

UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Mestrado Profissional em Sistemas de Energia Elétrica

LEONARDO ANTONIO BARBOSA LASALVIA

Detecção de Defeitos em Isoladores de Subestações de Alta Tensão

Baseada na Análise do Ruído Audível.

Campina Grande, PB

Agosto de 2014

UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Mestrado Profissional em Sistemas de Energia Elétrica

Detecção de Defeitos em Isoladores de Subestações de Alta Tensão
Baseada na Análise do Ruído Audível.

LEONARDO ANTONIO BARBOSA LASALVIA

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Sistemas de Energia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da Energia

Edson Guedes da Costa, D.Sc.

Tarso Vilela Ferreira, D.Sc.

Orientadores

Campina Grande – PB

Agosto - 2014



L338d Lasalvia, Leonardo Antonio Barbosa.
Detecção de defeitos em isoladores de subestações de alta tensão baseada na análise do ruído audível / Leonardo Antonio Barbosa Lasalvia. - Campina Grande, 2014.
130 f.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2014.
"Orientação : Prof. Dr. Edson Guedes da Costa, Prof. Dr. Tarso Vilela Ferreira".
Referências.

1. Isoladores. 2. Emissão Acústica. 3. Redes Neurais Artificiais. 4. Ruído Audível. 5. Transformada Wavelet Packet. 6. Dissertação - Engenharia Elétrica. I. Costa, Edson Guedes da. II. Ferreira, Tarso Vilela. III. Universidade Federal de Campina Grande - Campina Grande (PB). IV. Título

CDU 621.315.6(043)

**"DETECÇÃO DE DEFEITOS EM ISOLADORES DE SUBESTAÇÕES DE ALTA TENSÃO
BASEADA NA ANÁLISE DO RUÍDO AUDÍVEL"**

LEONARDO ANTONIO BARBOSA LASALVIA

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 03/11/2014



EDSON GUEDES DA COSTA, D.Sc., UFCG
Orientador(a)



TARSO VILELA FERREIRA, D.Sc., UFCG
Orientador(a)



HELDER ALVES PEREIRA, Dr., UFCG
Examinador(a)



GEORGE ROSSANY SOARES DE LIRA, D.Sc., UFCG
Examinador(a)

CAMPINA GRANDE - PB

Em memória aos meus queridos
avós maternos e paternos.

Agradecimentos

Primeiramente a Deus por me conceder a vida, me amparar nos momentos difíceis e me dar força interior para superar as dificuldades.

Aos meus pais Antônio Lasalvia e Glaucia Franco Barbosa Lasalvia, com todo meu amor e gratidão por tudo que fizeram por mim ao longo da minha vida, pelos exemplos de honestidade, amizade, carinho, amor e por ter ajudado na minha formação pessoal e profissional.

Ao meu irmão Eduardo Lasalvia com gratidão pelo exemplo de filho que é e pelo companheirismo e amizade compartilhada durante toda a vida.

À minha esposa Milena Moura e aos meus filhos Letícia Lasalvia e Matheus Lasalvia pela compreensão nos momentos de ausência e por preencher a minha vida com amor e carinho.

Aos engenheiros da Chesf, Methódio Varejão e Heldemárcio Leite pela indicação ao mestrado, bem como aos engenheiros Nelson Acioli, Miguel Medina, Sérgio Figueiredo, Manuel San Martin e Adelson Ribeiro pela oportunidade e confiança em mim depositada.

Aos professores Edson Guedes e Tarso Vilela pela confiança, orientação e incentivo dedicado a mim no período do mestrado.

Aos amigos que fizeram parte desse projeto, sempre me ajudando e incentivando, em especial aos Engenheiros Alexandre Borja, Antônio Carlos, Geraldo Bezerra e Raimundo Lima pelo companheirismo na jornada.

Enfim, a todos que contribuíram de forma direta ou indireta para a realização deste projeto.

