sinal decodificado.

### 4.3 Configuração Final do Sinal Codificado

Ao passar pela etapa de codificação, apresentada na Figura 4.1a, o sinal codificado possuirá a estrutura apresentada na Figura 4.2.

O cabeçalho do sinal codificado apresenta informações gerais acerca das simulações. Estão presentes informações sobre a família da *wavelet* utilizada na etapa da transformada, possibilitando a realização da TDIW dos coeficientes quantizados.

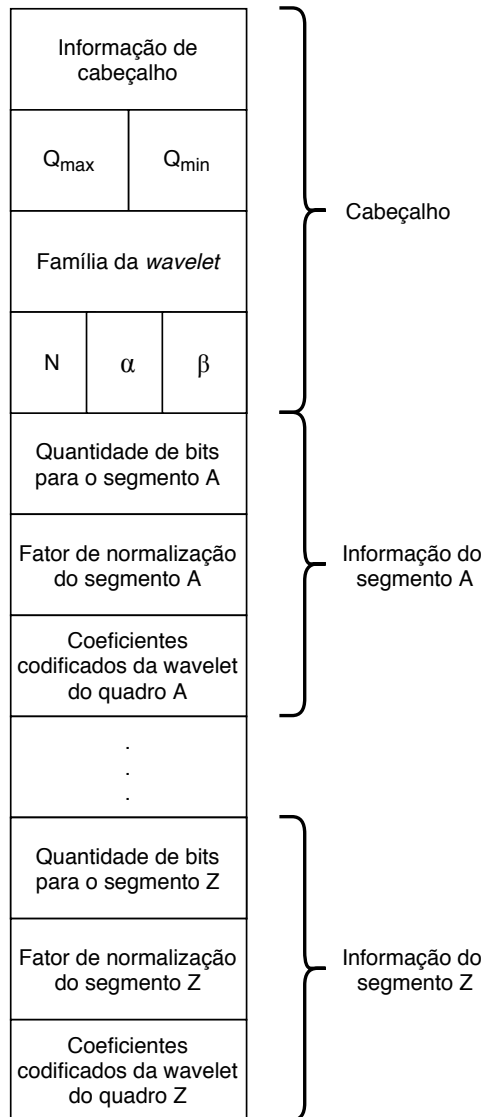


Figura 4.2: Visão geral da codificação. Proposto em [6].

No cabeçalho também estão presentes as palavras-códigos correspondentes aos valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  e a quantidade  $N$  de coeficientes presentes no sinal original; essas informações possibilitam a construção da curva necessária para o processo inverso do algoritmo QADB de quantização. Há a necessidade de apresentar os valores de  $\alpha$  e  $\beta$  para a construção das curvas no caso Tangente Hiperbólico 1 ou 2. As palavras-códigos correspondentes a  $\alpha$  e  $\beta$  estarão presentes no sinal codificado caso essas curvas sejam usadas no algoritmo QADB.

São designados blocos separados para cada segmento do sinal codificado. Isso é possível pois cada segmento é codificado de forma independente. Os blocos são iniciados com informação acerca da quantidade de bits presente em cada segmento codificado, seguido pelo fator de normalização necessário para a etapa da quantização. Por fim, está presente a palavra-código correspondente ao segmento codificado, juntamente com a sua tabela de probabilidade de ocorrência de cada símbolo para a operação inversa da codificação de entropia.



## 4.4 Algoritmo de Quantização Por Alocação Dinâmica de Bits (QADB)

O algoritmo de quantização do vetor de coeficientes transformados é baseado na estimativa da envoltória espectral do sinal e proposto inicialmente em [6]. É utilizada a característica decrescente da envoltória espectral para alocar uma maior quantidade de bits para os coeficientes com maior energia e menor quantidade de bits para coeficientes com menor energia. Como explicado no segundo tópico deste capítulo, os coeficientes presentes nos níveis de menor frequência apresentam maior quantidade de energia, ao contrário dos presentes em níveis de maior frequência; característica apresentada pela TDW. Esses níveis de energia para cada coeficiente são separados de acordo com as sub-bandas do sinal dado pela TDW.

Cada sub-banda é apresentado por  $X_i$ , com  $i$  variando de 1 a  $M$ , i.e,  $i = 1, \dots, M$ . A Figura 4.1a apresenta essa parte da codificação em sua terceira etapa. Cada coeficiente dentro de um mesmo nível de decomposição da TDW recebe a mesma quantidade de bits em sua quantização.

Cada coeficiente  $X[k]$  quantizado é dado por  $X_q[k]$ . Dessa forma, o coeficiente de aproximação da TDW, dado por  $X[0]$  é quantizado de acordo com as seguintes equações:

$$X_q[0] = \left\lceil \frac{X[0]}{X_{max}} \mu_0 \right\rceil \quad (4.2)$$

$$\mu_0 = 2^{B[M]} - 1. \quad (4.3)$$

Observa-se o fator de normalização dado por  $X_{max}$ . Esse valor é o maior número encontrado entre os coeficientes transformados do segmento, como apresentado na Equação (4.4) a seguir.

$$X_{max} = \max[|X[k]|]_{k=0,1,\dots,N-1} \quad (4.4)$$

O valor  $\mu_0$  traz consigo o valor  $B[M]$ . Esse dado é obtido a partir da curva do perfil espectral. Essa componente da Equação (4.3) será melhor apresentado nos próximos tópicos.

Os outros coeficientes de detalhamento apresentados pela etapa de transformada serão quantizados a partir das seguintes Equações (4.5) e (4.6).

$$X_q[2^{M-m} + d] = \left\lceil \frac{X[2^{M-m} + d]}{X_{max}} \mu_m \right\rceil \quad (4.5)$$

$$\mu_m = 2^{B[m]} - 1 \quad (4.6)$$

Na Equação (4.5), tem-se:  $m = 1, 2, \dots, M$  e  $d = 1, 2, \dots, (2^{M-m} - 1)$ . Em que  $d$  indica o índice de cada coeficiente quantizado dentro de cada nível  $m$  de decomposição do sinal transformado.

A próxima sub-seção apresenta alguns exemplos da aplicação do algoritmo QADB para o melhor entendimento do processo.

#### 4.4.1 Exemplo de Aplicação do Algoritmo de Quantização

Com o objetivo de exemplificar o algoritmo de quantização apresentado, considera-se o valor de  $N$  amostras; logo,  $M$  níveis de decomposição da TDW, como obtido pela Equação (4.1). Dessa forma, para cada nível de decomposição  $m = 1, \dots, M$  pode-se considerar uma variável  $k = 2^{M-m} + d$ , em que  $d = 1, 2, \dots, (2^{M-m} - 1)$ . Cada valor de  $k$  representa um coeficiente transformado dentro de nível  $m$  de decomposição respectivo.

Deve ser tomado como exemplo o valor  $N = 1024$  elementos na janela de segmentação, logo  $M = 10$  níveis de decomposição da transformada. Para o caso  $m = 1$ , ou seja, primeiro nível de detalhamento após o coeficiente de aproximação, somente um coeficiente será quantizado, ou seja,  $d = 0$  e, assim,  $k = 1$ . Dessa forma, o coeficiente quantizado  $B[1]$  é dado pela Equação (4.7).

$$X_q[1] = \left\lceil \frac{X[1]}{X_{max}} 2^{B[10]} - 1 \right\rceil \quad (4.7)$$

Ainda como forma de exemplificar o algoritmo apresentado, considera-se, agora,  $m = 1$ . Com a variável definida por  $k = 2^{M-m} + d$ , em que  $d = 1, 2, \dots, (2^{M-m} - 1)$ , é obtido  $k = 2^9 + d = [512, 513, 514, \dots, 1023]$  dado  $d = 1, 2, \dots, (2^9 - 1)$ . Os coeficientes escolhidos, assim, serão quantizados de acordo com a Equação (4.8).

$$X_q[k]_{k=512+d} = \left\lceil \frac{X[512+d]}{X_{max}} 2^{B[1]} - 1 \right\rceil_{d=0,1,\dots,511} \quad (4.8)$$

Todos os níveis de detalhamento apresentados pela transformada do sinal de entrada seguirão o mesmo processo dos exemplos para os casos  $m = 1$  e  $m = 10$ . Deve ser observada, assim, a variação na quantidade de coeficientes em cada sub-banda e a alteração na quantidade de bits para cada valor de  $m$ .

## 4.5 Curvas de Perfil Espectral

Como introduzido na seção anterior, as curvas de perfil espectral têm o objetivo de estimarem o envoltório espectral do sinal a ser quantizado. Dessa forma, foram consideradas cinco equações diferentes que possuem a característica decrescente, tal qual indica o perfil espectral do sinal após a aplicação da TDW.

A funções indicam a quantidade de bits a ser alocado a cada sub-banda  $m$  do sinal transformado, isto é, o comprimento de cada palavra. Sendo assim, os valores apresentados por cada curva devem variar entre  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$ .

- Perfil Linear: essa curva segue a equação da reta decrescente. Há a presença, assim, de um coeficiente angular  $a$  dado pela Equação (4.9) e um coeficiente linear dado por  $Q_{max}$ . Finalmente, a equação do perfil linear é dada pela Equação (4.10).

$$a = \frac{2(Q_{max} - Q_{min})}{M} \quad (4.9)$$

$$B[m] = \left[ Q_{max} - a(m - 1) \right] \quad (4.10)$$

- Perfil Quadrático: essa curva segue o modelo inverso da curva exponencial quadrática. Como observado pela Equação (4.13), a componente  $d$ , dada pela Equação (4.12) indica a taxa de decaimento da curva e a componente  $c$  dada pela Equação (4.11) indica o seu deslocamento, aumentando ou diminuindo a quantidade de sub-bandas com um mesmo valor de  $B[m]$ .

$$c = \frac{Q_{max}^2 M}{Q_{max}^2 + Q_{min}^2} \quad (4.11)$$

$$d = \frac{Q_{max}}{\sqrt{c}} \quad (4.12)$$

$$B[m] = \left[ d\sqrt{c - m} \right] \quad (4.13)$$

- Perfil Exponencial: ao analisar juntamente as Equações (4.16) e (4.15), observa-se que o valor  $p$  apresentado pela Equação (4.14) indica a taxa de decrescimento da curva exponencial.

$$p = \frac{M}{2 \left( 1 - \frac{\log_{10}(Q_{min})}{\log_{10}(Q_{max})} \right)} \quad (4.14)$$

$$q = \frac{1}{Q_{max}^{\frac{1}{p}}} \quad (4.15)$$

$$B[m] = \left[ q^{(m-p)} \right] \quad (4.16)$$

- Perfil Tangente Hiperbólica 1: ao observar a Equação (4.18), nota-se que não há contribuição do valor  $Q_{min}$ , indicando a dependência somente de  $Q_{max}$  quando se trata dos valores limites de quantidade de bits para cada coeficiente nas respectivas sub-bandas; essa análise será retomada quando forem analisados os modos de simulação. Deve ser notada a contribuição de  $\alpha$  e  $\beta$  na Equação (4.17): o valor  $\alpha$  indica inclinação da função tangente hiperbólica e o valor  $\beta$  o seu deslocamento. Nota-se que  $\alpha$  e  $\beta$  variam de 0 a 1 e são escolhidos ao ser iniciado o sistema de codificação.

$$l = \alpha(m - M\beta) \quad (4.17)$$

$$B[m] = \left[ (1 - \tanh(l)) \frac{Q_{max}}{2} \right] \quad (4.18)$$

- Perfil Tangente Hiperbólica 2: de forma diferente do observado para o Perfil Tangente Hiperbólica 1, a Equação (4.19) apresenta influência do valor  $Q_{min}$ . Essa alteração caracteriza mudanças quando comparadas as formas de simulação. Ainda sobre a Equação (4.19), deve ser notada a apresentação da Equação (4.17) como entrada da função tangente hiperbólica, a qual indica os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$ ; seus valores variam de 0 a 1 e são escolhidas ao ser iniciado o sistema de codificação.

$$B[m] = \left[ (1 - \tanh(l)) \left( \frac{Q_{max} - Q_{min}}{2} \right) + Q_{min} \right] \quad (4.19)$$

## 4.6 Base de Dados

Os sinais de redes elétricas utilizados nesse trabalho têm como referência a base de dados utilizada em [6] e [90]. Para avaliar o desempenho dos algoritmos, foram utilizados 60 registros de tensão trifásica e 36 registros de corrente trifásica. Tanto os sinais de corrente quanto os sinais de tensão possuem a presença de distúrbios, tais como apresentados no capítulo Sinais de Redes Elétricas deste trabalho. Os registros foram realizados em 256 amostras por ciclo fundamental em uma rede de 60 Hz. Cada registro é formado originalmente por 16 bits.

Esta base de dados foi criada, como apresentado em [91], entre 2005 e 2007 pelo o Instituto de Pesquisa de Energia Elétrica (tradução para *Electric Power Research Institute*, EPRI) em colaboração com outros grupos dos Estados Unidos. Os dados foram obtidos por meio de diversos equipamentos, como monitores de qualidade de energia, registradores digitais de faltas, relés de microprocessador e terminais remotos de unidades terminais remotas. Alguns grupos que participaram para a criação dessa base de dados são: *Progress Energy Carolina* (agora denominada *Duke Energy*), *San Diego Gas & Electric*, *Southern Company*, *Tennessee Valley Authority*, *TXU Electric*, e a *United Illuminating Company*. Ao todo, esta base de dados possui aproximadamente cem registros de sinais com a presença de distúrbios.

Os registros de tensão e corrente possuem alguns distúrbios causados por ocorrências na rede elétrica. Como forma de exemplificação dos distúrbios presentes no banco de dados utilizado, estão presentes dois exemplos nas Figuras 4.3 e 4.4. Deve ser notada a normalização desses sinais para a melhor apresentação proposta por este trabalho.

Na Figura 4.3, observa-se o afundamento de tensão das fases A e B, além de transientes e picos de tensão em certos pontos dos sinais. Já na Figura 4.4, observa-se a presença de harmônicos presentes por toda a janela de amostragem selecionada para as três fases. Mais detalhes acerca de tais distúrbios de redes elétricas estão presentes no capítulo Sinais de Redes Elétricas.

As observações desses sinais e seus respectivos distúrbios são necessárias para que seja possível comparar o sinal original com o sinal reconstituído após a decodificação. Dessa forma, essas figuras serão retomadas para a análise do sinal decodificado nas seções finais de apresentação de resultados. Como observado no decorrer deste trabalho, a boa representação das falhas do sinal após a sua decodificação é um dos objetivos da aplicação do algoritmo aqui proposto.

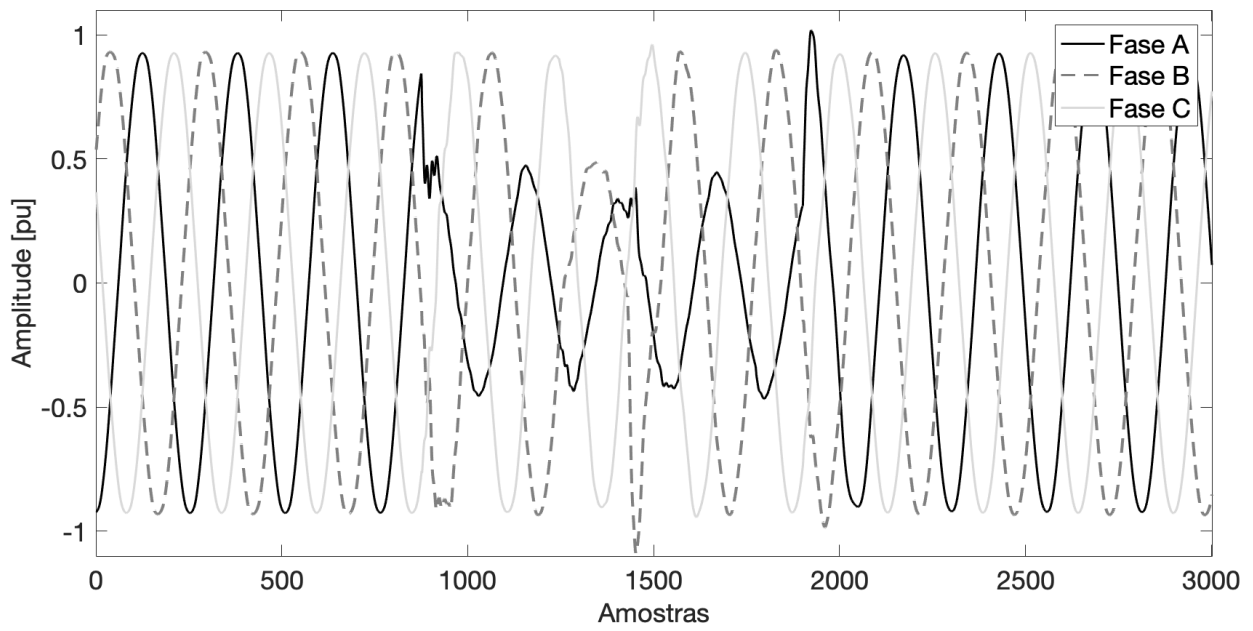


Figura 4.3: Exemplo de distúrbio de tensão.

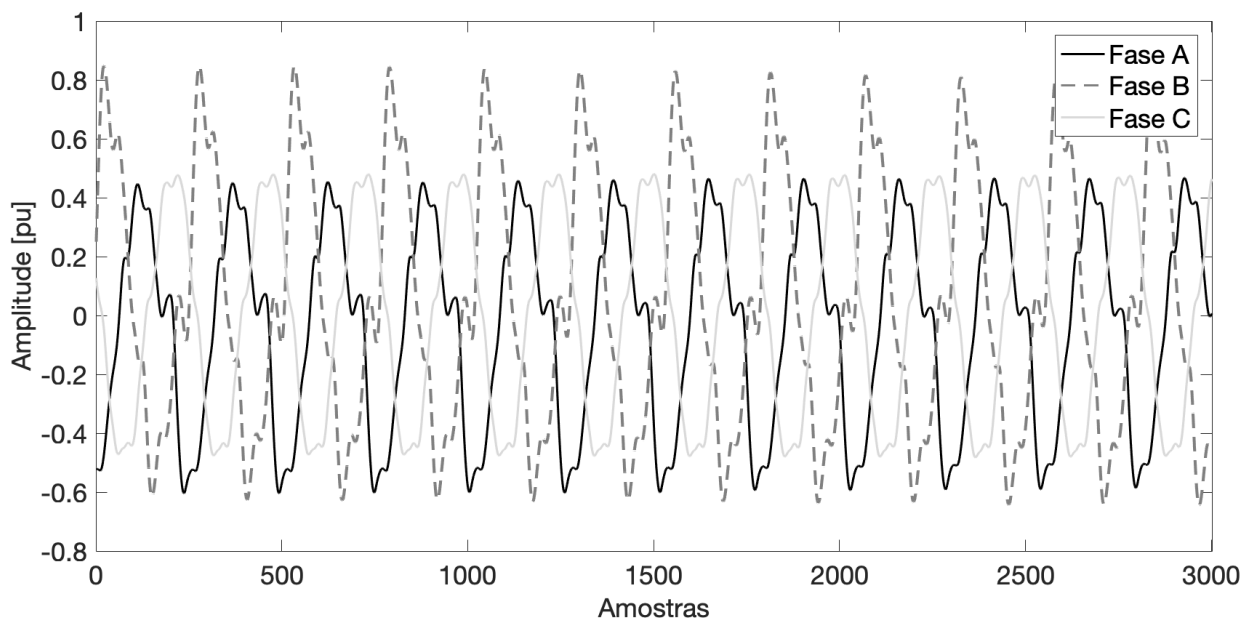


Figura 4.4: Exemplo de distúrbio de corrente.

## 4.7 Critérios de Avaliação de Desempenho

Em síntese, o algoritmo de quantização por alocação dinâmica de bits apresenta uma forma de representar o sinal com a menor quantidade de bits possível, com a menor perda de informação e com a menor quantidade de erros acrescentados ao sinal quando ocorre a sua reconstrução. Sendo assim, os critérios de avaliação utilizados devem ser propícios para analisar esses fatores. Para isso serão usados dois critérios de análises de resultados: critério de observação e critério numérico.

O critério de observação será tão somente a comparação entre o sinal decodificado e o sinal original. Essa observação possibilitará averiguar se a forma de onda original foi preservada. Ainda sobre esse parâmetro, deve ser dada maior atenção às partes do sinal em que são encontradas distorções, tais como nas Figuras 4.3 e 4.4.

O critério de observação será complementado com o cálculo do erro entre o sinal original e o sinal decodificado. Para isso será utilizado o erro quadrático médio (MSE - *Mean Squared Error*), como dado pela seguinte equação.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x[n] - \hat{x}[n])^2 \quad (4.20)$$

Na Equação (4.20) deve ser notado que  $x[n]$  representa o sinal original e  $\hat{x}[n]$  representa o sinal decodificado. Logo, quanto maior o valor de MSE, maior será a perda de informação do sinal ao final do processo.

Essas duas medidas acerca do erro do sinal - valor de MSE e comparação visual entre o sinal de entrada e o sinal de saída - serão realizadas após a análise das possíveis configurações do sistema, ou seja, quando forem analisadas as implicações da escolha da família de Transformada de *wavelets*, tamanho da janela de segmentação, curvas de perfil espectral e modos de simulação. Esta parte final das análises contará com a configuração ótima para os sinais de entrada propostos.

O critério numérico importará na medida da eficiência do algoritmo, ou seja, qual é a relação entre a quantidade de bits que representa o sinal codificado e o ruído apresentado pelo sinal decodificado. Para isso são comparados dois valores: razão sinal-ruído (RSR) e o ganho de compressão (GC). As Equações (4.21) e (4.22) apresentam as formas de cálculo desses valores respectivamente.

$$RSR = 10 \log_{10} \left[ \frac{\sum_{n=0}^{N-1} x[n]^2}{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - \hat{x}[n])^2} \right] [dB] \quad (4.21)$$

$$GC = \frac{N_x}{N_{\hat{x}}} \quad (4.22)$$

Deve ser observado que o valor RSR compara a energia do sinal original com a energia da distorção presente no sinal decodificado. Dessa forma, quanto maior o valor de RSR, menor será a presença de ruído (ou distorção) presente no sinal decodificado.