Resumo

Este trabalho visa apresentar o aperfeiçoamento de uma técnica preditiva de manutenção para detecção de defeitos em isoladores de porcelana, utilizando o método de emissão acústica para gerar padrões gráficos que identifiquem o estado de integridade destes equipamentos elétricos. Os isoladores são amplamente utilizados nos barramentos das subestações que integram o sistema elétrico de potência. A fim de atingir tal objetivo, foram realizados ensaios de emissão acústica em campo, na subestação de Jardim, da Companhia Hidroelétrica do São Francisco, para obtenção dos ruídos audíveis que por sua vez foram armazenados, tratados e agrupados em banco de dados para posterior implementação computacional. Utilizou-se a Transformada *wavelet* Contínua com o intuito de identificar a família *wavelet* mais adequada ao estudo do sinal sonoro captado nos ensaios de campo. Foram analisadas e comparadas as famílias *wavelet Daubechies*, *Coiflets*, *Symlets*, *Discrete Meyer*, *Biorthogonal* e *Reverse Biorthogonal*. O passo seguinte foi decompor os sinais numa análise multiresolucional, utilizando a Transformada *wavelet Packet* para gerar as matrizes de energia dos coeficientes *wavelet*. Por fim, para agregar confiabilidade, automação, capacidade de generalização e adaptação a novas situações, utilizou-se uma rede neural artificial, *perceptron* de três camadas, associada ao algoritmo de aprendizagem *Resiliente Propagation*, classificando os padrões desejados (isoladores íntegros e isoladores com defeito) a partir das matrizes de energia geradas pela Transformada *wavelet Packet*, validando assim o método utilizado. Foram registrados resultados acima de 85% de acerto.

Palavras Chaves: Emissão Acústica, Isoladores, Redes Neurais Artificiais, Ruído Audível, Transformada *wavelet Packet*, *wavelet*.

Abstract

This paper presents the development of a predictive maintenance technique for detecting defects in porcelain insulators, using the method of acoustic emission to generate chart patterns that identify the state of integrity of electrical equipment. These insulators are widely used in buses substations which form the electrical power system. In order to achieve this goal, acoustic emission testing in the field were conducted in substation Garden, the Companhia Hidroelétrica do São Francisco to obtain the audible noise which in turn were stored, processed and assembled into a database for later implementation computing. We used the *wavelet* Transform continues in order to identify the most appropriate *wavelet* family for the study of the sound signal captured in the field trials. Were analyzed and compared the discrete *Daubechies wavelet* families, *Coiflets*, *Symlets*, *Discrete Meyer*, *Biorthogonal* and *Reverse Biorthogonal*. The next step was to decompose a signal multilevel analysis using *wavelet* Packet Transform matrices for generating energy of *wavelet* coefficients. Finally, to add reliability, automation, ability to generalize and adapt to new situations, we used an artificial neural network, perceptron with three layers, associated with Resilient Propagation learning algorithm to classify the desired patterns (upright insulators and insulating defective) from the energy matrices generated by *wavelet* Packet Transform, thus validating the method. Results were recorded above 85% accuracy.

Keywords: Acoustic Emission, Artificial Neural Networks, Audible noise, Isolators, *wavelet*, *wavelet Packet* Transform.