O último critério de avaliação apresentado é o ganho de compressão (GC), apresentado na Equação (4.22). Nessa equação deve ser observado que  $N_x$  apresenta a quantidade de bits usada para representar o sinal original e  $N_{\hat{x}}$  a quantidade de bits usada para representar o sinal codificado. Dessa forma, quanto maior o valor de GC, maior será a compressão do sinal. Deve ser observado que, caso GC igual a um, não há compressão do sinal codificado.

A comparação entre RSR e GC tem grande relevância para as análises realizadas. Como exemplo, um alto valor de GC pode apresentar um valor pequeno de RSR, o que apresenta um sinal com alta compressão, porém com uma alta taxa de degradação provocada pelo algoritmo. Trazendo, assim, problemas na leitura da informação contida no sinal decodificado e pouco ganho real com o processo de codificação proposto.

As medidas de RSR e GC serão realizadas para cada alteração dos valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$ , a depender do modo de simulação selecionado. Espera-se que, com a diminuição desses valores, haverá ganho maior de compressão juntamente com a maior degradação do sinal. A justificativa para essa hipótese consiste na representação com menor resolução de cada coeficiente quantizado, processo que acarreta na perda de informação, porém aumento no ganho de compressão. Esses resultados, assim, serão responsáveis pelas conclusões acerca das alterações realizadas no algoritmo.

## 4.8 Resultados de Simulação

Esta seção apresenta os resultados das simulações realizadas com a aplicação do algoritmo apresentado. Primeiro é apresentada a metodologia para a obtenção dos resultados e, após isso, a apresentação dos resultados e suas sucessivas análises.

### 4.8.1 Metodologia de apresentação dos resultados

Diversos parâmetros foram considerados para realizar as sucessivas análises propostas por este sistema de codificação. Esses parâmetros são:

- Tamanho da janela de segmentação;
- Família da Transformada de *wavelets*;
- Curvas de perfil espectral;
- Algoritmo de codificação de entropia;
- Modos de simulação.

Todos esses cinco tópicos listados serão apresentados ao sistema em diversas configurações. Ao final será realizada a escolha mais conveniente para a aplicação do algoritmo de codificação em sinais de energia elétrica com a presença de distúrbios propostos.

As análises serão feitas na ordem de funcionamento do sistema, ou seja, primeiro será analisado o tamanho da janela de segmentação, depois a família da Transformada de *wavelets*, seguido pelas curvas de perfil espectral e, por fim, o algoritmo de codificação de entropia. Também serão comparados os resultados para os dois modos de simulação apresentados: deslocamento linear e rotação sentido horário.

Para cada fator alterado no sistema serão comparados os resultados para proporcionar a escolha da melhor opção dentro de certo parâmetro. Essa escolha é usada, assim, nas análises dos próximos parâmetros.

Serão apresentados os resultados com RSR acima de 40 dB. Como apresentado em [6] e em [40], os valores de RSR abaixo de 40 dB são de pouca relevância para a apresentação dos resultados pois apresentam alta degradação de ruído apresentado pelo sistema de codificação. Da mesma forma são também apresentados os valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  para serem atingidos valores de RSR maiores de 40 dB. É notado, também, que o efeito de bloco (ruído de alta frequência) introduzido pela etapa de segmentação do sinal também não é presente para resultados com RSR maior que 40 dB.

Além dessas observações, o critério utilizado também evita a degradação do sinal decodificado dada pelo efeito de bloco. Este efeito é observado quando há a segmentação do sinal na início do sistema de codificação. Tal efeito induz a presença de ruídos em alta frequência durante a compressão do sinal. Assim, resultados para RSR maior que 40 dB não apresentam ruídos em alta frequência apresentados pelo efeito de bloco.

Ao final também serão apresentadas comparações visuais entre os sinais originais e os sinais decodificados dada a melhor configuração encontrada a partir dos resultados nos tópicos anteriores e uma escolha conveniente de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$ . O objetivo dessa parte é comparar a reconstituição dos distúrbios para sinal decodificado tendo como referências as Figuras 4.3 e 4.4. Neste âmbito também serão calculados os respectivos valores de MSE para uma melhor comparação.

#### 4.8.2 Tamanho da Janela de Segmentação

A escolha do tamanho da janela de segmentação impacta diretamente nos resultados apresentados pelo sistema de codificação. Porém, essa escolha é pouco explorada por trabalhos que tratam da codificação de sinais de sistemas de distribuição de redes elétrica. Dessa forma, a simulação de resultados para diversos de seus tamanhos é um estudo conveniente nessa etapa de apresentação de resultados.

Como apresentado em [2], há conflitos na escolha entre um valor grande ou pequeno do tamanho  $N$  da janela de segmentação.

O maior valor de  $N$  implica na melhor previsibilidade dos algoritmos de codificação de entropia, logo, há o retorno de uma melhor desempenho do sistema. Além disso, o aumento da janela implica na maior efetividade da aplicação da transformada ao diminuir a correlação entre uma maior quantidade de coeficientes. A análise do tamanho dessa janela é ainda mais importante quando se trata de sinais de redes elétricas. Tais sinais são, em sua maior parte, senoidais e seguem uma forma de onda pré-disposta pelo sistema de geração, apresentando grande correlação



e possibilitando a previsibilidade para aplicação de algoritmos de codificação de entropia.

Ainda sobre a escolha do tamanho da janela de segmentação, deve ser notado que a aplicação de janelas maiores pode requisitar menos informação lateral em comparação com janelas menores. Isso é dado pelo maior fracionamento do sinal quando considerados menos coeficientes em cada segmento janelado.

Com base em [2], o aumento de  $N$  também aumenta a complexidade computacional no processamento do sinal. Essa complexidade leva a um maior tempo de processamento de dados, o que pode ser um requisito necessário à aplicação do sistema. A escolha entre tempo e ganho de compressão do sistema de codificação é bem explorada em [92].

Finalmente, não há uma forma ótima apresentada em artigos pesquisados para encontrar o melhor valor de  $N$  para a codificação de sinais. Assim, devem ser levados em consideração os conflitos de escolha entre complexidade e ganho de compressão.

Tendo como base a teoria apresentada neste capítulo, a proposta desta seção é analisar tamanhos distintos de janelas de segmentação para que seus resultados sejam comparados. Dessa forma, foram escolhidos quatro tamanhos distintos de janelas de segmentação com as seguintes quantidades de amostras em cada análise: 256, 512, 1024, 2048 e 4096. Todas em potências de base dois, possibilitando a obtenção de somente um coeficiente de aproximação quando transformado o sinal a partir da TDW, sendo essa condição necessária para o uso do algoritmo de quantização por alocação dinâmica de bits.

Como apresentado, a frequência de amostragem  $f_s$  do sistema é igual a  $15360Hz$ . Dessa forma, um ciclo do sinal a ser codificado apresenta o tempo de duração  $\Delta t$  dado pela Equação (4.23).

$$\Delta t = \frac{256}{f_s} \quad (4.23)$$

Ao considerar a Equação (4.23) para os outros tamanhos de janela estudados, é obtida a Tabela 4.1, a qual compara o período de amostragem para cada janela e sua respectiva quantidade de ciclos do sinal codificado.

Tabela 4.1: Quantidade de ciclos para cada janela de segmentação.

| Tamanho da Janela | $\Delta t$ [ms] | Ciclos |
|-------------------|-----------------|--------|
| 256               | 16,67           | 1      |
| 512               | 33,34           | 2      |
| 1024              | 66,67           | 4      |
| 2048              | 133,34          | 8      |
| 4096              | 266,67          | 16     |

Para as análises realizadas nessa etapa foram escolhidas as seguintes configurações do sistema:

- Família de *wavelets*: Coiflet-5
- Curva de perfil espectral: linear;

- $Q_{max}$  inicial: 16 bits;
- $Q_{min}$  inicial: 15 bits;
- Modo de simulação: deslocamento linear;
- Codificação de entropia: Huffman.

Como apresentado acima, a curva de perfil espectral utilizada na quantização segue a equação linear. Os valores iniciais de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  são de 16 e 15 bits respectivamente, os quais serão diminuídos de um a cada realização do processo de codificação/decodificação, de acordo com o modo de simulação deslocamento linear até  $Q_{max} = 2$  bits e  $Q_{min} = 1$  bit. Além disso, a família de *wavelets* utilizada na etapa de transformada é a Coiflet-5. Por fim, é realizada a codificação de entropia Huffman. Deve ser notado que os resultados apresentados neste tópico respeitarão o limite de RSR acima de 40 dB.

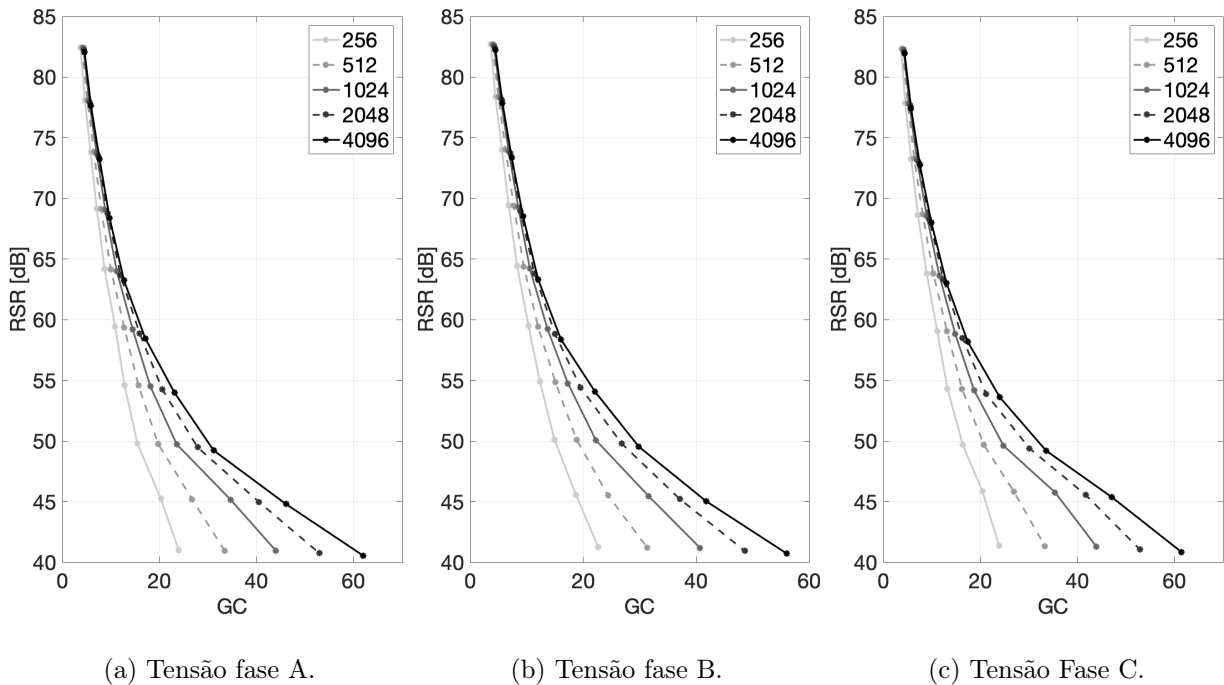
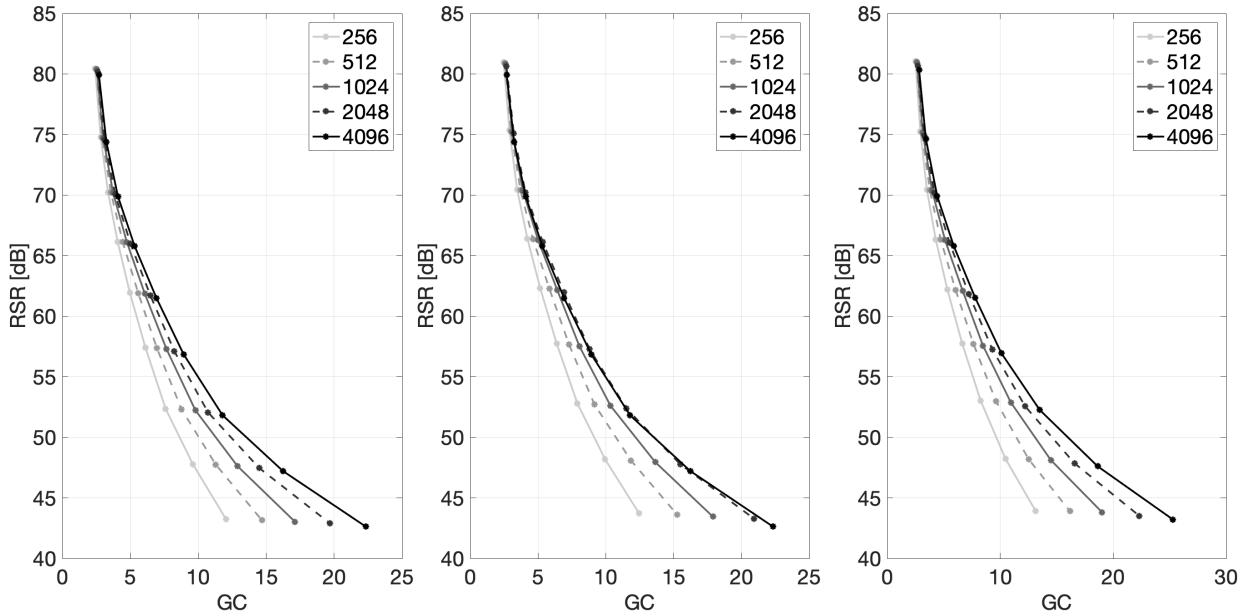


Figura 4.5: Variação do tamanho da janela para sinais de tensão para  $7 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .

Como apresentado na introdução dessa sub-seção e em [2], os resultados são aprimorados quando utilizadas janelas com maiores quantidades de coeficientes. Isso pode ser visto pelo aumento dos valores de ganho de compressão para uma mesma faixa de RSR ao considerar janelas de tamanhos maiores nas Figuras 4.5 e 4.6. Entretanto, a complexidade, medida através do tempo de processamento do sistema, aumenta de forma proporcional ao aumento dessas janelas.

A melhor desempenho do sistema alcançada com o aumento da janela de segmentação pode ser explicada pela melhor previsibilidade do algoritmo de codificação de entropia aplicado ao final do sistema. Além disso, o aumento da quantidade de coeficientes em cada janela de segmentação



(a) Corrente fase A.

(b) Corrente fase B.

(c) Corrente Fase C.

Figura 4.6: Variação do tamanho da janela para sinais de corrente para  $6 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .

favorece a aplicação da transformada, a qual diminui com maior efetividade a correlação entre os coeficientes transformados.

Uma das consequências do aumento da janela de segmentação consiste na diminuição de informação lateral necessária para a decodificação. Isso pode ser observado nas Figuras 4.9 e 4.10, em que foram considerados os valores  $Q_{max} = 9$  e  $Q_{min} = 8$  para as três fases de sinais de tensão e corrente para os sucessivos tamanhos de janelas de segmentação disponíveis pelo sistema.

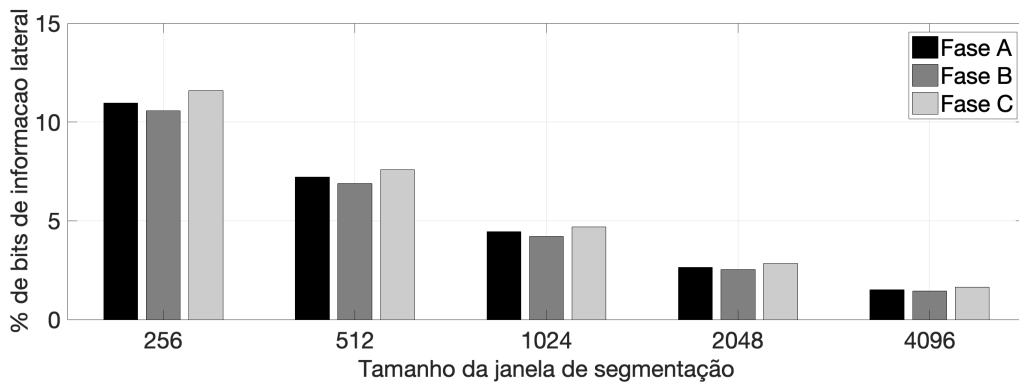


Figura 4.7: Comparação entre a quantidade de informação lateral para o sinal de tensão em  $Q_{max} = 9$  e  $Q_{min} = 8$ .

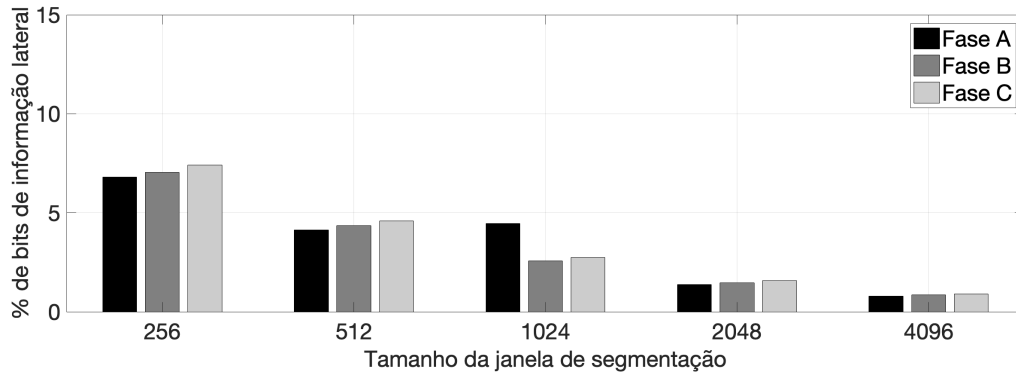


Figura 4.8: Comparação entre a quantidade de informação lateral para o sinal de corrente Fase A para  $Q_{max} = 9$  e  $Q_{min} = 8$ .

Nota-se a diminuição perceptível da porcentagem de informação lateral quando é aumentada a quantidade de coeficientes em cada etapa de codificação. Isso é justificado pela necessidade do maior fracionamento do sinal quando há janelas de segmentação menores. Este fato faz com que a configuração do sinal codificado apresente mais espaços para informação lateral, como ilustrado na Figura 4.2, em que espaços definidos do arquivo final codificado são reservados para informação lateral dada cada segmentação do sinal de entrada.

Além disso, a análise conjunta das Figuras 4.5, 4.6, 4.7 e 4.8 permite concluir que o aumento do fracionamento do sinal a ser codificado, dado pela diminuição das janelas de segmentação, acaba por impactar significativamente no ganho de compressão. Ou seja, a menor quantidade de informação lateral influencia na capacidade do sistema em comprimir com maior eficiência os coeficientes dos sinais disponíveis. Menos bits sendo destinados à informação lateral acarreta, logicamente, menos bits para a codificação dos sinais e, por fim, aumenta o ganho de compressão.

Logo, as sucessivas alterações dos valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  tendem a ter maior impacto no ganho de compressão para a escolha de janelas de segmentação maiores. Isso é dada à menor quantidade de bits alocados para informações laterais.

Uma outra importante observação pode ser feita quando há alterações nos valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$ . Como observado nas Figura 4.9 e 4.10, em que foram escolhidas variações de  $9 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $8 \leq Q_{min} \leq 15$  para o tamanho de janela fixa e igual a 1024 considerando a fase A dos sinais de tensão e corrente sucessivamente, a porcentagem de bits de informação lateral aumenta com as diminuições aplicadas em  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$ . Ou seja, quanto maior o comprimento da palavra digital para codificar os coeficientes transformados, menor vai ser o percentual de informação lateral.

Como a quantidade de bits destinados à informação lateral para um mesmo tamanho de janela de segmentação é constante - considerando até mesmo todos os casos de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  - os resultados apresentados nas Figura 4.9 e 4.10 são esperados. A diminuição  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  - diminuindo a quantidade de bits para cada coeficiente quantizado - faz a proporção entre a quantidade de bits utilizados na codificação e a quantidade de bits de informação lateral aumentar.

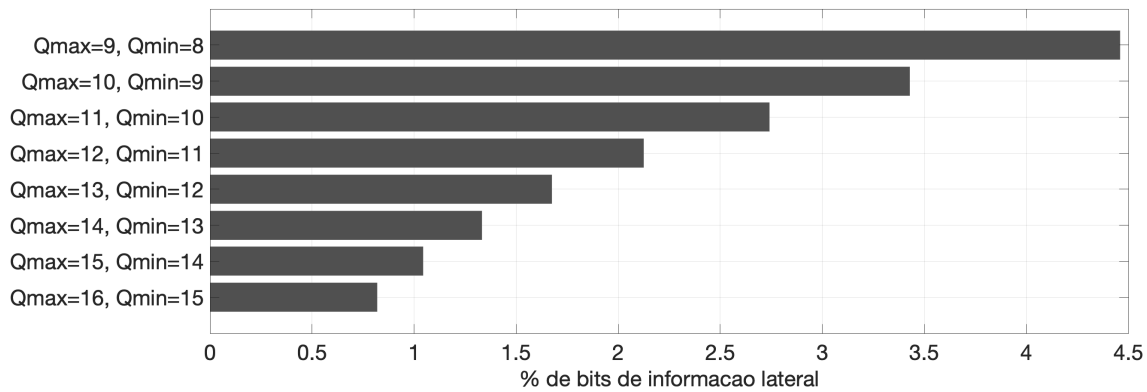


Figura 4.9: Quantidade de informação lateral para alterações em  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  para o sinal de Tensão Fase A e tamanho de janela igual a 1024.