Lista de Figuras

FIGURA 1.1: MAXÍMETRO CONECTADO AO BASTÃO ISOLANTE.....	19
FIGURA 1.2: CONSEQUÊNCIAS DE UM CURTO-CIRCUITO NO ISOLADOR DE PEDESTAL DA CHAVE SECCIONADORA.	22
FIGURA 2.1: MODELOS ANTIGOS DE ISOLADORES CERÂMICOS.	26
FIGURA 2.2: ISOLADOR DE PINO - (A) DISTÂNCIA DE ESCOAMENTO C; (B) DISTÂNCIA DE DESCARGA A SECO (A1+A2 OU A2+A3) E DESCARGA SOB CHUVA (B1+B2 OU B1+B3).	27
FIGURA 2.3: ISOLADOR PILAR - (A) DISTÂNCIA DE ESCOAMENTO C; (B) DISTÂNCIA DE DESCARGA A SECO (A) E DESCARGA SOB CHUVA (B1+B2 +B3).	28
FIGURA 2.4: ISOLADOR DE DISCO - (A) DISTÂNCIA DE DESCARGA A SECO (A) E DESCARGA SOB CHUVA (B); (B) DISTÂNCIA DE ESCOAMENTO C.....	28
FIGURA 2.5: ISOLADOR DE BASTÃO - (A) DISTÂNCIA DE DESCARGA A SECO (A) E DESCARGA SOB CHUVA (B); (B) DISTÂNCIA DE ESCOAMENTO C.....	28
FIGURA 2.6: REAÇÃO ÁLCALI AGREGADO.....	31
FIGURA 2.7: SIN – INTEGRAÇÃO ELETROENERGÉTICA.	32
FIGURA 2.8: CURVA REPRESENTATIVA DE LEITURAS NUMA CADEIA DE ISOLADORES.	35
FIGURA 2.9: ISOLÔMETRO TILV-16-PDC E SEUS COMPONENTES.	35
FIGURA 2.10: ENSAIO COM O ISOLÔMETRO TILV-16-PDC EM ISOLADOR DE PEDESTAL.....	36
FIGURA 2.11: MAXÍMETRO PERCUTINDO UM ISOLADOR DE PEDESTAL.....	37
FIGURA 2.12: PROCEDIMENTO INCORRETO PARA UTILIZAÇÃO DO MAXÍMETRO.	37
FIGURA 2.13: INSPEÇÃO POR ILUMINAÇÃO SOLAR.....	38
FIGURA 2.14: SINAL NÃO ESTACIONÁRIO OBTIDO NO ENSAIO DE EMISSÃO ACÚSTICA.	40
FIGURA 2.15: COMPARAÇÃO ENTRE A <i>WAVELET</i> E UM TRECHO DO SINAL ORIGINAL.....	43
FIGURA 2.16: DECOMPOSIÇÃO DO SINAL PELA <i>TW</i>	43
FIGURA 2.17: TRANSLAÇÃO DA <i>WAVELET</i> -MÃE POR TODO SINAL.	43
FIGURA 2.18: DILATAÇÃO DA <i>WAVELET</i> -MÃE.	44
FIGURA 2.19: ÁRVORE DE DECOMPOSIÇÃO <i>WAVELET</i>	45
FIGURA 2.20: DIAGRAMA EM BLOCOS DA <i>TWD</i>	46
FIGURA 2.21: DIAGRAMA EM BLOCOS DA <i>TWP</i>	46
FIGURA 2.22: DIAGRAMA DE BLOCO COM O MODELO DE UM NEURÔNIO ARTIFICIAL.	48
FIGURA 2.23: CONEXÃO DOS NEURÔNIOS NA MLP.	50
FIGURA 2.24: REPRESENTAÇÃO GRÁFICA PARA A FUNÇÃO $\epsilon \times W$	52
FIGURA 3.1: PÁTIO DE 69 kV DA SE JDM.....	56
FIGURA 3.2: (A) VISÃO COMPLETA DA CHAVE; (B) IPTL DA BASE DA CHAVE SECCIONADORA.	57
FIGURA 3.3: (A) IPTL VISÃO SUPERIOR DAS SAIAS; (B) IPTL VISÃO LATERAL DAS SAIAS.....	57
FIGURA 3.4: (A) IPTL TESTADO COM O MAXÍMETRO; (B) DETALHE DA TRINCA SALIENTADO PELA LINHA AMARELA.....	58
FIGURA 3.5: ISOLADOR DE PEDESTAL TIPO LEVE. (A) DIMENSÕES; (B) ISOLADOR INSTALADO NA SE JDM.	59
FIGURA 3.6: ISOLADOR PEDESTAL TIPO LEVE – MODELO TR147 SANTANA.	59
FIGURA 3.7: BASTÃO ISOLANTE DESMONTADO.	61
FIGURA 3.8: ENSAIO DO BASTÃO ISOLANTE UTILIZANDO O <i>RITZ TESTER</i>	62
FIGURA 3.9: MAXÍMETROS.	63
FIGURA 3.10: GRAVADOR DIGITAL.....	64
FIGURA 3.11: POSIÇÃO CORRETA DO GRAVADOR DIGITAL	65
FIGURA 3.12: ELETRICISTA PRONTO PARA REALIZAR OS ENSAIOS.....	66
FIGURA 3.13: POSICIONAMENTO DO ELETRICISTA ENTRE AS CHAVES DE BARRA E LINHA.....	67