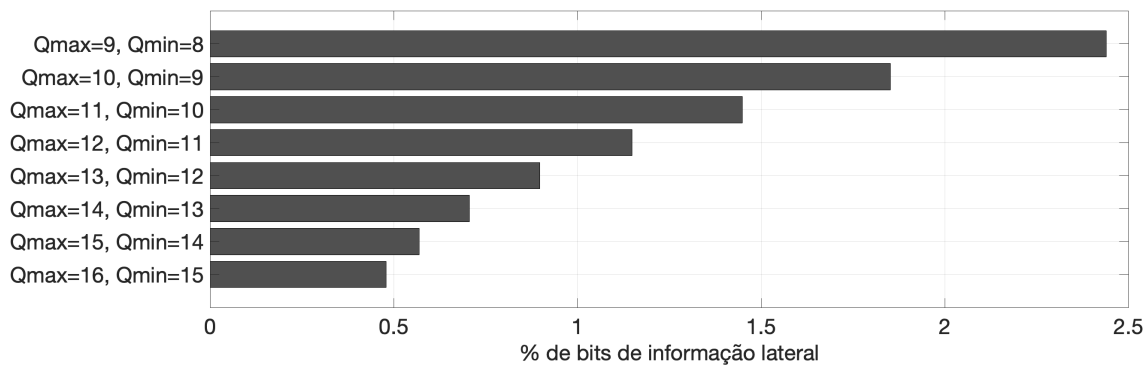


Figura 4.10: Quantidade de informação lateral para alterações em  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  para o sinal de Corrente Fase A e tamanho de janela igual a 1024.

Por fim, conclui-se desta seção, a partir dos resultados apresentados nas Figuras 4.5 a 4.10, que uma boa escolha de tamanho de janela de segmentação deve considerar a complexidade empregada ao aumentar o seu tamanho e os melhores resultados encontrados. Dessa forma, a escolha de  $N$  igual a 1024 é considerada conveniente em relação aos outros valores disponíveis dados os resultados de GC para níveis de RSR e a complexidade computacional empregada para este tamanho de janela de segmentação.

### 4.8.3 A Família da Transformada de *wavelets*

A segunda etapa de análise consiste na aplicação da família de *wavelets* usada na etapa da transformada. A utilização de diversas dessas famílias, assim, será um dos objetos de análise dos resultados desta sub-seção.

Algumas referências apresentam motivações acerca da escolha das famílias de *wavelets* em suas aplicações de algoritmos de codificações. Foram listados alguns desses trabalhos:

- I Em [93] é apresentado um método de escolha do melhor valor de coeficientes a serem rejeitados por meio de uma limiarização após a aplicação da TDW. Essa escolha é realizada junto à aplicação de diversas famílias de *wavelets*;
- II Em [94] é utilizada a DB-4 pela sua característica de maior localização no tempo, isto é, possui um suporte compacto. Porém, o autor indica a necessidade de análise do sinal para que seja escolhida a família de *wavelets* mais propícia aos resultados;
- III Em [31] é utilizado o critério da energia do sinal transformado em certo nível de decomposição. Dessa forma, quanto maior a quantidade de energia apresentada pelo sinal transformado em certo nível de decomposição, melhor a escolha da família da *wavelets*. Nesse artigo foram utilizados Daubechie de 2 a 10 coeficientes (DB-2 a DB-10) e Symlet de 2 a 10 coeficientes (SYM-2 a SYM-10), apresentando uma larga faixa de resultados;
- IV Em [29] é escolhida a família DB-4 por apresentar melhor localização no domínio do tempo; o que implicaria em melhor representação de distúrbios em sinais de redes elétricas. Essa referência indica, também, a necessidade da análise da aplicação da TDW, já que algumas famílias, como DB-20, apresentam melhor localização no domínio da frequência em detrimento da localização no domínio do tempo.

Além dos artigos relacionados nesta lista, há uma vasta gama de referências que não indicam os motivos das escolhas das famílias de *wavelets*, como em [95], [96], [27] e [33]. Além disso, em algumas aplicações de codificação de sinais de redes elétricas há a utilização do algoritmo *wavelet packet*, como em [97], o qual não é objeto de análise deste estudo.

Foram escolhidas quatro famílias de *wavelets* para serem analisadas junto ao algoritmo de codificação apresentado: Daubechies (DB), Symlet (SYM), Coiflet (COIF) e Biortogonal (BIO). A quantidade coeficientes da transformada em cada uma das famílias será variada entre 1 e 5.

Para as análises realizadas nessa etapa foram escolhidas as seguintes configurações do sistema:

- Tamanho da janela: 1024 amostras;
- Curva de perfil espectral: linear;
- $Q_{max}$  inicial: 16 bits;
- $Q_{min}$  inicial: 15 bits;
- Codificação de entropia: Huffman;
- Modo de simulação: deslocamento linear.

Como descrito pela lista acima, cada janela de segmentação do sinal tem 1024 amostras - escolha essa dada pela boa relação entre a eficiência da compressão e a complexidade empregada, como analisado na sub-seção anterior. Já a curva de perfil espectral utilizada na quantização segue a equação linear. Os valores iniciais de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  são de 16 e 15 bits respectivamente. Por fim, é realizada a codificação de entropia Huffman.

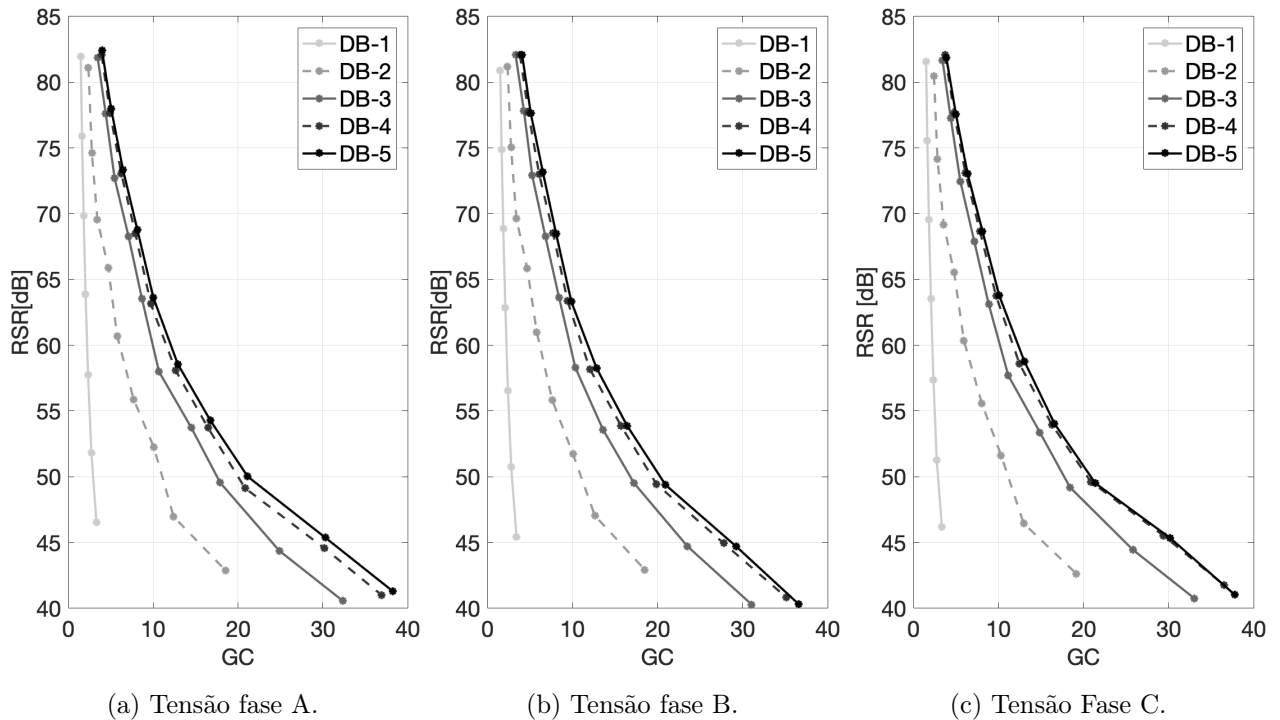


Figura 4.11: Sinais de tensão aplicada família Daubechies para  $6 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .

Como observado pelos gráficos das Figuras 4.11, 4.12, 4.13 e 4.14, os resultados são aprimorados com o aumento da quantidade de coeficientes (ou da ordem) da Transformada de *wavelets*. Esse resultado é dado pela maior qualidade da representação do sinal transformado motivado pela maior quantidade de coeficientes na função-base de *wavelets* utilizada, que aplica a decorrelação com maior eficiência entre os coeficientes transformados. Isso ocorre pela maior concentração de energia entre os coeficientes transformados, o que acarreta na maior separação entre tais coeficientes e acarreta na melhor caracterização do sinal [98] [99] [100]. Entretanto, deve ser notado que, quanto maior a ordem da família da TDW, maior o gasto computacional empreendido na etapa de transformada.

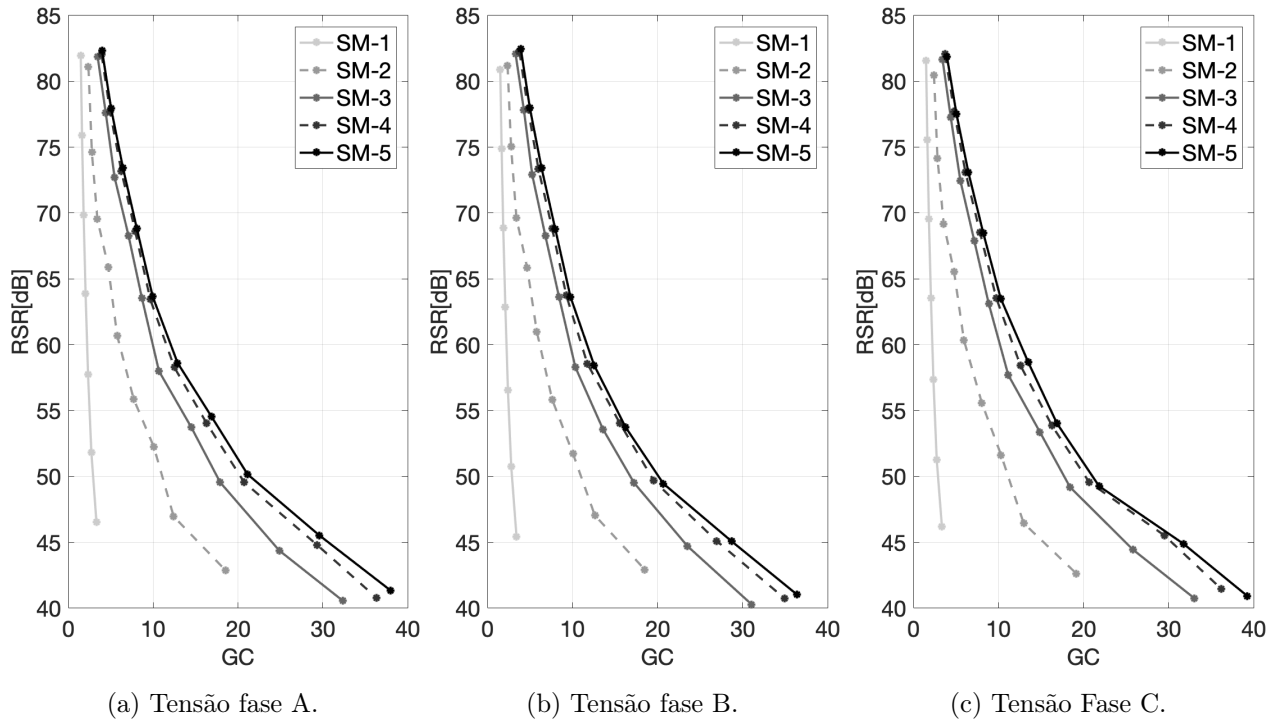


Figura 4.12: Sinais de tensão aplicada família Symlet para  $6 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .

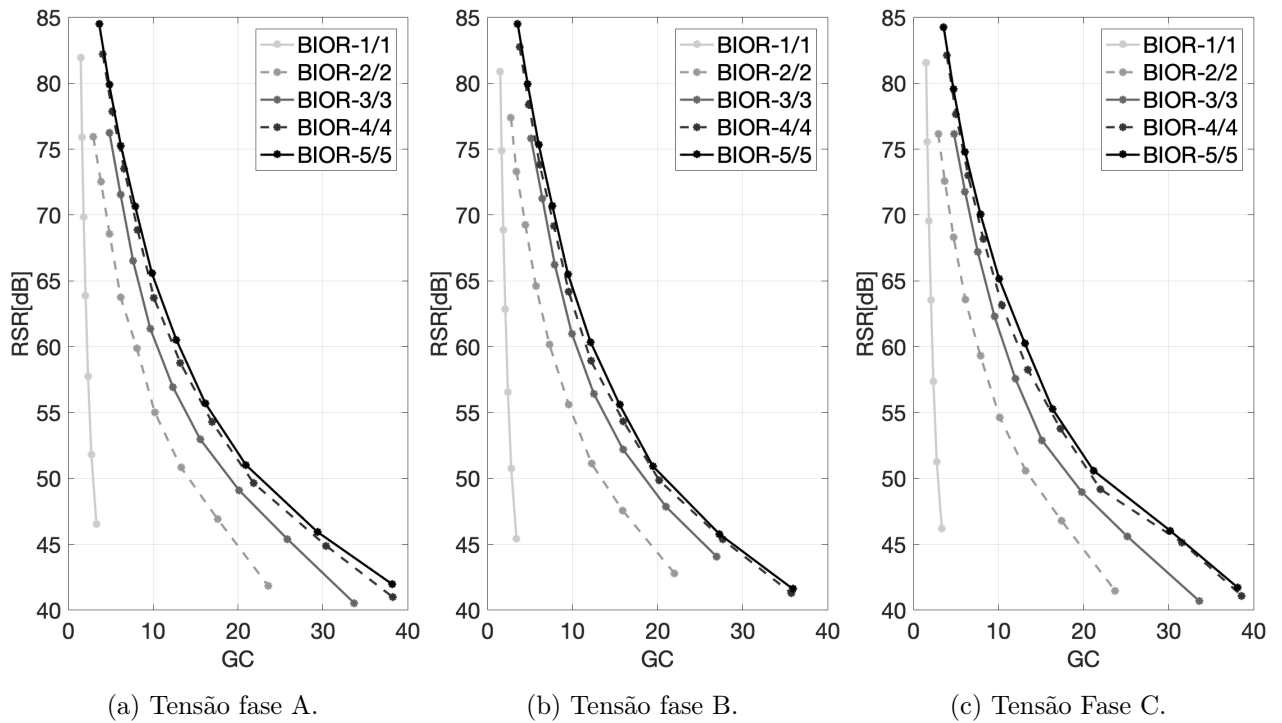
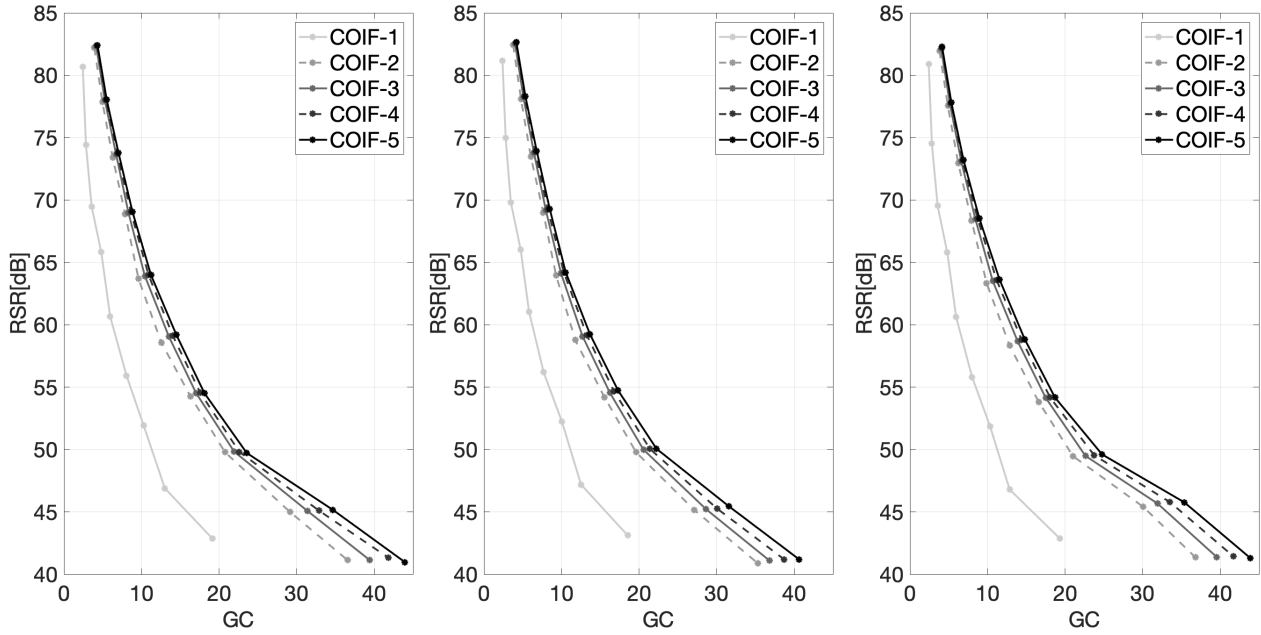


Figura 4.13: Sinais de tensão aplicada família Biortogonal para  $6 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .





(a) Tensão fase A.

(b) Tensão fase B.

(c) Tensão Fase C.

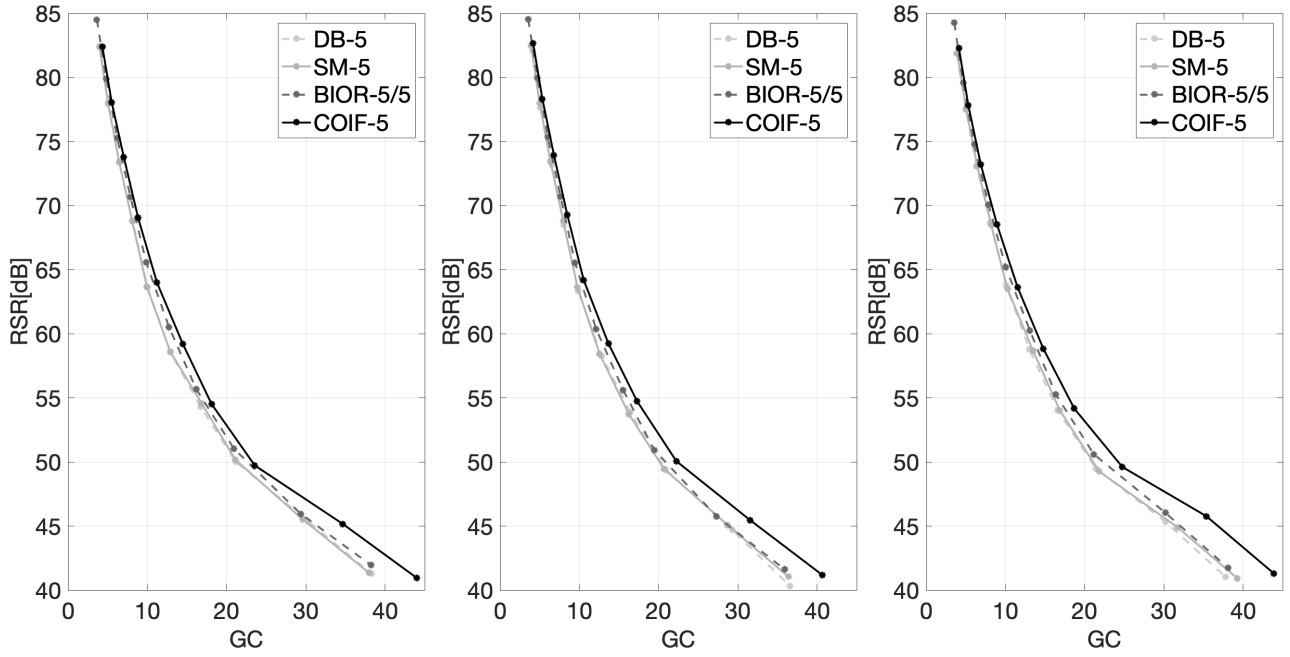
Figura 4.14: Sinais de tensão aplicada família Coiflet  $6 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .

Como justificado, foram escolhidos resultados com RSR acima de 40 dB. Dessa forma, tais resultados são apresentados para simulações com  $6 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $5 \leq Q_{min} \leq 15$ . Nota-se pouca variação dos resultados entre suas respectivas fases para os conjuntos de escolhas de família de *wavelets*. Isso é dado pela pouca diferença entre os sinais utilizados nos testes quando consideradas as suas fases.

Com base nos resultados adquiridos a partir do uso dos sinais de tensão, são observados melhores valores de GC para uma mesma faixa de RSR com o uso da família Coiflet de ordem 5. Para a melhor visualização desse resultado, deve ser considerada a Figura 4.15, a qual apresenta os melhores valores da escolha de das famílias de *wavelets* ordem 5 estudadas.

Em seguida são apresentados os resultados das aplicações das diferentes famílias de *wavelets* considerando as três fases dos sinais de corrente nas Figuras 4.16, 4.17, 4.18 e 4.19.

Assim como ocorre para os sinais de tensão, para os sinais de corrente também são apresentados melhores resultados quando utilizadas ordens maiores para cada família de *wavelets*. Para os sinais de corrente também há pouca variação dos resultados entre as fases dada uma mesma escolha de família de *wavelets*. Isso é dado, assim como para os sinais de tensão, pela pouca diferença entre os sinais das diferentes fases da corrente.