FIGURA 3.14: ISOLADOR DE PEDESTAL TIPO LEVE: (A) SENTIDO DA PERCUSSÃO PARA FACILITAR O ENSAIO E A SEPARAÇÃO DOS ÁUDIOS; (B) IDENTIFICAÇÃO DAS SAIAS DO ISOLADOR	67
FIGURA 3.15: DISTRIBUIÇÃO DOS QUADRANTES NO ISOLADOR TRINCADO.	68
FIGURA 3.16: RA GERADO PELO MAXÍMETRO EM UM ISOLADOR TRINCADO.....	69
FIGURA 3.17: RA EDITADO COM APENAS UMA PERCUSSÃO.	69
FIGURA 3.18: RA EXTRAÍDOS DA PRIMEIRA SAIA DE TODOS OS ISOLADORES BONS.....	71
FIGURA 3.19: RA EXTRAÍDOS DA PRIMEIRA SAIA DE TODOS OS ISOLADORES DEFEITUOSOS.	71
FIGURA 3.20: RA EXTRAÍDOS DA SEGUNDA SAIA DE TODOS OS ISOLADORES BONS.	72
FIGURA 3.21: RA EXTRAÍDOS DA SEGUNDA SAIA DE TODOS OS ISOLADORES DEFEITUOSOS.....	72
FIGURA 3.22: DISTRIBUIÇÃO DOS VALORES DA $TWC_{XA, B}$ PARA OS ELEMENTOS DO RA ESCOLHIDO.	73
FIGURA 3.23: COMPARAÇÃO DOS VALORES DA TWC POR FAMÍLIA WAVELET.	74
FIGURA 3.24: DECOMPOSIÇÃO DO RA UTILIZANDO A TWP.	75
FIGURA 3.25: DECOMPOSIÇÃO DO RA UTILIZANDO A TWP GERANDO AS ENERGIAS DOS COEFICIENTES WAVELET.....	76
FIGURA 3.26: ARQUITETURA DA RNA PROPOSTA.	77
FIGURA 4.1: COEFICIENTES DE ENERGIA UTILIZANDO A WAVELET DAUBECHIES PARA OS 110 PADRÕES GRAVADOS EM SIB.	78
FIGURA 4.2: COEFICIENTES DE ENERGIA UTILIZANDO A WAVELET DAUBECHIES PARA OS 110 PADRÕES GRAVADOS EM S1R.....	79
FIGURA 4.3: COEFICIENTES DE ENERGIA UTILIZANDO A WAVELET DAUBECHIES PARA OS 110 PADRÕES GRAVADOS EM S2B.....	80
FIGURA 4.4: COEFICIENTES DE ENERGIA UTILIZANDO A WAVELET DAUBECHIES PARA OS 110 PADRÕES GRAVADOS EM S2R.....	80
FIGURA 4.5: COEFICIENTES DE ENERGIA UTILIZANDO A WAVELET BIORTHOGONAL PARA OS 110 PADRÕES GRAVADOS EM S1B.....	81
FIGURA 4.6: COEFICIENTES DE ENERGIA UTILIZANDO A WAVELET BIORTHOGONAL PARA OS 110 PADRÕES GRAVADOS EM S1R.....	81
FIGURA 4.7: COEFICIENTES DE ENERGIA UTILIZANDO A WAVELET BIORTHOGONAL PARA OS 110 PADRÕES GRAVADOS EM S2B.....	82
FIGURA 4.8: COEFICIENTES DE ENERGIA UTILIZANDO A WAVELET BIORTHOGONAL PARA OS 110 PADRÕES GRAVADOS EM S2R.....	82
FIGURA 4.9: SINAL DA ENTRADA DE PADRÕES DA RNA COM 6 LINHAS E 440 COLUNAS, [MATRIZ]6x440.....	83
FIGURA 4.10: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA HAAR.....	84
FIGURA 4.11: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA DAUBECHIES	85
FIGURA 4.12: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA DISCRETE MEYER.....	86
FIGURA 4.13: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA COIFLET.	87
FIGURA 4.14: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA SYMLET.	88
FIGURA 4.15: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA BIORTHOGONAL.	89
FIGURA 4.16: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA BIORTHOGONAL.	90
FIGURA 4.17: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA BIORTHOGONAL.	91
FIGURA 4.18: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA REV. BIORTHOGONAL 1.1.	92
FIGURA 4.19: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA REV. BIORTHOGONAL ..	93
FIGURA 4.20: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA REV. BIORTHOGONAL ..	94
FIGURA 4.21: DESEMPENHO DA RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP DA FAMÍLIA REV. BIORTHOGONAL ..	95
FIGURA 4.22: DESEMPENHO DA RNA POR FAMÍLIA WAVELET EM RELAÇÃO AOS VALORES OBTIDOS NA TWC.	97

Lista de Tabelas

TABELA 2.1: VALORES MÉDIOS DOS ENSAIOS.....	29
TABELA 2.2: DISTÂNCIAS DE SEGURANÇA POR NÍVEL DE TENSÃO.....	33
TABELA 2.3: VANTAGENS E DESVANTAGENS DA TÉCNICA DE INSPEÇÃO VISUAL.....	34
TABELA 2.4: VANTAGENS E DESVANTAGENS DA TÉCNICA DE INSPEÇÃO COM ISOLÔMETRO.....	36
TABELA 2.5: VANTAGENS E DESVANTAGENS DA TÉCNICA DE INSPEÇÃO SONORA.....	38
TABELA 2.6: VANTAGENS E DESVANTAGENS DA TÉCNICA DE INSPEÇÃO POR ILUMINAÇÃO SOLAR.....	39
TABELA 2.7: DIFERENÇAS ENTRE A ATUAL TÉCNICA DE INSPEÇÃO SONORA E O MODELO PROPOSTO.....	39
TABELA 3.1: DESCRIÇÃO DAS PARTES CONSTITUINTES DO ISOLADOR DE TESTE.....	60
TABELA 3.2: ESPECIFICAÇÃO TÉCNICA DO BASTÃO ISOLANTE.....	60
TABELA 3.3: ESPECIFICAÇÃO TÉCNICA DO <i>RITZ TESTER</i>	61
TABELA 3.4: CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS DO MAXÍMETRO.....	62
TABELA 3.5: CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS DO GRAVADOR DIGITAL.....	63
TABELA 3.6: DESCRIÇÃO DAS PARTES CONSTITUINTES DO ISOLADOR DE TESTE.....	64
TABELA 4.1: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>HAAR</i>	84
TABELA 4.2: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>DAUBECHIES</i>	85
TABELA 4.3: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>DISCRETE MEYER</i>	86
TABELA 4.4: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>COIFLET</i>	87
TABELA 4.5: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>SYMLET</i>	88
TABELA 4.6: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>BIORTHOGONAL</i>	89
TABELA 4.7: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>BIORTHOGONAL</i>	90
TABELA 4.8: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>BIORTHOGONAL</i>	91
TABELA 4.9: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>REVERSE BIORTHOGONAL</i>	92
TABELA 4.10: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>REV. BIORTHOGONAL</i>	93
TABELA 4.11: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>REV. BIORTHOGONAL</i>	94
TABELA 4.12: RESULTADOS RNA – ENERGIAS GERADAS PELA TWP – FAMÍLIA <i>REV. BIORTHOGONAL</i>	95
TABELA 4.13: RESUMO DOS RESULTADOS DA RNA PARA OS PADRÕES GERADOS PELA TWP.....	96