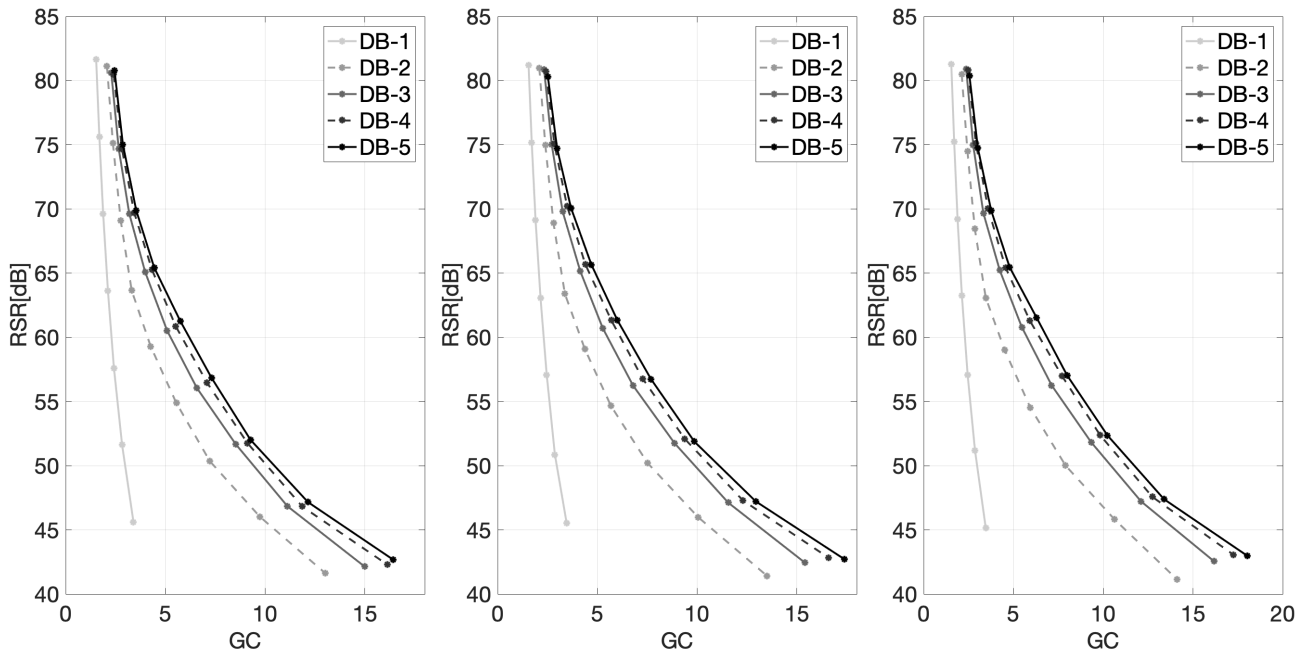


(a) Tensão fase A.

(b) Tensão fase B.

(c) Tensão Fase C.

Figura 4.15: Sinais de Corrente variando famílias com ordem 5 para  $5 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .



(a) Corrente fase A.

(b) Corrente fase B.

(c) Corrente Fase C.

Figura 4.16: Sinais de corrente aplicada família Daubechies para  $7 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .

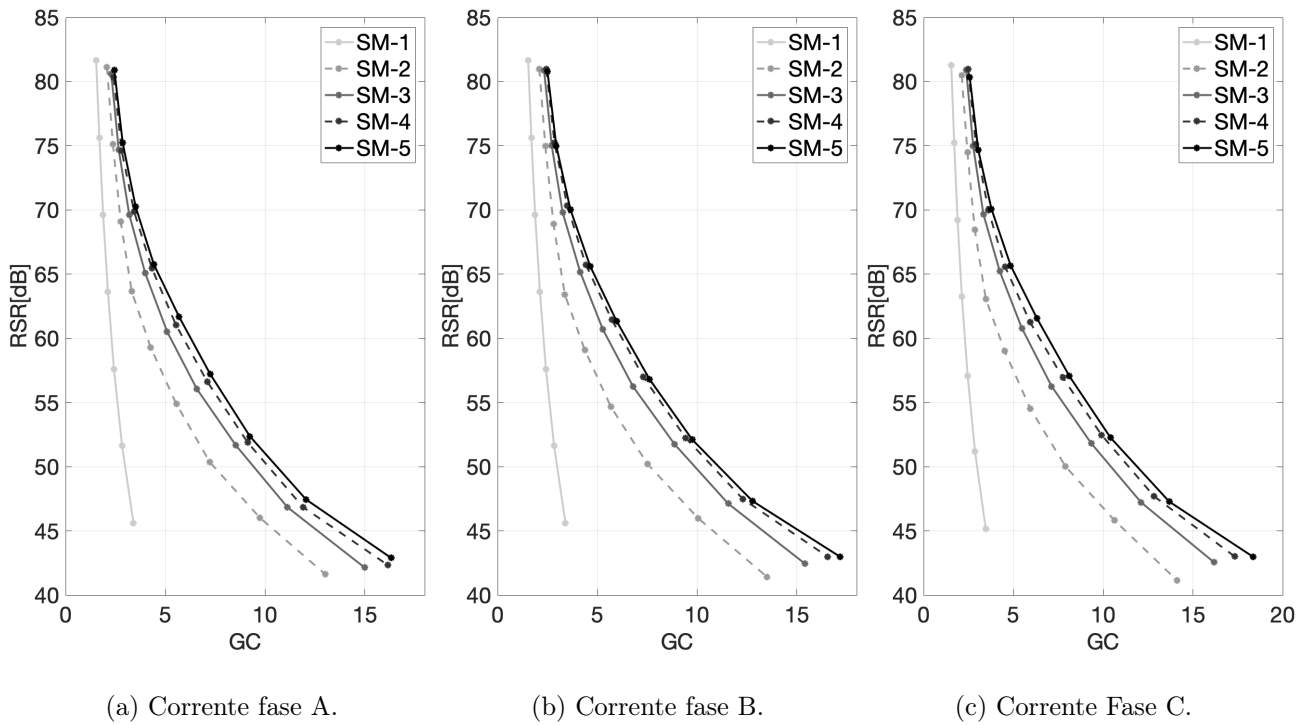


Figura 4.17: Sinais de corrente aplicada família Symlet para  $7 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .

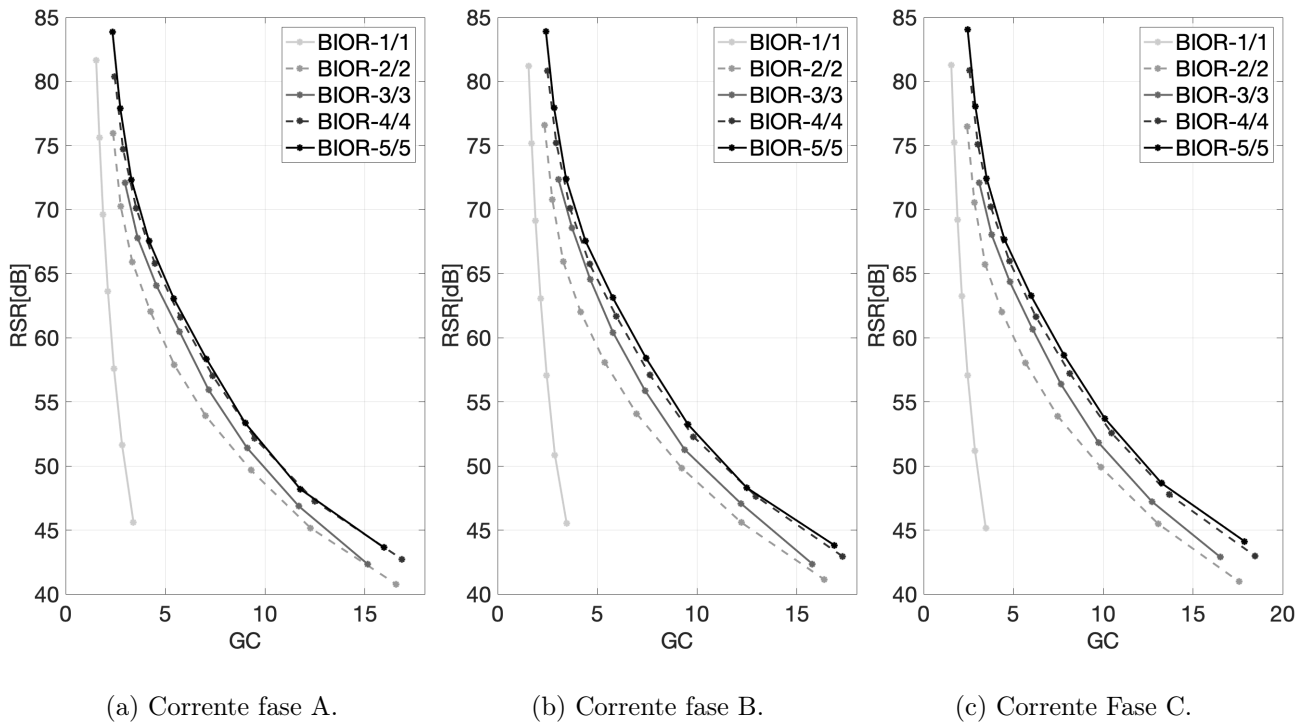


Figura 4.18: Sinais de corrente aplicada família Biorthogonal para  $7 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .

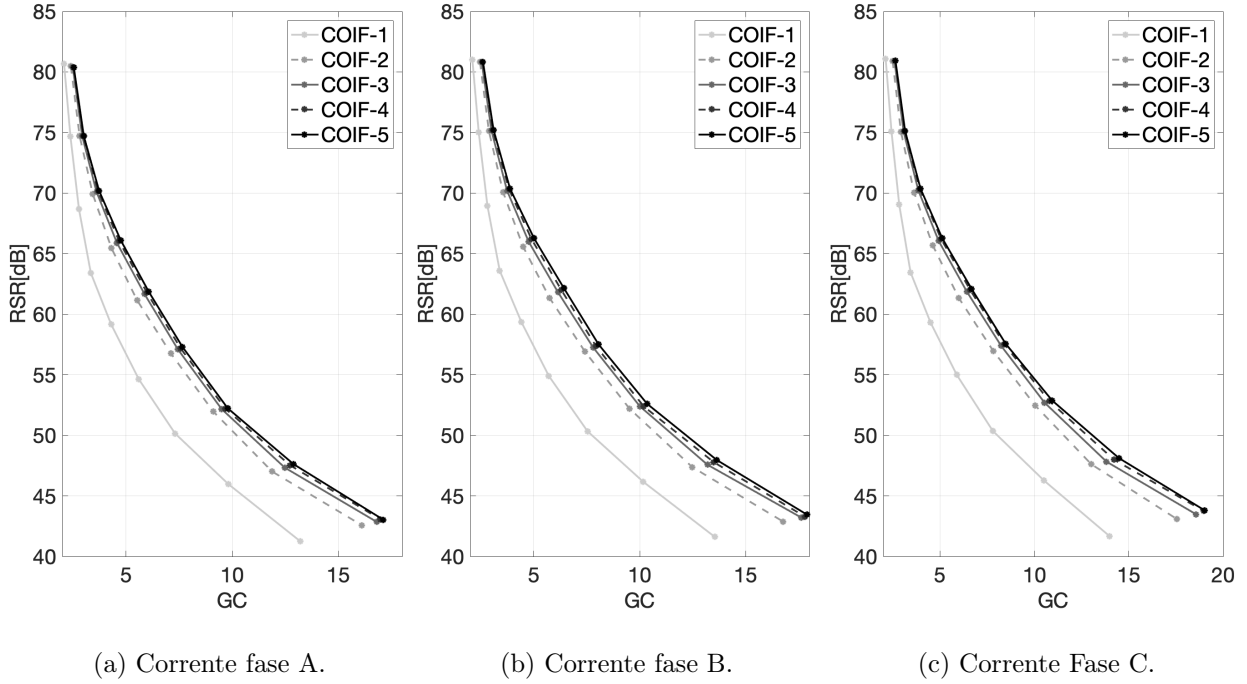


Figura 4.19: Sinais de corrente aplicada família Coiflet para  $7 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .

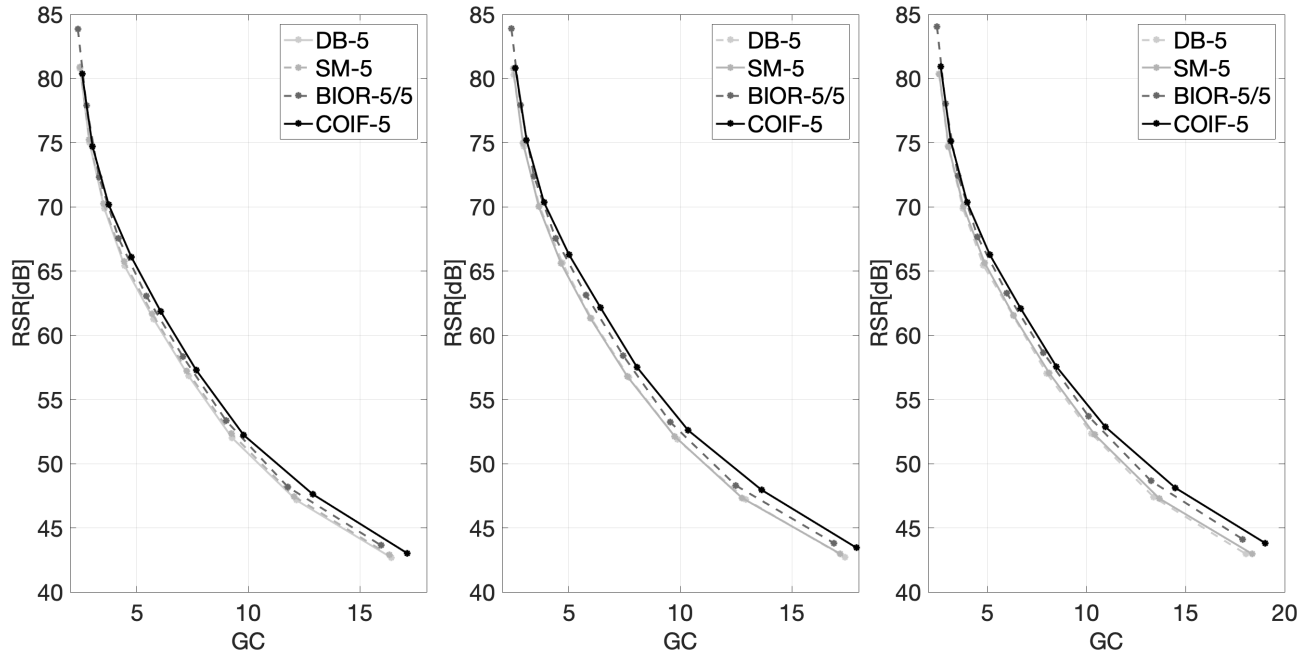
Da mesma forma apresentada pelos resultados de tensão, a escolha da família de *wavelets* Coiflet de ordem 5 apresenta melhores resultados. Para o caso da corrente, também foi construída a Figura 4.20 para melhor visualizar os resultados de Ganho de Compressão para a escolha de famílias de *wavelets* ordem 5 estudadas.

Por fim, conclui-se que a escolha da família Coiflet-5 é apresentada como uma boa opção para a etapa de transformação dos sinais de tensão e corrente propostos, dados os bons resultados para níveis diferentes de RSR em comparação com as outras famílias e quantidades de coeficientes da *wavelet*. Deve ser notado que o valor da ordem da família escolhida pode ainda ser aumentado, e melhores resultados poderiam ser encontrados. Porém, como observado nas Figuras 4.11 a 4.19, os resultados tendem a se aproximar quando consideradas as *wavelets* de ordem quatro e cinco. Logo, ordens acima destas já escolhidas não apresentam resultados de expressividade justificável considerando o aumento da complexidade computacional.

A escolha da família de *wavelet* Coiflet-5 é utilizada, assim, nas próximas configurações do sistema de codificação.

## 4.9 Curvas de Perfil Espectral

A aplicação das curvas de perfil espectral apresentadas neste trabalho tem o objetivo de aproximar a quantização à conformidade do envelope normalmente apresentado pelo espectro dos sinais ao passarem pela etapa de transformada. Dessa forma, foram propostas cinco curvas diferentes baseadas considerando o desenvolvimento em [6]: linear, quadrática, exponencial, tangente hiper-



(a) Corrente fase A.

(b) Corrente fase B.

(c) Corrente Fase C.

Figura 4.20: Sinais de Corrente variando famílias com ordem 5 para  $7 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $6 \leq Q_{min} \leq 15$ .

bólica 1 e tangente hiperbólica 2. Essa sub-seção apresenta, assim, os resultados ao utilizar cada uma dessas opções na etapa de quantização.

Antes de serem apresentados os resultados, devem ser escolhidos os valores de  $\alpha$  e  $\beta$  necessários nas curvas de quantização tangente hiperbólica 1 (TH-1) e 2 (TH-2). O valor de  $\alpha$  indica a inclinação da curva e  $\beta$  o seu deslocamento. Dessa forma, foram realizadas diversas escolhas desses valores para atingir uma curva que melhor represente o espectro do sinal transformado. Foi escolhido, assim,  $\alpha = 0,5$  e  $\beta = 0,6$ .

Para as análises realizadas nessa etapa, foram escolhidas as seguintes configurações do sistema:

- Tamanho da janela: 1024 amostras
- Família de *wavelets*: Coiflet-5
- $Q_{max}$  inicial: 16 bits;
- $Q_{min}$  inicial: 15 bits;
- Modo de simulação: linear;
- Codificação de entropia: Huffman.

Como apresentado pelos tópicos acima, cada sinal será segmentado em tamanhos com  $N = 1024$  amostras. Os valores iniciais de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  são de 16 e 15 bits respectivamente. A família de

*wavelets* utilizada na etapa de transformada é a COIF-5, dado o seu bom desempenho, como apresentado na sub-seção de análise correspondente. Por fim, é realizada a codificação de entropia Huffman.

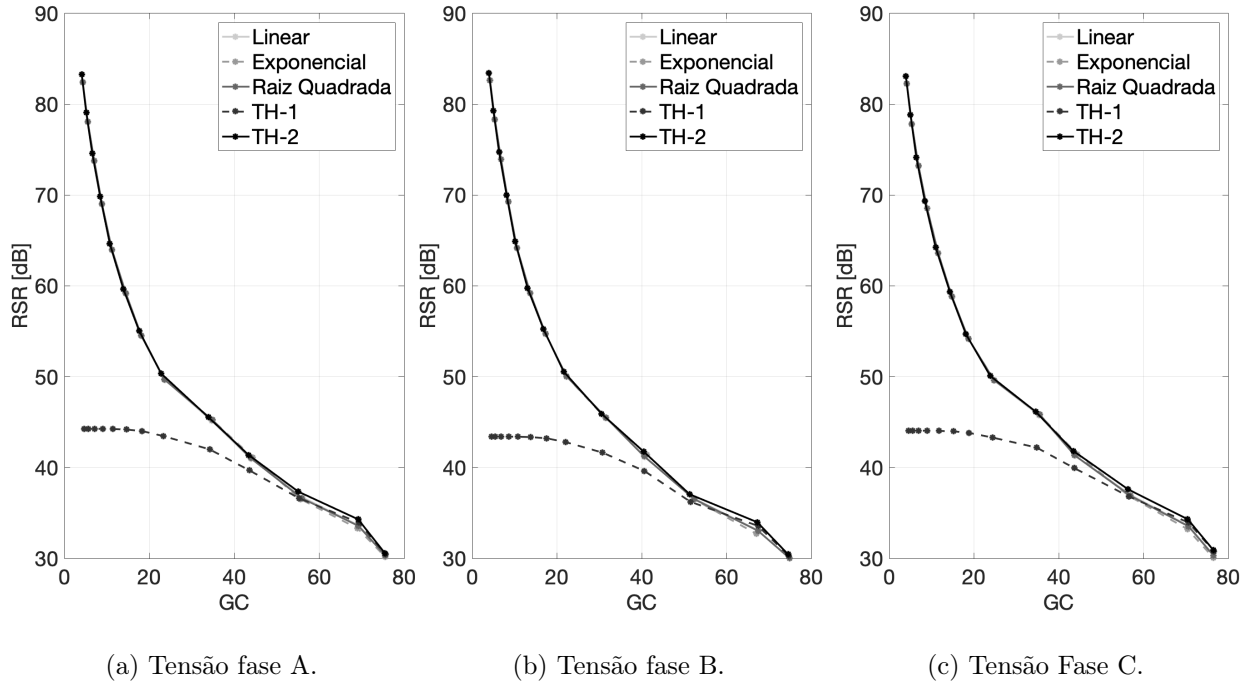
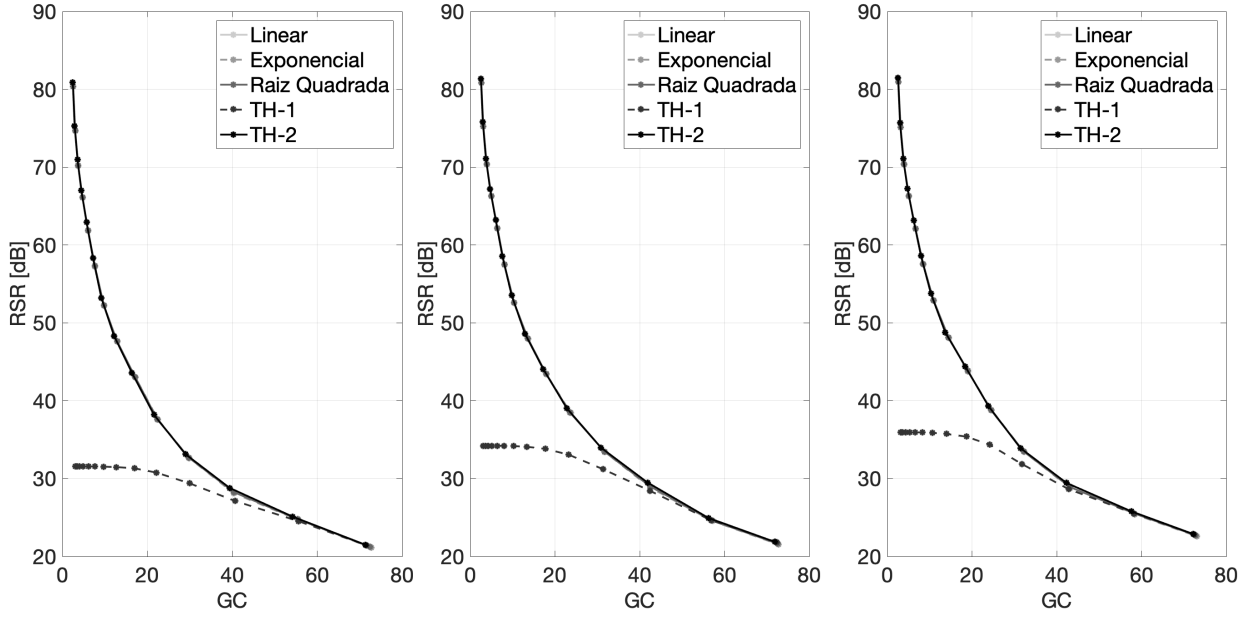


Figura 4.21: Variação curva de perfil espectral para os sinais de tensão para  $3 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $2 \leq Q_{min} \leq 15$ .

O primeiro aspecto a ser notado sobre as curvas apresentadas nas Figuras 4.21 e 4.22 é a diferença apresentada pelos resultados da aplicação da curva de perfil espectral TH-1. Esse resultado é motivado pelo não uso do valor  $Q_{min}$  na Equação (4.18). Dessa forma, ao serem realizadas as simulações, somente o valor  $Q_{max}$  é alterado. Essa curva, assim, tende a aproximar de zero a quantidade de bits, dados os coeficientes de detalhamento mais distantes do coeficiente de aproximação devido ao não controle da curva de perfil espectral pela quantidade mínima de bits  $Q_{min}$ , como ocorre para o perfil espectral TH-2.

Observa-se, também, o encontro entre as curvas dos modelos de perfis espectrais linear, exponencial, raiz quadrado e tangente hiperbólico 2 com a curva do modelo tangente hiperbólico 1 em valores abaixo de  $RSR = 40dB$ . Esse encontro ocorre quando o valor de  $Q_{min}$ , presente nas Equações (4.10), (4.16), (4.13) e (4.19), é pequeno o suficiente. Para as curvas de tensão esse encontro ocorre no nível de  $30dB$  e, para as curvas de corrente, em  $25dB$ . Nesses pontos das curvas os valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  são iguais a 2 e 1, respectivamente.



(a) Corrente fase A.

(b) Corrente fase B.

(c) Corrente Fase C.

Figura 4.22: Variação curva de perfil espectral para os sinais de corrente para  $2 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $1 \leq Q_{min} \leq 15$ .

Nota-se, também, a pouca diferença entre os resultados apresentados para as curvas de perfis espectrais linear, exponencial, raiz quadrada e tangente hiperbólica 2 (TH-2) quando observados os resultados presentes nas Figuras 4.21 e 4.22. A pouca diferença entre esses resultados é motivada pela proximidade entre as curvas utilizadas nessa etapa de quantização. Há, entretanto, alguns pontos com maiores valores de ganho de compressão para uma certa faixa de RSR, como apresentado pelas Tabelas 4.2 e 4.3. Dessas observações, nota-se que há uma singela melhora ao ser empregada a curva exponencial de perfil espectral.

Tabela 4.2: Resultados de GC para sinais de tensão -  $Q_{max} = 11$  e  $Q_{min} = 10$ .

| Perfil Espectral       | Fase A | FaseB | Fase C |
|------------------------|--------|-------|--------|
| Linear                 | 11,22  | 10,55 | 11,55  |
| Exponencial            | 11,24  | 10,57 | 11,58  |
| Raiz quadrada          | 11,21  | 10,54 | 11,54  |
| Tangente hiperbólica 2 | 10,70  | 10,11 | 10,95  |

Tabela 4.3: Valores de GC para sinais de corrente -  $Q_{max} = 10$  e  $Q_{min} = 9$ .

| Perfil Espectral       | Fase A | FaseB | Fase C |
|------------------------|--------|-------|--------|
| Linear                 | 7,66   | 8,06  | 8,48   |
| Exponencial            | 7,67   | 8,07  | 8,50   |
| Raiz quadrada          | 7,65   | 8,05  | 8,47   |
| Tangente hiperbólica 2 | 7,21   | 7,59  | 7,96   |

Finalmente, a partir dos resultados apresentados nas Figuras 4.21 e 4.22 e nas Tabelas e 4.2 e 4.3, a aproximação do perfil espectral do sinal transformado dada pela curva exponencial apresentou valores melhores de ganho de compressão para níveis de RSR. Logo, tal curva é utilizada nas próximas configurações do sistema de codificação para que melhores resultados sejam alcançados.

## 4.10 Algoritmos de Codificação de Entropia

A última etapa do sistema de codificação é responsável pela codificação de entropia do sinal quantizado. Essa etapa tem o objetivo de reduzir a redundância de informação ainda presente no sistema após a quantização.

A bibliografia convencional acerca de algoritmos de codificação de entropia apresenta dois métodos amplamente utilizados: Codificação Huffman [21] e Codificação Aritmética [22]. Dentre eles, a codificação Aritmética é ainda mais utilizada em algoritmos de codificação de sinais de redes de distribuição de energia elétrica, como em [101], [102], [103] e [6]. Entretanto, alguns outros trabalhos apresentam a codificação Huffman, como em [104] e [37].

O sistema proposto por esse trabalho apresenta algumas outras formas de codificação de entropia derivadas das formas recorrentes Aritméticas e Huffman. Para a comparação e tentativa de serem encontrados melhores resultados, optou-se pela utilização da Codificação Aritmética Baseada em Contexto (CABC) e a codificação Huffman com Segmentações (ou Cisões). Ambas as técnicas mencionadas possuem suas explicações especificadas e aprofundadas no capítulo Fundamentação Teórica deste trabalho.

A técnica CABC tende a ter melhores resultados por explorar as condições estatísticas já conhecidas do sinal. Já a técnica de codificação Huffman com Segmentações tende a apresentar códigos com menores profundidades para cada coeficiente já que o sinal quantizado será segmentado em duas ou mais partes para ser aplicada esta codificação.

Para as análises realizadas nessa etapa foram escolhidas as seguintes configurações do sistema:

- Tamanho da janela: 1024 amostras;
- Família de *wavelets*: Coiflet-5;
- Curva de perfil espectral: exponencial;
- $Q_{max}$  inicial: 16 bits;
- $Q_{min}$  inicial: 15 bits;
- Modo de simulação: linear.

Como descrito pelos tópicos acima, o sinal será segmentado em janelas de tamanho com  $N = 1024$  amostras. A família de *wavelets* utilizada na etapa de transformada é a Coiflet-5. Já a curva de perfil espectral escolhida passa a ser a exponencial dados os resultados apresentados na seção



anterior. Os valores iniciais de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  são de 16 e 15 bits respectivamente. Por fim, são aplicados os algoritmos de codificação de entropia analisados: Huffman sem segmentações (HF-1), Huffman com duas segmentações (HF-2), Huffman com 4 segmentações (HF-4), Huffman com 8 segmentações (HF-8), Aritmética (ARIT) e Codificação Aritmética Baseada no Contexto (CABC).

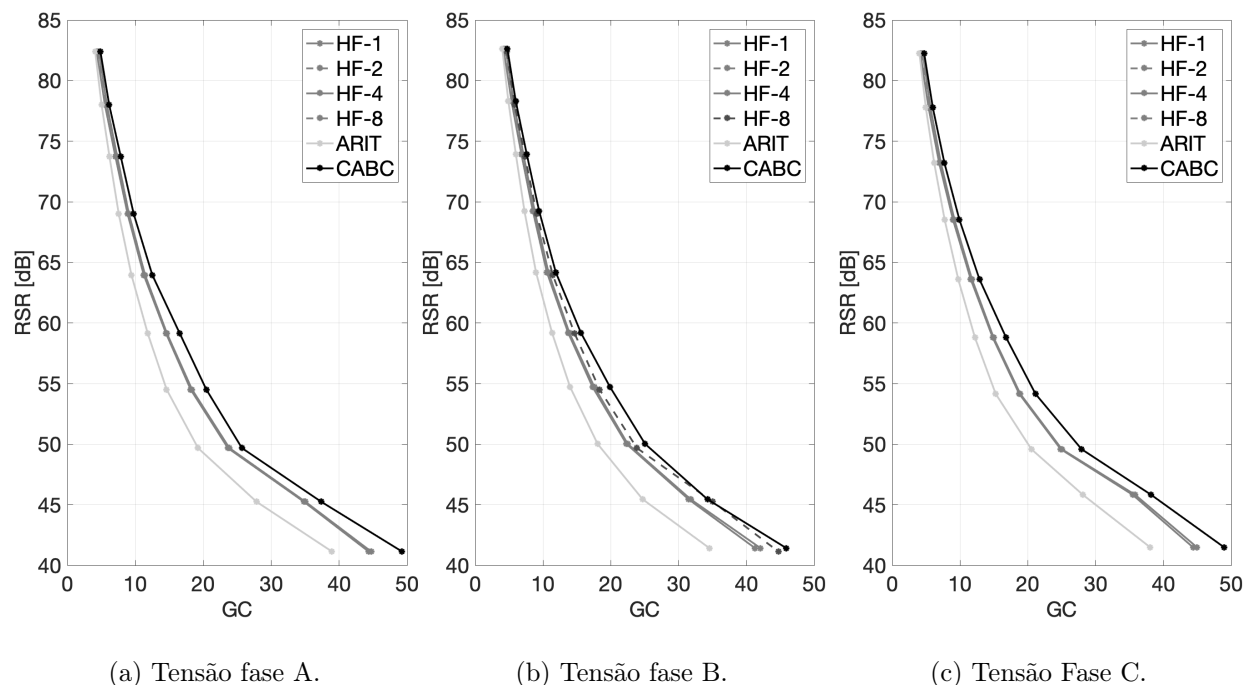


Figura 4.23: Variação da codificação de entropia para os sinais de tensão para  $6 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .

Nota-se, nas Figuras 4.23 e 4.24, que os resultados apresentados com a utilização da codificação de entropia Aritmética possuem menores ganhos de compressão para faixas de valores de RSR. Logo, esse método de codificação não apresenta bons resultados para a sua implementação no sistema de codificação em comparação com os outros algoritmos considerados.

Já quando é utilizado o algoritmo CABC, os resultados se mostram com valores maiores de ganho de compressão para faixas de RSR. Isso ocorre pois esse algoritmo considera o símbolo codificado anteriormente para que seja codificado o do presente momento. Dessa forma, é possível a obtenção de uma melhor função de probabilidade acumulada que descreva o vetor de símbolos quantizados. Dado o contexto em que o símbolo vai ser codificado, a probabilidade de ocorrência desse símbolo pode ser maior. Essa mudança na definição de probabilidade de ocorrência de cada símbolo efetua melhores atualizações nos intervalos de codificação para que ao final possa ser encontrada a *tag* correspondente do vetor de símbolos codificado.

Como os sinais utilizados neste trabalho são em sua maioria senoidais - a não ser por intervalos com distúrbios - o algoritmo CABC tende a apresentar bons resultados. Isso se dá pela boa previsibilidade de ocorrência de determinado símbolo ao observar o símbolo que ocorreu no momento imediatamente anterior. Dessa forma, a memória das condições estatísticas proporcionada pela Codificação Aritmética Baseada no Contexto tem grande impacto no aumento do ganho de

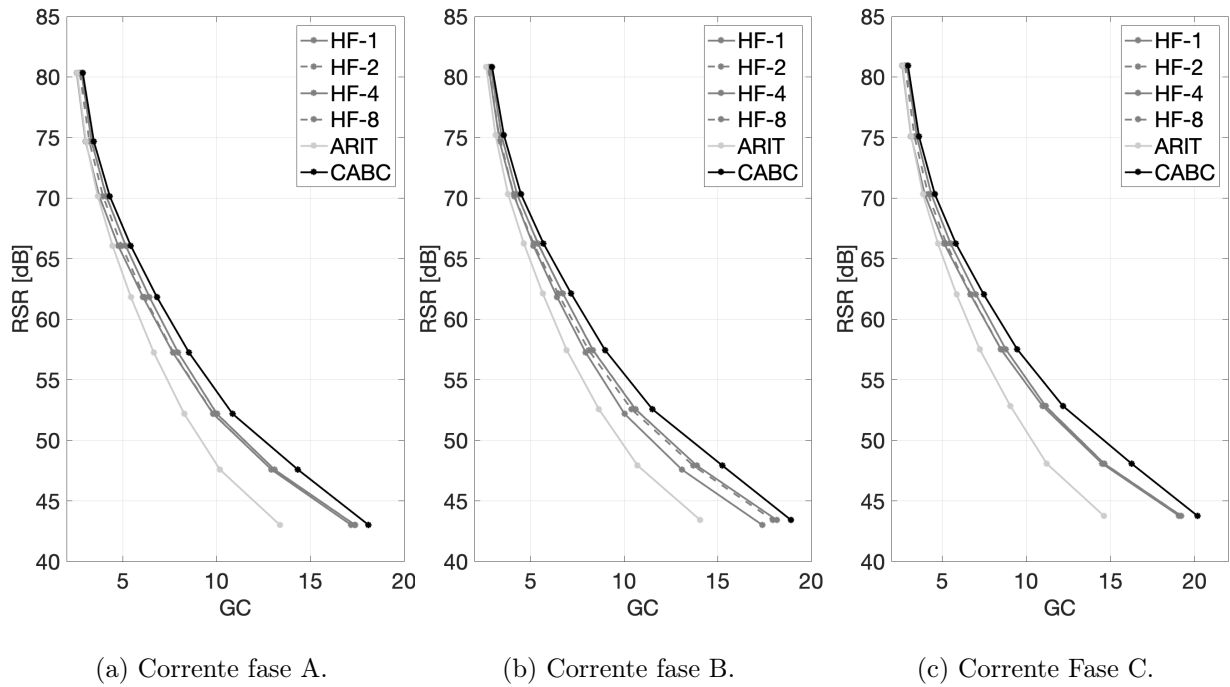
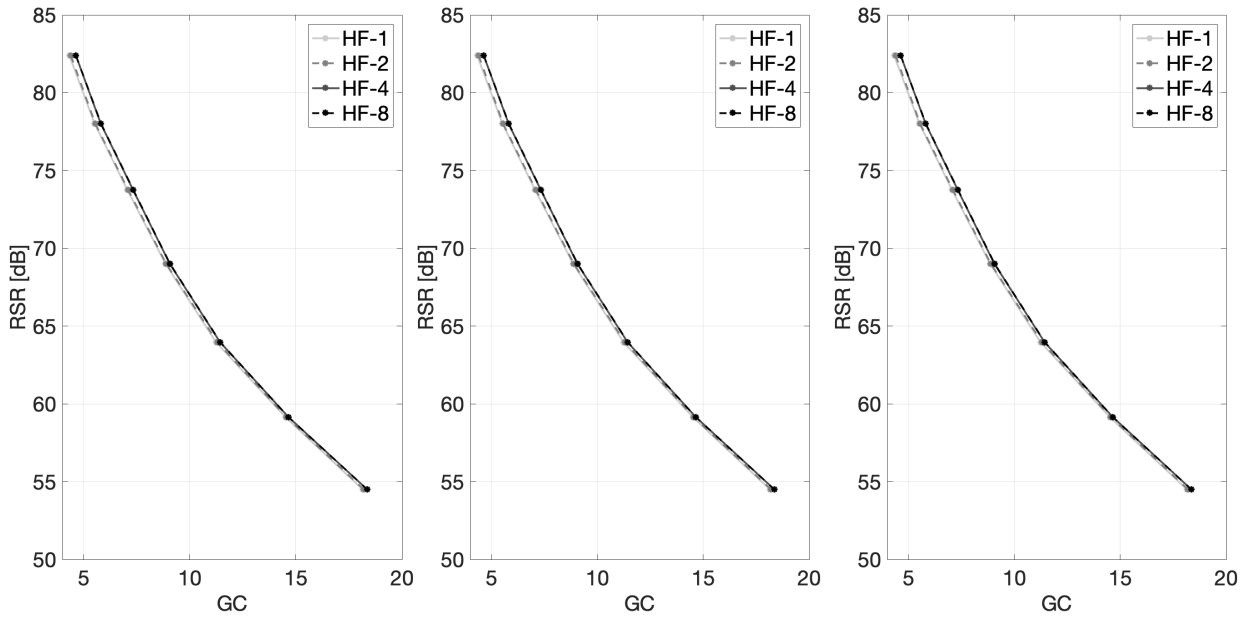


Figura 4.24: Variação da codificação de entropia para os sinais de corrente -  $6 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $5 \leq Q_{min} \leq 15$ .

compressão para faixas de RSR.

Ainda tratando dos diferentes algoritmos de codificação de entropia utilizados neste trabalho, deve-se analisar os resultados quando utilizado o algoritmo Huffman. Nota-se, a partir das Figuras 4.23 e 4.24, que os resultados são pouco alterados com as cisões do vetor de coeficientes quantizados para a sua posterior codificação pelo método Huffman em comparação com os métodos Aritmético e CABC. Porém, quando visualizados os resultados para a classe de codificação de entropia Huffman separadamente e observados valores com RSR maiores que  $50dB$ , como presente nas Figuras 4.25 e 4.26, notam-se mudanças nos valores de ganho de compressão para faixas de valores de RSR quando aplicadas as segmentações.

A ideia básica de se segmentar uma sequência longa de símbolos para a técnica de codificação de Huffman é de proporcionar a construção das árvores de codificação de símbolos diferentes para cada sub-sequência de símbolos. Isto faz com que o comprimento ótimo do código que represente cada símbolo seja menor quando comparado com a sequência original não segmentada. Deve ser observado que neste caso haverá uma quantidade maior de tabelas de probabilidades de símbolos, em um número proporcional à quantidade de segmentos da sequência original, para serem adicionadas como informação lateral.

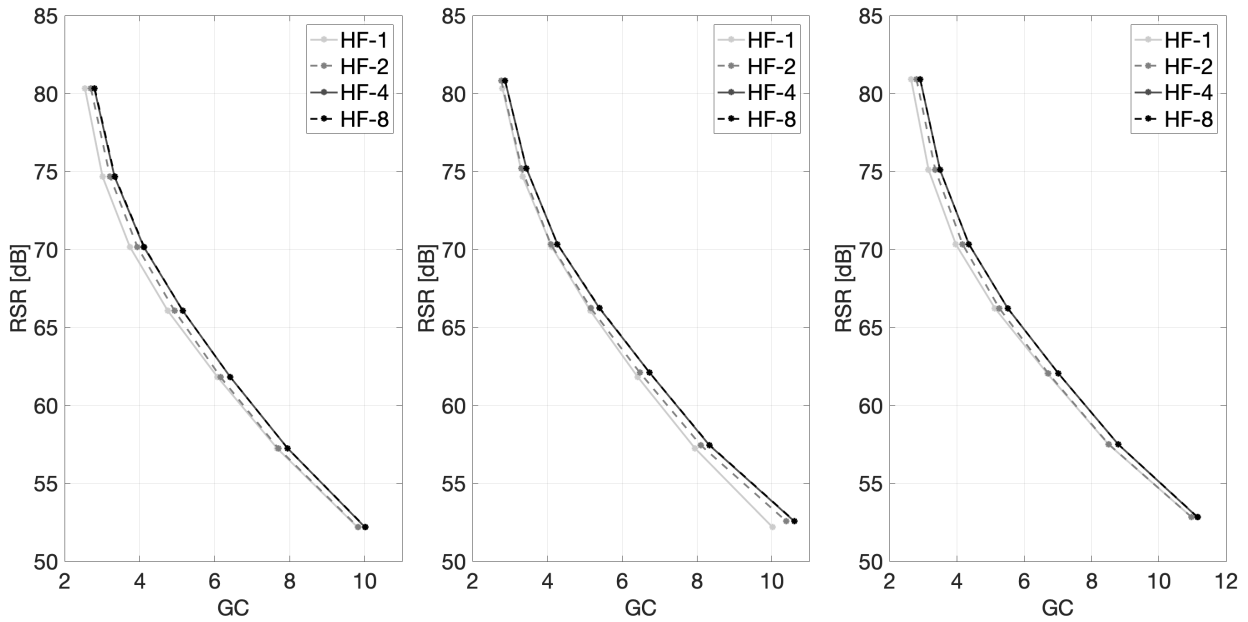


(a) Tensão fase A.

(b) Tensão fase B.

(c) Tensão Fase C.

Figura 4.25: Variação de cisões do algoritmo Huffman para tensão -  $16 \leq Q_{max} \leq 9$  e  $15 \leq Q_{min} \leq 8$ .



(a) Corrente fase A.

(b) Corrente fase B.

(c) Corrente Fase C.

Figura 4.26: Variação de cisões do algoritmo Huffman para Corrente -  $16 \leq Q_{max} \leq 8$  e  $15 \leq Q_{min} \leq 7$ .

Os resultados entre HF-1 e HF-2 são pouco diferentes, como apresentado pelas curvas das Figuras 4.25 e 4.26. Porém, quando comparados HF-2 e HF-4 há certa melhora, sobretudo para maiores valores de RSR, ou seja, maiores valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$ . Isso ocorre devido a menor quantidade de bits para representar cada coeficiente quantizado quando aplicada a maior quantidade de cisões ao vetor de entrada.

Nota-se, ainda, que há pouca diferença entre HF-4 e HF-8; isso se dá pela influência da necessidade de armazenar o dobro de quantidade de tabelas de codificação. Essa etapa da codificação Huffman diminui a capacidade de compressão do sinal ao utilizar HF-8 no lugar de HF-4.

Por fim, conclui-se a boa aplicação da Codificação Aritmética Baseada no Contexto, como observado pelos resultados de maiores ganhos de compressão para faixas de RSR das Figuras 4.23 e 4.24. Dessa forma, esse algoritmo de codificação de entropia será utilizado na próxima seção de análise dos modos de simulação, assim como as escolhas realizadas a partir dos resultados das seções anteriores.

## 4.11 Modos de Simulação

Como apresentado no início deste capítulo, existem dois modos (ou formas) de simulação: Deslocamento Linear e Rotação em Sentido Horário. No modo linear, os valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  são diminuídos de uma unidade para cada realização do algoritmo até ser obtido  $Q_{max} = 2$  e  $Q_{min} = 1$ . Já a forma Sentido Horário mantém constante o valor  $Q_{max}$  e o valor de  $Q_{min}$  é diminuído de uma unidade até  $Q_{min} = 1$ . Essas alterações implicam em mudanças nas curvas de perfil espectral, as quais possuem grande impacto na quantização dos sinais transformados.

Como os resultados apresentados até este momento foram obtidos a partir do modo de simulação Linear, as curvas que serão apresentadas nesta sub-seções têm o objetivo de comparar os modos de simulação Linear e Sentido Horário. Para isso foi considerada a seguinte configuração do sistema de codificação, a qual foi escolhida considerando os melhores resultados apresentados pelas seções anteriores:

- Curva de perfil espectral: exponencial;
- Tamanho da janela: 1024 amostras;
- Família de *wavelets*: Coiflet-5
- $Q_{max}$  inicial: 16 bits;
- $Q_{min}$  inicial: 15 bits;
- Codificação de entropia: CABAC.