Lista de Acrônimos

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
BYPASS	Seccionadora de Transferência
Chesf	Companhia Hidro Elétrica do São Francisco
EA	Emissão Acústica
IPTL	Isolador de Pedestal Tipo Leve
JDM	Jardim
LT	Linha de Transmissão
MLP	<i>Perceptron</i> de Múltiplas Camadas
MME	Ministério de Minas e Energia
NBR	Norma Brasileira
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PC	Computador Portátil
PV	Parcela Variável
RA	Ruído Audível
RNA	Rede Neural Artificial
RPROG	<i>Resilient Propagation</i>
SE	Subestação
SEP	Sistema Elétrico de Potência
TF	Transformada de <i>Fourier</i>
TFD	Transformada Discreta de <i>Fourier</i>
TW	Transformada <i>wavelet</i>
TWC	Transformada <i>wavelet</i> Contínua
TWP	Transformada <i>wavelet Packet</i>
UFCG	Universidade Federal de Campina Grande

Sumário

1.	INTRODUÇÃO	18
1.1.	Contextualização	18
1.2.	Motivação	20
1.2.1.	Técnicas de manutenção para tomada de decisão.....	20
1.2.2.	Fator humano.....	20
1.2.3.	Novas regras do setor elétrico	21
1.2.4.	Ocorrências no SEP	21
1.2.5.	Ensaio de emissão acústica para captação do ruído audível.....	22
1.3.	Objetivo	23
1.4.	Metodologia	23
1.5.	Organização do trabalho	24
2.	Fundamentação Teórica.....	25
2.1.	Os Isolamentos Cerâmicos	25
2.1.1.	Histórico	26
2.1.2.	Classificação, tipos e características dos isoladores.....	27
2.1.3.	Modos de falha em isoladores de porcelana.....	30
2.1.4.	Métodos de monitoramento.....	31
2.1.4.1.	Inspeção visual	33
2.1.4.2.	Isolômetro	34
2.1.4.3.	Inspeção sonora	37
2.1.4.4.	Inspeção por iluminação solar refletida em espelho.....	38
2.2.	Transformada <i>Wavelet</i>	40
2.2.1.	Histórico	41
2.2.2.	A teoria <i>wavelet</i>	42
2.3.	Redes Neurais Artificiais.....	47
2.3.1.	Histórico	47
2.3.2.	O neurônio artificial	48
2.3.3.	Perceptron de múltiplas camadas	50

2.3.4.	Processo de aprendizagem da RNA.....	51
2.3.4.1.	O algoritmo backpropagation e resilient propagation.....	51
3.	MATERIAL E MÉTODOS.....	56
3.1.	Material.....	56
3.1.1.	Isolador de teste.....	58
3.1.2.	Bastão isolante.....	60
3.1.3.	<i>Ritz tester</i>	61
3.1.4.	Maxímetro.....	62
3.1.5.	Gravador digital.....	63
3.1.6.	Recurso computacional.....	64
3.2.	Métodos.....	65
3.2.1.	Ensaio para aquisição de RA.....	65
3.2.2.	Tratamento dos sinais.....	69
3.2.3.	Banco de dados.....	70
3.2.4.	Utilizando a TWC e TWP.....	73
3.2.5.	RNA empregada.....	76
4.	RESULTADOS E ANÁLISES.....	78
4.1.	Simulações RNA.....	83
4.1.1.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Haar</i>	84
4.1.2.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Daubechies Db4</i>	85
4.1.3.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Discrete Meyer</i>	86
4.1.4.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Coiflet 1</i>	87
4.1.5.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Symlet 1</i>	88
4.1.6.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Biorthogonal 3.1</i>	89
4.1.7.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Biorthogonal 3.3</i>	90
4.1.8.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Biorthogonal 3.5</i>	91
4.1.9.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Rev. Biort. 1.1</i>	92
4.1.10.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Rev. Biort. 1.3</i>	93
4.1.11.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Rev. Biort. 1.5</i>	94
4.1.12.	Análise da RNA associada à TWP - <i>wavelet Rev. Biort. 3.9</i>	95
5.	CONCLUSÕES.....	98
5.1.	Trabalhos futuros.....	99
	Anexo 1 - Diagrama Unifilar SE JDM.....	103
	Anexo 2 - Simulações famílias <i>wavelet</i>	104

1. INTRODUÇÃO

A energia elétrica é um insumo imprescindível para sociedade moderna. Como exemplo disso, têm-se os hospitais, sistema de trânsito, sistema bancário, aeroportos, bolsa de valores, etc. A interrupção no fornecimento desta energia, que permite o desenvolvimento do país, causa grandes transtornos à população que se encontra cada vez mais exigente em relação à qualidade dos serviços prestados pelas concessionárias de energia elétrica do país. Isso é um fator importante para a imagem e como consequência para a saúde financeira destas empresas.