Como apresentado pela lista acima, o tamanho de janela escolhido é igual a 1024. Além disso, a família de *wavelets* escolhida é a Coiflet-5. Já a curva de perfil espectral utilizada é a exponencial. Por fim, o algoritmo de codificação de entropia é o CABAC. Todos esses parâmetros foram analisados

pelas seções anteriores e justificado o uso de cada um, dadas as comparações de seus resultados com outras alternativas disponíveis.

Entretanto, nesta seção são comparados os dois modos de simulação propostos. Assim, a configuração apresentada acima será considerada para cada um deles para serem obtidos os seguintes resultados.

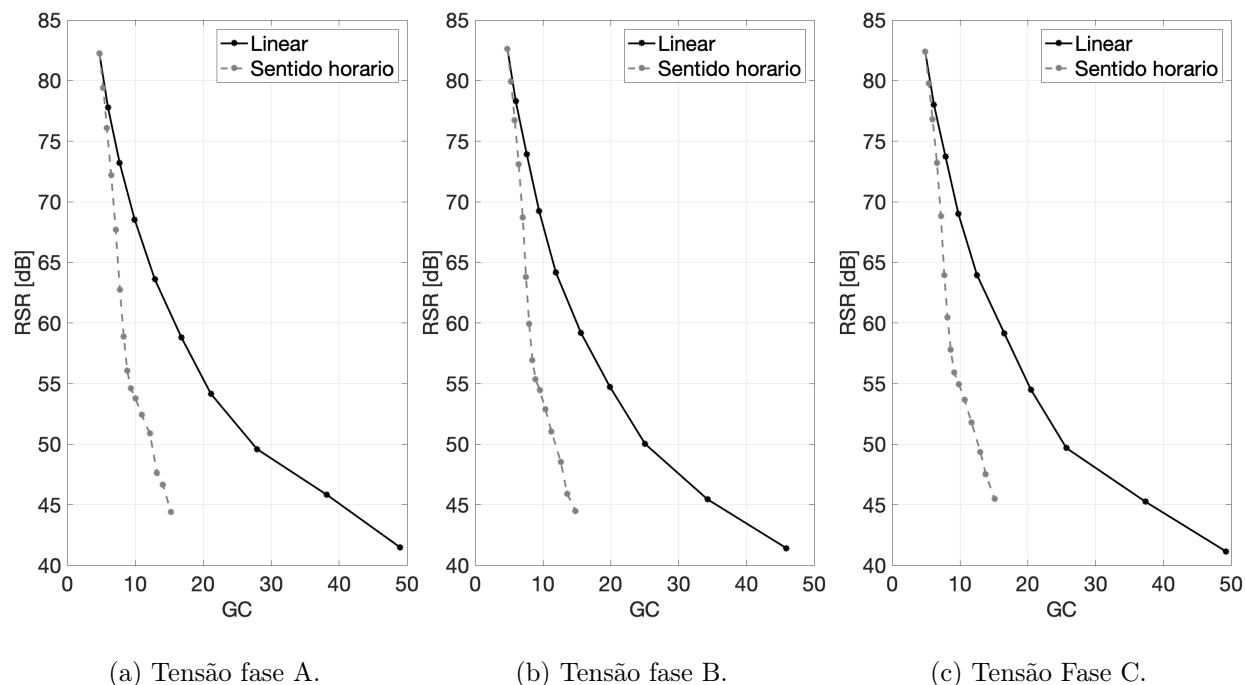
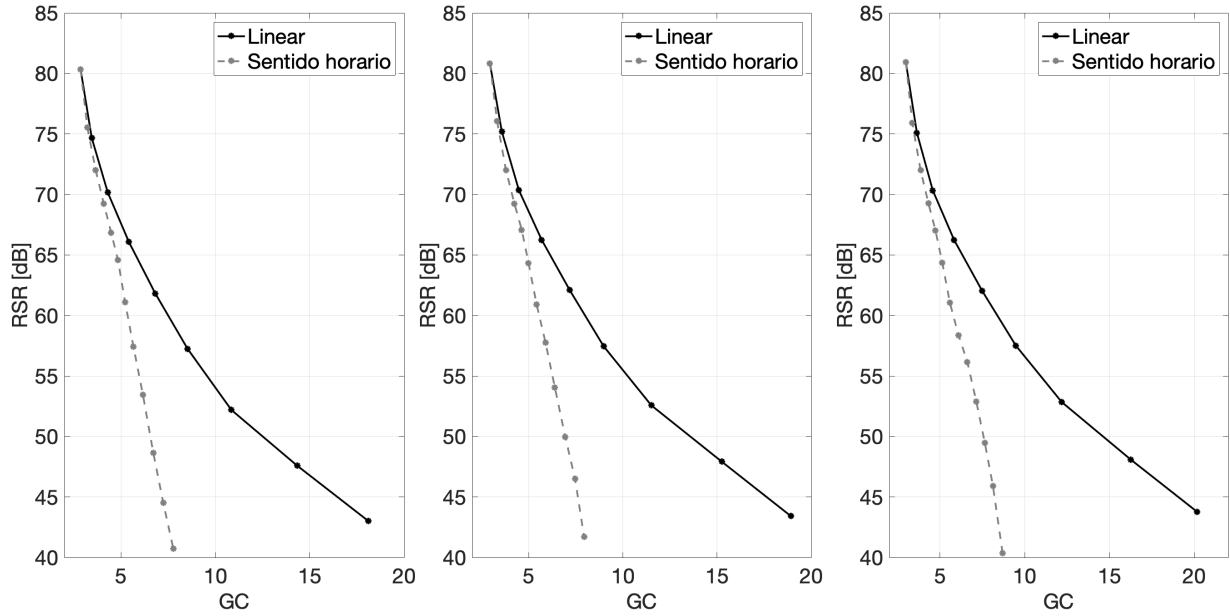


Figura 4.27: Modo de simulação Linear para  $6 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $5 \leq Q_{min} \leq 15$  e Sentido Horário para  $Q_{max} = 16$  e  $1 \leq Q_{min} \leq 15$  para sinais de tensão.

Como observado pelas curvas presentes nas Figuras 4.28 e 4.27, a aplicação do modo de simulação Linear apresenta maiores valores de ganho de compressão para mesmos níveis de RSR. Essa melhora nos resultados é proporcionada pela alteração de valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  sucessivamente.

Ao ser mantido constante o valor de  $Q_{max}$  - como ocorre no modo de simulação Rotação em Sentido Horário - a quantidade de bits apresentada às sub-bandas mais próximas do coeficiente de aproximação durante a etapa de quantização permanece constante. A variação somente de  $Q_{min}$  garante valores baixos de ganho de compressão em comparação ao modo Linear. Porém, o modo Rotação em Sentido Horário apresenta uma maior quantidade de resultados com RSR acima de  $40dB$  em comparação com o caso Linear, ou seja, há maior variação de  $Q_{max}$  em comparação. Isso é dado pela conservação da qualidade do sinal quando não há a alteração de  $Q_{max}$ . Em detrimento disso, menores valores de ganho de compressão são atingidos.

Finalmente, mostra-se que o modo de simulação Sentido Horário é uma escolha conservadora para a obtenção da compressão dos sinais. A sua aplicação não apresenta grande compromisso com a compressão em comparação com o modo de simulação Linear. Entretanto, o modo Sentido Horário garante, como observado nas Figuras 4.28 e 4.27, a qualidade do sinal em razão dos valores altos de RSR para pequenos valores de  $Q_{min}$ .



(a) Corrente fase A.

(b) Corrente fase B.

(c) Corrente Fase C.

Figura 4.28: Modo de simulação Linear para  $7 \leq Q_{max} \leq 16$  e  $6 \leq Q_{min} \leq 15$  e Sentido Horário para  $Q_{max} = 16$  e  $3 \leq Q_{min} \leq 15$  para sinais de corrente.

A escolha entre os modos de simulação disponíveis deve atender a necessidade do uso do sistema de codificação apresentado. Logo, deve ser considerada a relevância da diminuição da qualidade do sinal em relação ao aumento significativo do ganho de compressão. Para os resultados finais, assim, é utilizado o modo de simulação Deslocamento Linear por proporcionar maiores ganhos de compressão em mesmas faixas de RSR.

#### 4.11.1 Resultados Finais

Como apresentado na seção de metodologia, esta última seção de resultados propõe a apresentação para a melhor configuração possível encontrada. Para aferir essa configuração proposta, foram realizadas as análises de cada passo possível de ser alterado no sistema: tamanho da janela de segmentação, escolha da família de *wavelets*, curva de perfil espectral, algoritmo de codificação de entropia e, por fim, modos de simulação.

Sendo assim, foram escolhidas as melhores alternativas apresentadas pelas análises presentes neste capítulo:

- Curva de perfil espectral: exponencial;
- Tamanho da janela: 1024 amostras;
- Família de *wavelets*: Coiflet-5
- $Q_{max}$ : 9 bits;

- $Q_{min}$ : 8 bits;
- Modo de simulação: Linear.

Dessa forma, foi escolhida a janela de segmentação com 1024 amostras, família de *wavelets* Coiflet-5, curva de perfil espectral exponencial, codificação de entropia CABC e modo de simulação Linear. Nota-se aqui que os resultados para sucessivas alterações de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  dado o limiar de  $RSR = 40dB$  foi apresentado na seção anterior nas Figuras 4.27 e 4.28. Logo, os resultados apresentados nessa seção não têm o objetivo de apresentar as alterações de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  mas tão somente de visualizar os erros apresentados em cada curva selecionada para valores definidos de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$ .

Para ser apresentado o sinal resultante, foram escolhido valores de  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  igual a 9 e 8 bits respectivamente. Essa escolha foi feita com base na comparação entre ganho de compressão e RSR presente nas Figuras 4.27 e 4.28, pois apresenta valores intermediários para ambos os parâmetros de avaliação.

Como parâmetro de avaliação destes resultados, serão apresentadas comparações visuais entre os sinais de entrada e os sinais decodificados. Assim como o sinal resultante de erro entre tais sinais, para que possam ser visualizados os intervalos em que o sistema de codificação é menos eficiente. Além disso, para cada caso é apresentado o valor de MSE com o intuito de comparação entre alguns resultados de artigos pesquisados.

Os primeiros resultados são apresentados para os sinais de tensão. A Figura 4.29 apresenta o sinal de tensão Fase A original que deve ser comparada com a Figura 4.30, o sinal de tensão Fase A decodificado. Na Figura 4.31 é apresentado o sinal de erro. Deve ser observado que nas faixas iniciais e finais, em que o sinal tem a sua maioria composta pela componente senoidal, não há erros relevantes. As diferenças entre o sinal original e decodificado são mais frequentes em faixas de amostras com diferenças abruptas de amplitude causadas por distorções. Isso ocorre pela perda de informação ao ser aplicado o algoritmo de quantização, o qual define uma resolução pior para componentes distantes do coeficiente de aproximação da transformada ou em frequência em nível de energia menor. Ou seja, o erro é nitidamente concentrado na região com maior concentração de distúrbios do sinal. Por fim, o valor de MSE para esse caso é igual a  $8,5117 \times 10^{-4}$ .

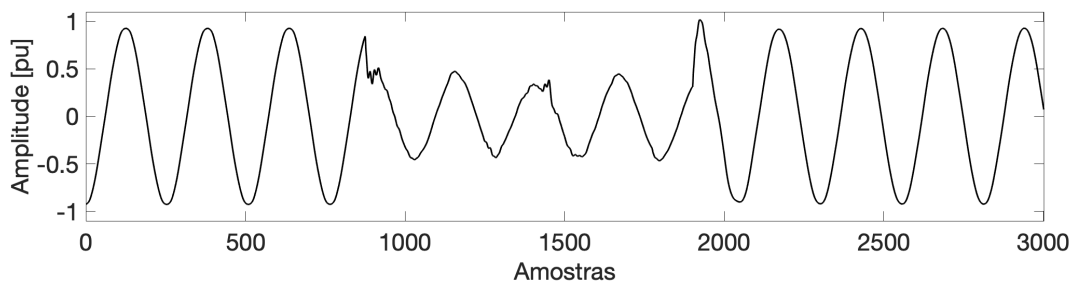


Figura 4.29: Sinal original da corrente Fase A.

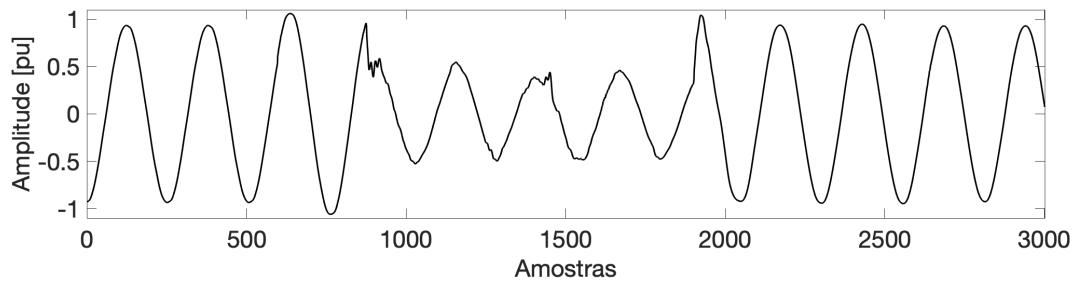


Figura 4.30: Sinal decodificado da tensão Fase A.

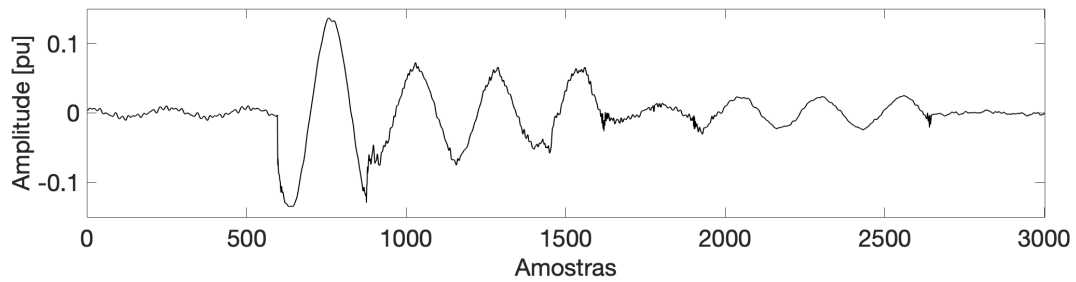


Figura 4.31: Sinal de erro da tensão Fase A.

Assim como observado para a fase A dos sinais de tensão, na sua fase B ocorrem maiores erros quando há diferenças grandes entre amplitudes dos coeficientes. Entretanto, para a fase B é perceptível a menor presença de erro, estando eles concentrados entre as amostras 1000 e 2000, como observado na Figura 4.34 em comparação com as Figuras 4.32 e 4.33. Isso é dado pelo comportamento mais próximo de uma senoide, ou seja, com a menor presença de distúrbios. O valor de MSE para este caso é igual a  $1,893 \times 10^{-5}$ .

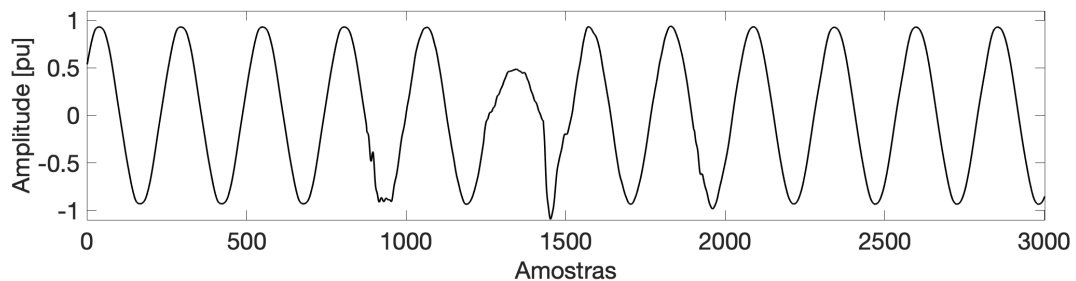


Figura 4.32: Sinal original da tensão Fase B.

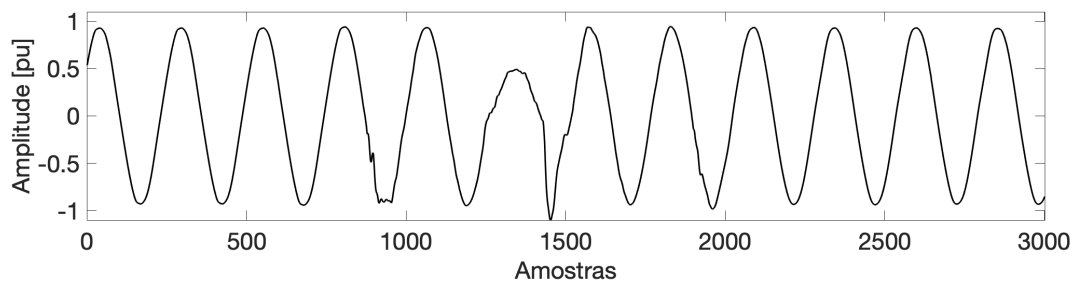


Figura 4.33: Sinal decodificado da tensão Fase B.



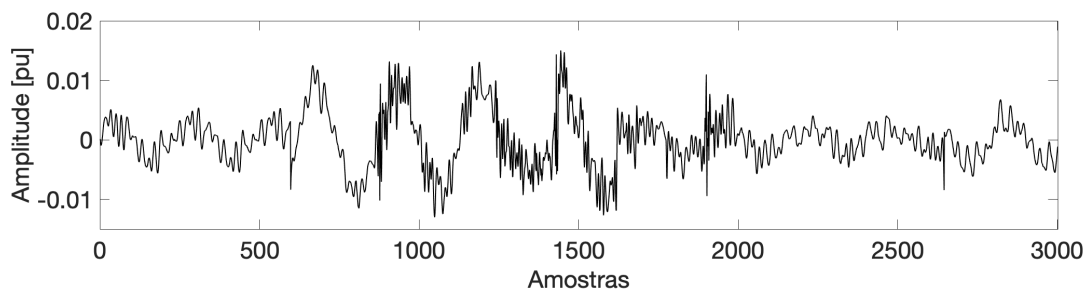


Figura 4.34: Sinal de erro da tensão Fase B.

O último sinal de tensão analisado corresponde à sua fase C. A comparação entre o sinal original apresentado na Figura 4.35 e o sinal decodificado na Figura 4.36 leva a constatar pequenos erros no sinal decodificado, sobretudo quando há um pequeno distúrbio nas proximidades da amostra de número 2000. Para este caso o valor de MSE é igual a  $1,6981 \times 10^{-5}$ .

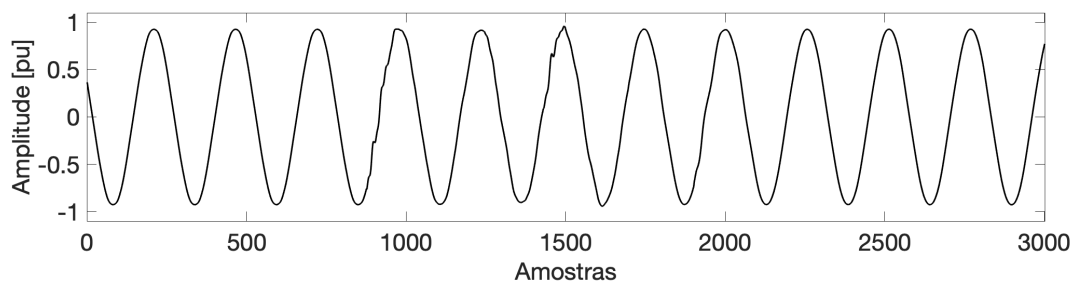


Figura 4.35: Sinal original da tensão Fase C.

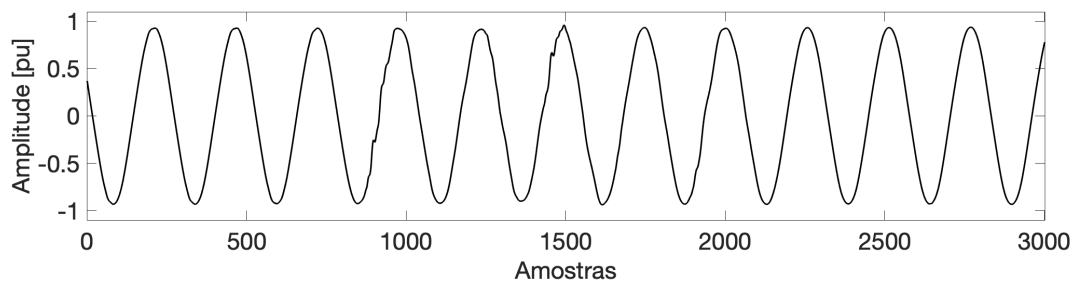


Figura 4.36: Sinal decodificado da tensão Fase C.

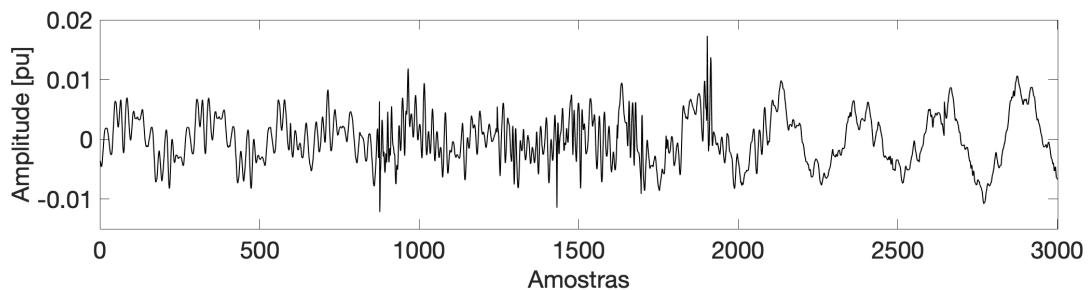


Figura 4.37: Sinal de erro da tensão Fase C.

Como apresentado na Figura 4.4, os sinais de corrente, em suas três fases, apresentam distorções causadas por harmônicos. Sendo assim, é esperado que o erro apresentado em um período desses harmônicos também se repita para outros. Como exemplo, pode-se visualizar o sinal de erro na Figura 4.40, em que os períodos desse sinal são quase idênticos nessa faixa. Para a fase A do sinal de corrente, o valor de MSE é igual a  $6,210 \times 10^{-5}$ .