Aliado a isso, tem-se as novas regras do setor elétrico como, a licitação das novas obras na área de geração e transmissão de energia elétrica, a criação dos Produtores Independentes de energia, o livre acesso aos sistemas de transmissão e distribuição e a liberdade dos consumidores em escolher seus próprios fornecedores de energia elétrica.

Dentro deste novo cenário, a Companhia Hidro Elétrica do São Francisco (Chesf) e demais empresas do setor elétrico iniciaram um movimento de reestruturação com foco na modicidade tarifária, e para isso, dentre outras ações, foi necessário aperfeiçoar os processos de manutenção com o desafio de diminuir os custos, mantendo a qualidade dos serviços prestados e o compromisso de melhorar o controle e acompanhamento dos seus ativos, investindo em novas tecnologias e melhorando a confiabilidade do Sistema Elétrico de Potência (SEP).

1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO

Atualmente, as empresas transmissoras de energia elétrica possuem uma quantidade elevada de isoladores antigos instalados nas subestações e que já sofreram vários tipos de esforços além da exposição natural às intempéries. Como exemplo de utilização destes isoladores, temos as chaves seccionadoras bypass que são pontos de alto risco para qualquer subestação (SE), pois estão conectadas diretamente aos seus barramentos e qualquer descarga que ocorra nessas chaves poderá ocasionar a interrupção no fornecimento de energia elétrica. Além disso, são

elevadas, de difícil acesso e sofrem com o movimento das colunas de isoladores quando da solicitação de manobras.

Desta forma, a Chesf desenvolveu uma técnica de manutenção preditiva baseada na captação do ruído audível para diferenciar os isoladores de porcelana íntegros, daqueles com defeito.

Foi criada uma ferramenta especial, denominada maxímetro (Figura 1.1), para possibilitar a percussão dos isoladores e a análise do som através da percepção humana.

Apesar de ser uma técnica de fácil execução, como será apresentado no Capítulo 3, a sua análise depende da capacidade que o executante tem de saber diferenciar os sons emitidos em meio aos ruídos existentes numa subestação. Além disto, dentre outros aspectos, o som emitido depende das características de projeto e da forma como o defeito (fissura) se apresenta em cada isolador.

Figura 1.1: maxímetro conectado ao bastão isolante.



Fonte: Autor.

Por se tratar de um equipamento importante para o perfeito funcionamento do SEP, este trabalho foi desenvolvido com o intuito de melhorar esta técnica de manutenção preditiva, gravando e tratando os áudios emitidos pela percussão do maxímetro nos isoladores cerâmicos, possibilitando a identificação de isoladores fissurados e evitando com isso falhas nos equipamentos elétricos. Além disso, a utilização de ferramentas matemáticas e computacionais elimina a subjetividade humana, dando maior confiabilidade aos resultados dos ensaios.

1.2. MOTIVAÇÃO

Dentre os principais aspectos incentivadores para o desenvolvimento deste trabalho destacam-se, as atuais técnicas de manutenção utilizadas para tomada de decisão, o fator humano que é intrínseco às atividades, as novas regras do setor elétrico, o histórico de falhas nos equipamentos de subestações e a possibilidade de aprimoramento do ensaio de emissão acústica, baseado no ruído audível, com a finalidade de permitir a detecção de fissuras em isoladores de porcelana.

1.2.1. TÉCNICAS DE MANUTENÇÃO PARA TOMADA DE DECISÃO

Atualmente a Chesf dispõe de algumas técnicas de manutenção preventiva para a detecção de defeitos em isoladores de porcelana encontrados nas suas subestações, tais como: inspeções visuais, sonoras, por iluminação solar, com a utilização de isolômetro e termovisão.