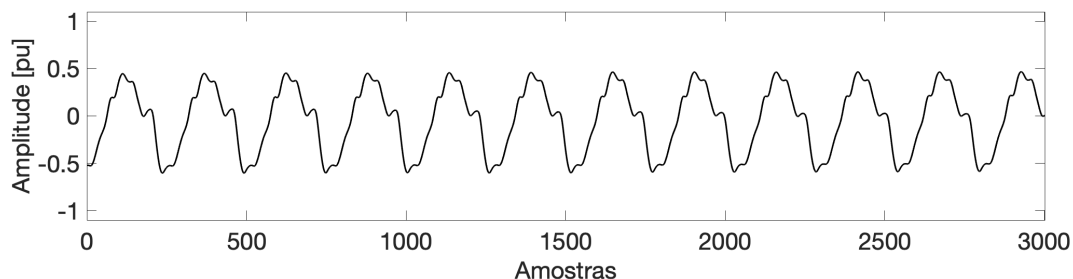


Figura 4.38: Sinal original da corrente Fase A.

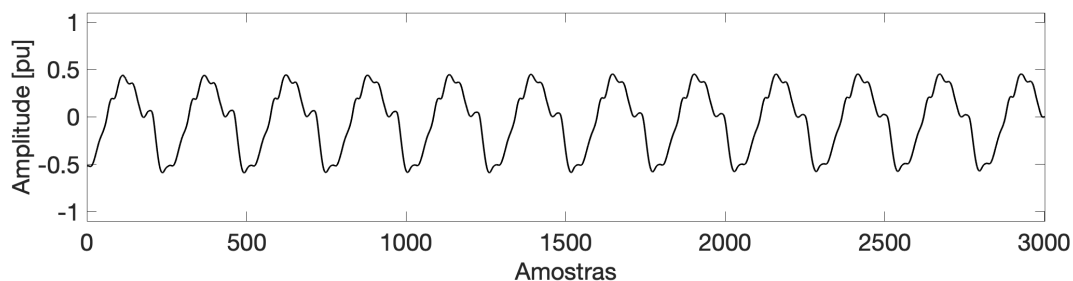


Figura 4.39: Sinal decodificado da corrente Fase A.

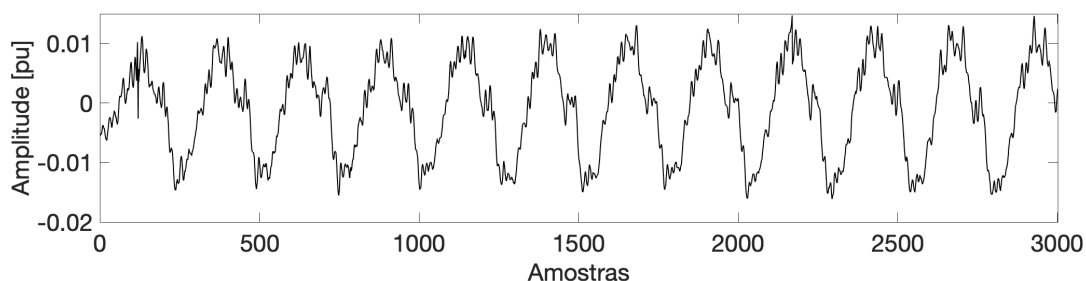


Figura 4.40: Sinal de erro da corrente Fase A.

Para a fase B do sinal de corrente, o erro apresentado pelo sinal decodificado também apresenta as características apresentadas para a fase A. Porém, nota-se que esse erro aumenta entre as amostras 1000 e 2000 da Figura 4.43. Isso pode ser dado por uma pequena variação na amplitude desse sinal, a qual é difícil de ser vista. O valor MSE entre os sinais das Figuras 4.41 e 4.42, assim, é igual  $7,678 \times 10^{-5}$ .

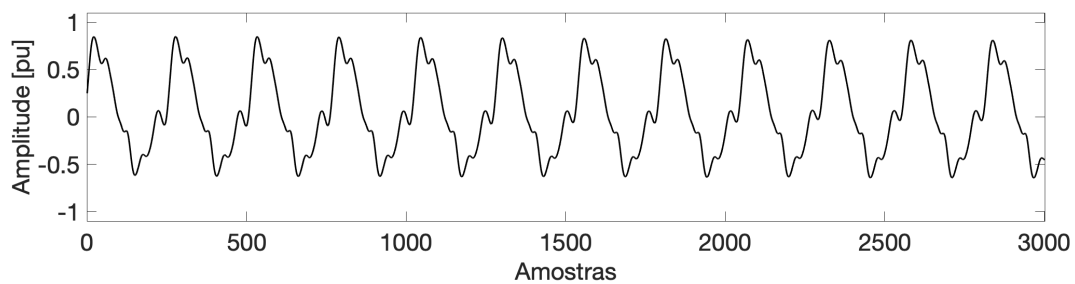


Figura 4.41: Sinal original da corrente Fase B.

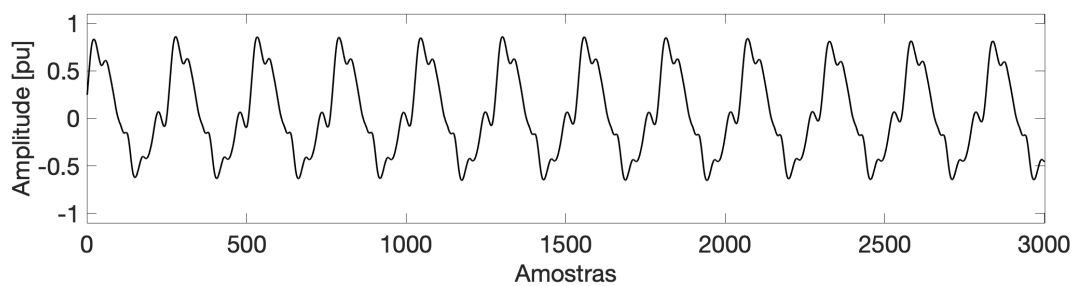


Figura 4.42: Sinal decodificado da corrente Fase B.

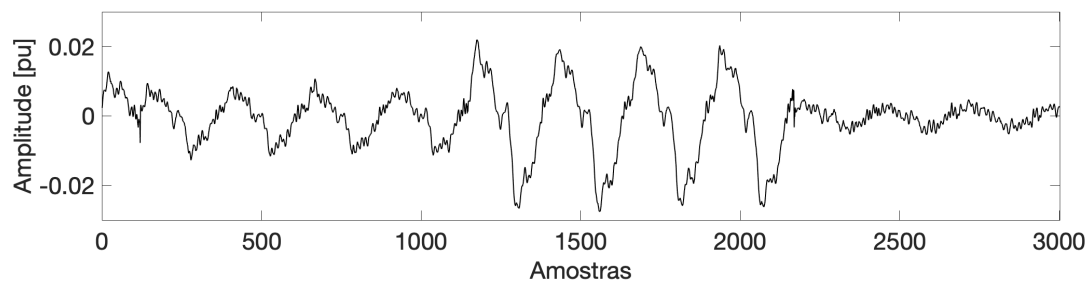


Figura 4.43: Sinal de erro da corrente Fase B.

Por fim, a última análise para este caso deve ser focada na comparação dos sinais das Figuras 4.44 e 4.45. Ambas as figuras apresentam, também, harmônicos em sua maior parte. Logo, é esperado que o erro entre o sinal original e o decodificado também repercute essa distorção, como apresentado na Figura 4.46. Para esse sinal o valor MSE é igual a  $1,816 \times 10^{-5}$ .

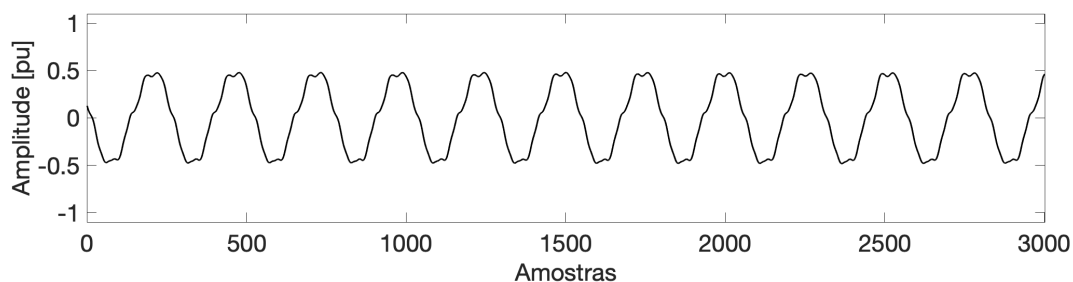


Figura 4.44: Sinal original da corrente Fase C.

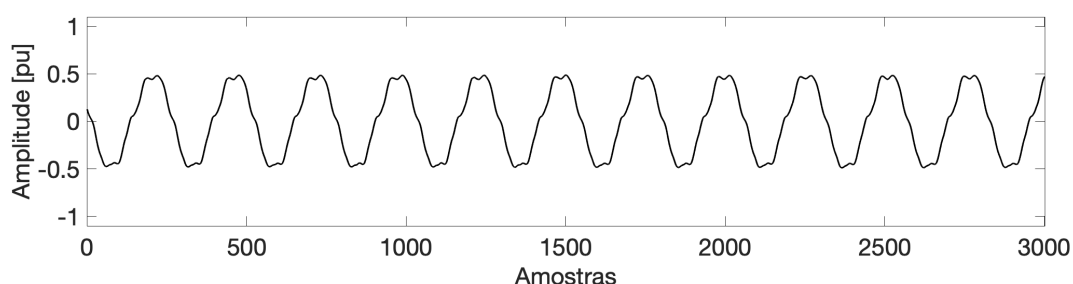


Figura 4.45: Sinal decodificado da corrente Fase C.

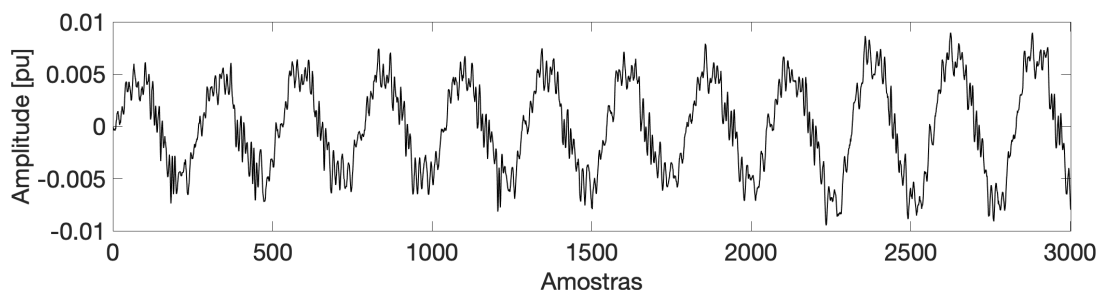


Figura 4.46: Sinal de erro da corrente Fase C.

Algumas referências podem ser utilizadas para comparar os resultados obtidos neste trabalho. Em [40] são utilizadas técnicas de compressão de sinais de redes elétricas em uma perspectiva 2D, nele houve ganho aproximado de 30 para valores de MSE próximos de  $10^{-5}$ . Já em [43], artigo baseado em codificação paramétrica, o ganho de compressão foi de 68,27 para  $RSR = 26dB$ . Em [44], artigo também baseado em codificação paramétrica, apresentou ganho de compressão igual a 16 para  $RSR = 31dB$ . Por fim, em [48] é apresentado um algoritmo baseado em codificação paramétrica e por transformada que apresenta ganho de compressão igual a 16 para  $MSE = 10^{-3}$ .

Já para os resultados obtidos pelo sistema proposto neste trabalho, tem-se que ganho de compressão igual a 25 para  $RSR = 49,68dB$  e  $MSE = 1,893 \times 10^{-5}$  quando considerado o sinal de tensão fase B. Tais resultados estão próximos dos apresentados pela bibliografia proposta. Em

alguns casos, como em [48], o sistema de codificação utilizado neste trabalho apresenta resultados superiores.

## 4.12 Considerações Finais

Este capítulo apresentou o sistema de codificação para sinais de tensão e corrente de redes de distribuição de energia elétrica. Esse sistema é baseado em três etapas básicas: transformação, quantização e codificação de entropia. Etapas que são antecedidas pela segmentação do sinal em janelas para a redução da complexidade do algoritmo. Como apresentado, a etapa de transformada tem o objetivo de reduzir a correlação entre os coeficientes a serem codificados, a etapa de quantização tem o objetivo de reduzir a precisão entre cada coeficiente transformado e, por fim, a etapa de codificação de entropia tem a função de reduzir a redundância ainda presente no vetor de símbolos quantizados.

Para a escolha de um bom valor  $N$  de tamanho de janela de segmentação foram analisadas cinco propostas: 256, 512, 1024, 2048 e 4096. Pode-se concluir que o aumento de  $N$  aumenta também os valores de ganho de compressão para faixas de RSR. Isso é dado pela diminuição da quantidade de informação lateral em relação a valores de  $N$  pequenos; além da melhor previsibilidade dos algoritmos de codificação de entropia utilizado e da melhor redução da correlação entre os coeficientes transformados. Entretanto, tal aumento também impacta diretamente na complexidade do sistema. Logo, a escolha do tamanho de janela de segmentação deve considerar não só os resultados, como também o tempo para adquiri-los. Para a apresentação dos resultados nas seções de análise que seguiram foi selecionado  $N = 1024$  como valor intermediário e com bons resultados.

Na etapa de transformada foram analisadas diversas famílias de *wavelets* assim como variações de quantidade de coeficientes em cada *wavelet*-mãe. Foi observado que o aumento da quantidade de coeficientes acaba por representar de forma melhor o sinal transformado, o que indica maiores valores de ganho de compressão para certas faixas de RSR. Porém, o aumento de coeficientes também aumenta complexidade do sistema, fator que deve ser considerado a depender da aplicação do algoritmo proposto. De acordo com os resultados apresentados, a família Coiflet-5 proporcionou melhores ganhos de compressão para faixas de RSR.

Também foi apresentado o algoritmo de Quantização por Alocação Dinâmica de Bits (QADB) proposto em [6]. O objetivo deste algoritmo é realizar a quantização dos sinais transformados de acordo com o envelope formado pelo seu espectro. Assim, coeficientes mais próximos da sub-banda de aproximação serão quantizados com maior quantidade de bits por terem maior concentração de energia e carregarem maior importância para a reconstrução do sinal. O inverso ocorre para coeficientes distantes da sub-banda de aproximação. Foram analisados quatro perfis espectrais, os quais não divergiram de forma expressiva entre seus resultados, a não ser pela utilização do perfil espectral Tangente-Hiperbólica 2. Ao realizar uma análise minuciosa nos resultados, pode-se concluir que o perfil exponencial apresentou melhores resultados em comparação com os outros casos.

A última etapa do sistema de codificação implica na codificação de entropia do sinal quantizado.

Foram testados os algoritmos Huffman e Aritmético, bem como algumas de suas variações. Para o algoritmo Huffman foram aplicadas segmentações no vetor a ser codificado com o objetivo de diminuir a profundidade da árvore de codificação. Já para o algoritmo de codificação Aritmética foi utilizado o contexto no qual cada símbolo se insere para a sua codificação. Foram observados melhores resultados com o uso da Codificação Aritmética Baseada no Contexto (CABC). Isso ocorre pelo conhecimento em memória das condições estatísticas em que se insere cada coeficiente a ser codificado, proporcionando, assim, melhores escolhas de intervalos de codificação a partir do algoritmo de codificação aritmética. Dado que os sinais de entrada apresentam grande parte composta pela componente senoidal, esses resultados são ainda mais expressivos pela regularidade possível de ser encontrada entre os coeficientes do sinal.

Dessa forma, para cada etapa sucessiva foram analisados os diversos parâmetros possíveis de configuração. Foram encontrados, assim, os melhores resultados do compromisso entre ganho de compressão e razão sinal-ruído para sinais de tensão e corrente com a presença de distúrbios. A escolha desses parâmetros permitiu a visualização dos sinais decodificados e seus respectivos erros já na parte final deste capítulo. Pode-se observar a maior densidade de erros quando há a presença de distúrbios nos sinais. Assim como a continuidade da presença desses erros por grande parte do sinal quando considerados distúrbios periódicos, como harmônicos.

Com a apresentação de todos os resultados neste capítulo, assim como suas respectivas análises, pode-se considerar a boa aplicabilidade do sistema de codificação apresentado, dados os bons resultados de ganho de compressão para faixas de RSR e a comparação desses resultados com outros encontrados na bibliografia. O sistema de codificação de sinais de tensão e corrente de redes de distribuição de energia elétrica, por fim, garante a análise de diferentes partes do algoritmo da codificação e permite que sejam modificadas suas partes, assim como analisadas e propostos melhores métodos.

## Capítulo 5

# Conclusões e Trabalhos Futuros

*Este capítulo apresenta conclusões a partir das análises realizadas no capítulo anterior. Neste capítulo também estão presentes possíveis trabalhos futuros a serem desenvolvidos com base no desenvolvimento apresentado neste texto.*

### 5.1 Conclusões

Durante o desenvolvimento deste trabalho foi explorada a codificação por sub-bandas em sinais com de redes elétricas com a presença de distorções inicialmente proposto em [6]. Foram assim, estudados os resultados para alterações nas etapas de segmentação, transformação, quantização e codificação de entropia, além dos possíveis modos de codificação apresentados.

O objetivo fundamental do sistema de codificação é comprimir o sinal que é ainda segmentado para reduzir a complexidade computacional do sistema. Além disso, deseja-se, ainda, manter suas características fundamentais, principalmente em regiões com a presença de distúrbios como interrupções e transientes; regiões com características estatísticas diferentes. Como apresentado nos resultados, tais regiões apresentam maior incidência de erros de codificação, porém, tais erros são minimizados a partir do algoritmo de codificação empregado.

Para a etapa de quantização foi utilizado um algoritmo que tenta aproximar a curva de quantização ao espectro apresentado pelo sinal após a sua transformação referenciado em [6]. Com isso, são quantizados com mais bits os coeficientes transformados presentes em sub-bandas mais próximas do coeficiente de aproximação da TDW e com menos bits aqueles longes do coeficiente de aproximação. Dessa forma, coeficientes transformados com maior energia e, com isso, maior importância para a recuperação do sinal terão seus valores conservados.

O sistema, assim, foi criado com disponibilidade de diversas configurações possíveis, as quais foram simuladas e seus resultados foram apresentados no quarto capítulo. As simulações foram realizadas com o uso de sinais de tensão e corrente com a presença de transientes de diversos tipos, como apresentados nas Figuras 4.3 e 4.4. Ao serem obtidos os resultados para cada configuração, foi possível observar a melhora ou piora dada cada seleção proposta nas etapas do sistema. Finalmente, ao final do capítulo anterior, foi obtida a configuração ideal para o sistema de codificação

apresentado neste trabalho.

As primeiras análises foram feitas com base no tamanho da janela de codificação do sistema. Como esperado, a maior quantidade de símbolos dentro da janela apresenta maior ganho de compressão para uma mesma faixa de valores de RSR. Isso é observado para RSR igual a  $43dB$  da Figura 4.5, em que o ganho de compressão aumenta do dobro quando comparados tamanhos de janela de 256 e 4096 amostras. Algumas motivações são encontradas para esses resultados, como a melhor previsibilidade do algoritmo de codificação de entropia para janelas maiores, assim como a maior eficiência da diminuição da correlação entre os coeficientes transformados e a menor quantidade de informação lateral para a escolha de janelas de segmentação maiores. Considerando estes fatores, o tamanho de 1024 amostras por janela de codificação foi considerado como ideal para o sistema, dado o aumento da complexidade para janelas maiores e a garantia de obtenção de uma boa relação de ganho de compressão e RSR.

Já a segunda análise foi feita com base na família de *wavelets* utilizada na etapa de transformação. Foi observado que o ganho de compressão pode até mesmo dobrar em certas faixas de RSR com o aumento da ordem de cada função-mãe, como comparada a Coiflet-1 e Coiflet-5 na Figura 4.14; passou de 19,13 para 43,97 em RSR igual a  $42dB$ . Ao comparar os resultados obtidos entre as famílias de *wavelets*, são apresentados maiores ganhos de compressão para faixas de RSR, como apresentado nas Figuras 4.15 e 4.20, com o uso da Coiflet-5. O aumento da ordem das *wavelets* propostas pode ainda melhorar os resultados: haveria uma melhor representação dos sinais transformados implicada pela menor correlação e a maior concentração de energia nos coeficientes transformados. Porém, como exposto pela biografia listada no capítulo, a escolha da família de *wavelets* depende do sinal a ser transformado, ou seja, o estudo do sinal é de grande importância nesta parte da aplicação do sistema de codificação.

Para a análise das curvas de perfil espectral, as diversas opções de aproximação do perfil listadas, com base em [6], apresentaram resultados pouco diversos entre si, como apresentado nas Figuras 4.21 e 4.22. Isso é dado pela boa aproximação de cada curva do espectro do sinal transformado. Ao ser realizada uma análise minuciosa nos resultados foi observado que a curva de perfil espectral exponencial indicou maiores ganhos de compressão para a mesma faixa de RSR, como apresentado pelas Tabelas 4.2 e 4.3.

A análise da etapa de codificação de entropia apresentou melhores resultados quando utilizado o algoritmo de codificação aritmética baseada no contexto (CABC), em que os valores de ganho de compressão aumentam em aproximadamente 10 unidades quando comparado o algoritmo CACB com o algoritmo Aritmético em uma faixa de RSR igual a  $41dB$ . Isso é dado pela boa previsibilidade e a memória das condições estatísticas do contexto em que é inserido cada coeficiente. Com a presença de uma maior parte senoidal dos sinais comprimidos, a previsibilidade do algoritmo acaba por promover condições para resultados ainda melhores. Ainda com base nos resultados dessa parte, houve certo aumento do ganho de compressão ao aplicar segmentações do vetor para a codificação Huffman. Porém este ganho foi pouco presente dada a necessidade de espaço ocupado pela maior quantidade de tabelas de codificação.

O sistema de codificação, além de permitir configurar as opções apresentadas, ainda permite



alterar o modo de simulação. Foram apresentados dois modos: Deslocamento Linear e Rotação em Sentido Horário. O modo Deslocamento Linear apresentou melhores resultados dada a sua diminuição de ambos os valores  $Q_{max}$  e  $Q_{min}$  em cada etapa de simulação, diferente do modo Rotação em Sentido Horário, o qual fixa o valor  $Q_{max}$  e altera somente  $Q_{min}$  em cada simulação. Os resultados das simulações para o modo Rotação em Sentido Horário pouco variaram nas diferentes faixas de RSR, mantendo-se, assim, valores de ganho de compressão na faixa de 1,5 a 8 a cada alteração dos valores de  $Q_{min}$ .

Obtidos todos os resultados para diferentes configurações de simulação, foi possível determinar a melhor configuração possível para este sistema de codificação dado o banco de sinais de tensão e corrente proposto:

- Tamanho da janela de semgntação: 1024 amostras;
- Família de *wavelets*: Coiflet-5;
- Curva de perfil espectral: Exponencial;
- Algoritmo de codificação de entropia: CABAC;
- Modo de simulação: Linear.

Uma última análise foi realizada para visualizar os sinais decodificados e os sinais originais com foco em alguns distúrbios presentes nos sinais de teste. Também foram visualizados os erros apresentados entre cada sinal. Como apresentado nas Figuras 4.31 a 4.37, o erro de codificação fica ainda concentrado nas partes dos sinais com maior incidência de distúrbios. Além disso, o erro de decodificação apresentado em sinais com harmônicos repercute por todos os períodos em que esta distorção está presente, com apresentado nas Figuras 4.40 a 4.46.

Finalmente, dados os resultados apresentados e suas respectivas análises e comparações, foi concluída a boa efetividade do sistema de codificação de sinais apresentado. Além disso, a análise de suas etapas permitiu contribuições importantes acerca da implementação de algoritmos de compressão de dados. Conclui-se, assim, a boa efetividade do sistema e das análises apresentadas em cada uma de suas etapas.

## 5.2 Trabalhos Futuros

Com base na proposta de sistema de codificação apresentado neste trabalho, estudos futuros podem ser desenvolvidos. Algumas alterações, como a descoberta automática da melhor configuração possível para cada sinal de entrada poderiam ser apresentadas. Além disso, maiores alternativas de algoritmos de quantização e codificação de entropia, os quais ainda possuem desenvolvimentos atuais, seriam alternativas possíveis para a etapa correspondente. Estudos podem ser feitos, também, para a compressão de ambas as fases da tensão ou corrente de um mesmo sistema, assim como a codificação de outros dados obtidos pela rede.

Além de alterações no sistema proposto, há a possibilidade de trabalhos futuros com a utilização dos sinais codificados. A utilização deles para a caracterização de distúrbios, além da sua simulação em ambientes de compartilhamento de informação de dados de redes elétricas, são alternativas de propostas de trabalhos futuros possíveis de serem desenvolvidas.

O estudo da complexidade para as diversas configurações do sistema também pode ser um objeto de estudo para trabalhos futuros. Isso pode ser realizado a partir do registro do tempo transcorrido durante os processos de codificação e decodificação.

# REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] TCHEOU, M. P. et al. The compression of electric signal waveforms for smart grids: State of the art and future trends. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 5, n. 1, p. 291–302, 2013.
- [2] GOYAL, V. K. Theoretical foundations of transform coding. *IEEE Signal Processing Magazine*, IEEE, v. 18, n. 5, p. 9–21, 2001.
- [3] DINIZ, P. S.; SILVA, E. A. da; NETTO, S. L. *Processamento Digital de Sinais: Projeto e Análise de Sistemas*. [S.l.]: Bookman Editora, 2014.
- [4] SAYOOD, K. *Introduction to data compression*. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2017.
- [5] ANGARITA, J. A. C. Compressão de dados para sinais de distúrbios no ambiente das redes elétricas inteligentes. Tese de Doutorado - Universidade de Brasília. 2013.
- [6] NASCIMENTO, F.; SARAIVA, R. G.; CORMANE, J. Improved transient data compression algorithm based on wavelet spectral quantization models. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, 2020.
- [7] EPE. *Anuário Estatístico de Energia Elétrica*. Acessado em Jun 2020. Disponível em: <<https://epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/anuario-estatistico-de-energia-eletrica>>.
- [8] GELLINGS, C. W.; SAMOTYJ, M.; HOWE, B. The future’s smart delivery system and electric power supply. *IEEE Power and Energy Magazine*, IEEE, v. 2, n. 5, p. 40–48, 2004.
- [9] GU, I. Y.-H.; STYVAKTAKIS, E. Bridge the gap: signal processing for power quality applications. *Electric Power Systems Research*, Elsevier, v. 66, n. 1, p. 83–96, 2003.
- [10] BOLLEN, M. H. et al. Trends, challenges and opportunities in power quality research. *European Transactions on Electrical Power*, Wiley Online Library, v. 20, n. 1, p. 3–18, 2010.
- [11] SANTACANA, E. et al. Getting smart. *IEEE power and energy magazine*, IEEE, v. 8, n. 2, p. 41–48, 2010.
- [12] YU, X. et al. The new frontier of smart grids. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, IEEE, v. 5, n. 3, p. 49–63, 2011.
- [13] ABBOTT, D. Keeping the energy debate clean: How do we supply the world’s energy needs? *Proceedings of the IEEE*, IEEE, v. 98, n. 1, p. 42–66, 2009.

- [14] VOJDANI, A. Smart integration. *IEEE Power and Energy Magazine*, IEEE, v. 6, n. 6, p. 71–79, 2008.
- [15] IPAKCHI, A.; ALBUYEH, F. Grid of the future. *IEEE Power and Energy Magazine*, IEEE, v. 7, n. 2, p. 52–62, 2009.
- [16] WANG, K. et al. Wireless big data computing in smart grid. *IEEE Wireless Communications*, IEEE, v. 24, n. 2, p. 58–64, 2017.
- [17] HELMAN, D. R.; LANGDON, G. Data compression. *IEEE Potentials*, IEEE, v. 7, n. 1, p. 25–28, 1988.
- [18] ALBU, M. M. et al. Monitoring voltage and frequency in smart distribution grids. a case study on data compression and accessibility. In: IEEE. *IEEE PES General Meeting*. [S.l.], 2010. p. 1–6.
- [19] ZHANG, D.; BI, Y.; ZHAO, J. A new data compression algorithm for power quality online monitoring. In: IEEE. *2009 International Conference on Sustainable Power Generation and Supply*. [S.l.], 2009. p. 1–4.
- [20] SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*, Wiley Online Library, v. 27, n. 3, p. 379–423, 1948.
- [21] HUFFMAN, D. A. A method for the construction of minimum-redundancy codes. *Proceedings of the IRE*, IEEE, v. 40, n. 9, p. 1098–1101, 1952.
- [22] WITTEN, I. H.; NEAL, R. M.; CLEARY, J. G. Arithmetic coding for data compression. *Communications of the ACM*, ACM New York, NY, USA, v. 30, n. 6, p. 520–540, 1987.
- [23] AHMED, N.; NATARAJAN, T.; RAO, K. R. Discrete cosine transform. *IEEE Transactions on Computers*, IEEE, v. 100, n. 1, p. 90–93, 1974.
- [24] GRAY, R. M.; NEUHOFF, D. L. Quantization. *IEEE Transactions on Information Theory*, IEEE, v. 44, n. 6, p. 2325–2383, 1998.
- [25] WALLACE, G. K. The jpeg still picture compression standard. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, IEEE, v. 38, n. 1, p. xviii–xxxiv, 1992.
- [26] SKODRAS, A.; CHRISTOPOULOS, C.; EBRAHIMI, T. The jpeg 2000 still image compression standard. *IEEE Signal Processing Magazine*, IEEE, v. 18, n. 5, p. 36–58, 2001.
- [27] MEHTA, K.; RUSSELL, B. D. Data compression for digital data from power systems disturbances: Requirements and technique evaluation. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 4, n. 3, p. 1683–1688, 1989.
- [28] MALLAT, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, v. 11, n. 7, p. 674–693, 1989.

- [29] WILKINSON, W. A.; COX, M. Discrete wavelet analysis of power system transients. *IEEE Transactions on Power systems*, IEEE, v. 11, n. 4, p. 2038–2044, 1996.
- [30] NASCIMENTO, F. A. de O. Data compression algorithm for transient recording system. In: IEEE. *ISIE'97 Proceeding of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics*. [S.l.], 1997. p. 1126–1130.
- [31] NING, J. et al. A wavelet-based data compression technique for smart grid. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 2, n. 1, p. 212–218, 2010.
- [32] PILLAY, P.; BHATTACHARJEE, A. Application of wavelets to model short-term power system disturbances. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 11, n. 4, p. 2031–2037, 1996.
- [33] DASH, P. et al. Power quality disturbance data compression, detection, and classification using integrated spline wavelet and s-transform. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 18, n. 2, p. 595–600, 2003.
- [34] HSIEH, C.-T.; HUANG, S.-J.; HUANG, C.-L. Data reduction of power quality disturbances—a wavelet transform approach. *Electric power systems research*, Elsevier, v. 47, n. 2, p. 79–86, 1998.
- [35] HAMID, E. Y.; MARDIANA, R.; KAWASAKI, Z.-I. Wavelet-based compression of power disturbances using the minimum description length criterion. In: IEEE. *2001 Power Engineering Society Summer Meeting. Conference Proceedings (Cat. No. 01CH37262)*. [S.l.], 2001. v. 3, p. 1772–1777.
- [36] TOIVONEN, L.; MORSKY, J. Measurement and processing of distortion quantities in a portable, multi-purpose analyzer. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 8, n. 4, p. 1736–1746, 1993.
- [37] HSIEH, C.-T.; HUANG, S.-J. Disturbance data compression of a power system using the huffman coding approach with wavelet transform enhancement. *IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, IET, v. 150, n. 1, p. 7–14, 2003.
- [38] WU, C.-J.; FU, T.-H.; HUANG, C.-P. Data compression technique in recording electric arc furnace voltage and current waveforms for tracking power quality. In: IEEE. *2003 IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (IEEE Cat. No. 03CH37495)*. [S.l.], 2003. v. 1, p. 383–388.
- [39] KHAN, J. et al. Embedded-zero-tree-wavelet-based data denoising and compression for smart grid. *IEEE Transactions on Industry Applications*, IEEE, v. 51, n. 5, p. 4190–4200, 2015.
- [40] GEREK, Ö. N.; ECE, D. G. Compression of power quality event data using 2D representation. *Electric Power Systems Research*, Elsevier, v. 78, n. 6, p. 1047–1052, 2008.
- [41] QING, A. et al. A compression approach of power quality monitoring data based on two-dimension dct. In: IEEE. *2011 Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*. [S.l.], 2011. v. 1, p. 20–24.

- [42] MALLAT, S. G.; ZHANG, Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *IEEE Transactions on Signal Processing*, IEEE, v. 41, n. 12, p. 3397–3415, 1993.
- [43] LOVISOLO, L. et al. Efficient coherent adaptive representations of monitored electric signals in power systems using damped sinusoids. *IEEE Transactions on Signal Processing*, IEEE, v. 53, n. 10, p. 3831–3846, 2005.
- [44] TCHEOU, M. P. et al. Optimum rate-distortion dictionary selection for compression of atomic decompositions of electric disturbance signals. *IEEE Signal Processing Letters*, IEEE, v. 14, n. 2, p. 81–84, 2007.
- [45] ZHAO, H. et al. Historical multi-station scada data compression of distribution management system based on tensor tucker decomposition. *IEEE Access*, IEEE, v. 7, p. 124390–124396, 2019.
- [46] ZHAO, H.; MA, L. Power distribution system stream data compression based on incremental tensor decomposition. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, IEEE, v. 16, n. 4, p. 2469–2476, 2019.
- [47] RIBEIRO, M. V.; ROMANO, J. M. T.; DUQUE, C. A. An enhanced data compression method for applications in power quality analysis. In: IEEE. *IECON'01. 27th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (Cat. No. 37243)*. [S.l.], 2001. v. 1, p. 676–681.
- [48] RIBEIRO, M. V. et al. A novel mdl-based compression method for power quality applications. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 22, n. 1, p. 27–36, 2006.
- [49] LOIA, V.; TOMASIELLO, S.; VACCARO, A. Fuzzy transform based compression of electric signal waveforms for smart grids. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, IEEE, v. 47, n. 1, p. 121–132, 2016.
- [50] IBRAHIM, W. R. A.; MORCOS, M. M. Novel data compression technique for power waveforms using adaptive fuzzy logic. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 20, n. 3, p. 2136–2143, 2005.
- [51] HUANG, N. et al. Power quality disturbances classification using rotation forest and multi-resolution fast s-transform with data compression in time domain. *IET Generation, Transmission & Distribution*, IET, v. 13, n. 22, p. 5091–5101, 2019.
- [52] CHOWDHURY, B. H. Power quality. *IEEE Potentials*, IEEE, v. 20, n. 2, p. 5–11, 2001.
- [53] CRAIDE, S. *Pesquisa indica prejuízos da indústria com falhas no fornecimento de energia*. Acessado em Jun 2020. Disponível em: <<https://agenciabrasil.ebc.com.br/economia/noticia/2016-03/pesquisa-indica-prejuizos-da-industria-com-falhas-no-fornecimento-de>>.
- [54] KAZIBWE, W. E. et al. Power quality: a review. *IEEE Computer Applications in Power*, IEEE, v. 3, n. 1, p. 39–42, 1990.
- [55] RUDNICK, H.; DIXON, J.; MORAN, L. Delivering clean and pure power. *IEEE Power and Energy Magazine*, IEEE, v. 1, n. 5, p. 32–40, 2003.

- [56] HOROWITZ, S. H.; PHADKE, A. G. *Power system relaying*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2008.
- [57] MORETO, M.; ROLIM, J. G. Análise automática de oscilografias em sistemas elétricos de potência. *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, SciELO Brasil, v. 21, n. 4, p. 347–362, 2010.
- [58] TCHEOU, M. P. Análise e representação de sinais de oscilografia usando disposições adaptativas redundantes. Dissertação de Mestrado. *Universidade Federal do Rio de Janeiro*, 2005.
- [59] BOLLEN, M. H. et al. Bridging the gap between signal and power. *IEEE Signal Processing Magazine*, IEEE, v. 26, n. 4, p. 12–31, 2009.
- [60] BOLLEN, M. H.; GU, I. Y. *Signal processing of power quality disturbances*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2006.
- [61] XU, W. Component modeling issues for power quality assessment. *IEEE Power Engineering Review*, IEEE, v. 21, n. 11, p. 12–17, 2001.
- [62] RIBEIRO, M. V.; PEREIRA, J. L. R. Classification of single and multiple disturbances in electric signals. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Springer, v. 2007, p. 1–18, 2007.
- [63] JATSKEVICH, J.; WASYNCZUK, O.; CONRAD, L. A method of evaluating flicker and flicker-reduction strategies in power systems. *IEEE transactions on power delivery*, IEEE, v. 13, n. 4, p. 1481–1487, 1998.
- [64] HAN, Y. et al. Cause, classification of voltage sag, and voltage sag emulators and applications: A comprehensive overview. *IEEE Access*, IEEE, 2019.
- [65] TESTA, A. et al. Interharmonics: Theory and modeling. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 22, n. 4, p. 2335–2348, 2007.
- [66] KHODAPARAST, J.; KHEDERZADEH, M. Three-phase fault detection during power swing by transient monitor. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 30, n. 5, p. 2558–2565, 2014.
- [67] KARIMI, M.; MOKHTARI, H.; IRAVANI, M. R. Wavelet based on-line disturbance detection for power quality applications. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 15, n. 4, p. 1212–1220, 2000.
- [68] WANG, Y. et al. Detection and classification of disturbances in the islanded micro-grid by using wavelet transformation and feature extraction algorithm. *The Journal of Engineering*, IET, v. 2019, n. 18, p. 5284–5286, 2019.
- [69] IBRAHIM, W. A.; MORCOS, M. M. Artificial intelligence and advanced mathematical tools for power quality applications: a survey. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 17, n. 2, p. 668–673, 2002.

- [70] SOUALHI, A.; CLERC, G.; RAZIK, H. Detection and diagnosis of faults in induction motor using an improved artificial ant clustering technique. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, IEEE, v. 60, n. 9, p. 4053–4062, 2012.
- [71] RIBEIRO, M. V. et al. Detection of disturbances in voltage signals for power quality analysis using hos. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Springer, v. 2007, n. 1, 2007.
- [72] NYQUIST, H. Certain topics in telegraph transmission theory. *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers*, IEEE, v. 47, n. 2, p. 617–644, 1928.
- [73] VETTERLI, M.; KOVACEVIC, J. *Wavelets and subband coding*. [S.l.]: Prentice-hall, 1995.
- [74] GRIFFIN, D.; LIM, J. Signal estimation from modified short-time Fourier transform. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, IEEE, v. 32, n. 2, p. 236–243, 1984.
- [75] JAYANT, N. S.; NOLL, P. Digital coding of waveforms: principles and applications to speech and video. *Englewood Cliffs, NJ*, p. 115–251, 1984.
- [76] NUSSBAUMER, H. J. The fast fourier transform. In: *Fast Fourier Transform and Convolution Algorithms*. [S.l.]: Springer, 1981. p. 80–111.
- [77] GABOR, D. Theory of communication. part 1: The analysis of information. *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering*, IET, v. 93, n. 26, p. 429–441, 1946.
- [78] MALLAT, S. G. Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, IEEE, v. 37, n. 12, p. 2091–2110, 1989.
- [79] RIOUL, O.; VETTERLI, M. Wavelets and signal processing. *IEEE Signal Processing Magazine*, IEEE, v. 8, n. 4, p. 14–38, 1991.
- [80] COHEN, A.; DAUBECHIES, I.; FEAUVEAU, J.-C. Biorthogonal bases of compactly supported wavelets. *Communications on pure and applied mathematics*, Wiley Online Library, v. 45, n. 5, p. 485–560, 1992.
- [81] KOLMOGOROV, A. *Measure, Lebesgue integrals and Hilbert space*. [S.l.: s.n.].
- [82] VETTERLI, M.; HERLEY, C. Wavelets and filter banks: Theory and design. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 40, p. 2207–2232, 1992.
- [83] DOMINGUES, M. O.; KAIBARA, M. K. Wavelets biortogonais. *Revista Brasileira de Ensino de Física*, SciELO Brasil, v. 34, n. 3, p. 1–16, 2012.
- [84] NELSON, M.; GAILLY, J.-L. The data compression book 2nd edition. *M & T Books, New York, NY*, 1995.
- [85] FALLER, N. An adaptive system for data compression. In: *Record of the 7-th Asilomar Conference on Circuits, Systems and Computers*. [S.l.: s.n.], 1973. p. 593–597.



- [86] KNUTH, D. E. Dynamic huffman coding. *Journal of algorithms*, Elsevier, v. 6, n. 2, p. 163–180, 1985.
- [87] SKRETTING, K.; HUSØY, J. H.; AASE, S. O. Improved huffman coding using recursive splitting. In: *Proceedings of Norwegian Signal Processing, NORSIG*. [S.l.: s.n.], 1999. p. 92–95.
- [88] LANGDON, G. G. An introduction to arithmetic coding. *IBM Journal of Research and Development*, IBM, v. 28, n. 2, p. 135–149, 1984.
- [89] MARPE, D.; SCHWARZ, H.; WIEGAND, T. Context-based adaptive binary arithmetic coding in the h. 264/avc video compression standard. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, IEEE, v. 13, n. 7, p. 620–636, 2003.
- [90] GONTIJO LUIZ FERNANDO, N. F. A. d. O. N.; CASTELLANO, G. Compressão de transi-tórios de sinais de energia elétrica. *XXXVII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais*, Sociedade Brasileira de Telecomunicações, 2019.
- [91] KITTREDGE, K. M.; LENNANE, J. P.; SABIN, D. D. New publicly accessible online power quality monitoring databases. In: IEEE. *2016 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP)*. [S.l.], 2016. p. 137–141.
- [92] MOAYERI, N.; NEUHOFF, D. L. Time-memory tradeoffs in vector quantizer codebook searching based on decision trees. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, IEEE, v. 2, n. 4, p. 490–506, 1994.
- [93] 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*, IEEE, v. 17, n. 2, p. 460–466, 2002.
- [94] SANTOSO, S. et al. Power quality assessment via wavelet transform analysis. *IEEE transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 11, n. 2, p. 924–930, 1996.
- [95] ZHANG, M.; LI, K.; HU, Y. A high efficient compression method for power quality applications. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, IEEE, v. 60, n. 6, p. 1976–1985, 2011.
- [96] RIBEIRO, M. V.; ROMANO, J. M.; DUQUE, C. A. An improved method for signal processing and compression in power quality evaluation. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 19, n. 2, p. 464–471, 2004.
- [97] COIFMAN, R. R.; WICKERHAUSER, M. V. Entropy-based algorithms for best basis selection. *IEEE Transactions on Information Theory*, IEEE, v. 38, n. 2, p. 713–718, 1992.
- [98] BERKEL, M. van et al. Wavelets for feature detection; theoretical background. *CST*, Eindhoven University of Technology, v. 2010, 2010.
- [99] PENG, Z.; WANG, G. Study on optimal selection of wavelet vanishing moments for ECG denoising. *Scientific Reports*, Nature Publishing Group, v. 7, n. 1, p. 1–11, 2017.

- [100] KAREL, J.; PEETERS, R. Orthogonal matched wavelets with vanishing moments: a sparsity design approach. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, Springer, v. 37, n. 8, p. 3487–3514, 2018.
- [101] 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*, IEEE, v. 19, n. 3, p. 1334–1341, 2004.
- [102] DAS, S.; RAO, P. N. Arithmetic coding based lossless compression schemes for power system steady state operational data. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 43, n. 1, p. 47–53, 2012.
- [103] UNTERWEGER, A.; ENGEL, D. Resumable load data compression in smart grids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 6, n. 2, p. 919–929, 2014.
- [104] YUAN, Y.; YU, X.; DU, H. Power system fault data compression using the wavelet transform and vector quantification. In: IEEE. *2006 International Conference on Power System Technology*. [S.l.], 2006. p. 1–6.