São técnicas que visam buscar um diagnóstico preciso para as ações corretivas por parte das equipes de manutenção e que possam antecipar uma possível falha e conseqüente perda no fornecimento de energia elétrica e de receita para a empresa. Contudo, percebe-se que as ocorrências continuam acontecendo e faz-se necessário implementar novas rotinas e tecnologias que complementem o atual plano de manutenções da Chesf, visando a manutenção do SEP.

1.2.2. FATOR HUMANO

As técnicas utilizadas pelas equipes de manutenção de subestações da Chesf dependem, dentre outros aspectos, do fator humano que é característico destas atividades. O ser humano é passível de erros e é absolutamente natural que nas suas atividades de rotina surjam julgamentos que estejam em desacordo com a realidade observada, ou seja, os processos de planejamento, programação, execução e registro da manutenção podem ser influenciados por vários aspectos inerentes ao ser humano e que pode alterar tanto os resultados como as ações preventivas e corretivas subsequentes.

1.2.3. NOVAS REGRAS DO SETOR ELÉTRICO

Nos últimos anos, com os acontecimentos que marcaram o setor elétrico brasileiro, como os diversos apagões, sinistros em equipamentos de subestação, linhas de transmissão e geração, bem como a pressão da sociedade moderna e a própria reestruturação das empresas do setor elétrico, fez com que o Ministério de Minas e Energia (MME), a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), modificassem sua forma de atuação junto às empresas geradoras, transmissoras e distribuidoras de energia elétrica. Desta forma, as empresas do setor elétrico ficaram submetidas:

- Às fiscalizações da ANEEL com um alto nível de exigências e com aplicação de multas de valores elevados;
- Ao início do desconto da parcela variável (PV) pela indisponibilidade dos equipamentos da rede básica, após mudança no contrato de prestação de serviço com o ONS;
- A renovação das concessões de forma onerosa para as empresas do setor elétrico, com a aprovação da medida provisória 579 (convertida na Lei 12.783);
- Ao lançamento do programa de incentivo a demissão voluntária (PIDV) em toda Eletrobrás, com o intuito de reduzir os custos da empresa.

1.2.4. OCORRÊNCIAS NO SEP

O histórico de falhas em equipamentos elétricos devido a problemas de isolamento é bastante rico. As causas fundamentais destas falhas se devem a erros de projeto, de fabricação, manuseio incorreto no ato da instalação, tempo de exposição às intempéries e aos esforços mecânicos e elétricos, inspeções e manutenções inadequadas, dentre outras.

Na Figura 1.2 podem-se observar as consequências de um curto-circuito monofásico envolvendo a fase B de uma chave seccionadora de transferência (Bypass) de um alimentador de 69 kV de uma determinada subestação do SEP, devido a uma fissura no isolador tipo pedestal de fabricação Santana – TR 147, que sustenta a base deste equipamento. Como consequência disso, houve o

desligamento automático dos disjuntores de 69 kV conectados ao barramento dessa SE e a interrupção do fornecimento de energia elétrica às cargas associadas.

Verifica-se que apesar de todas as técnicas de manutenção existentes para detecção de defeitos nos barramentos de subestações, ainda se faz necessário incorporar nos processos de inspeções e manutenções preventivas, procedimentos adicionais que permitam identificar uma falha antes que a mesma ocorra.

Figura 1.2: Consequências de um curto-circuito no isolador de pedestal da chave seccionadora.

(a) Visão inferior; (b) Visão lateral.



(a)



(b)

Fonte: Autor.

1.2.5. ENSAIO DE EMISSÃO ACÚSTICA PARA CAPTAÇÃO DO RUÍDO AUDÍVEL

Um fator relevante no momento da execução do ensaio de emissão acústica, é que as inspeções realizadas com o maxímetro se tornam mais confiáveis na medida em que a região percutida se aproxima do defeito. Como não se sabe a localização do defeito, isso pode gerar resultados falsos devido à dificuldade de se distinguir o ruído emitido por um isolador íntegro comparado com um isolador fissurado, ou seja,

a diferença de som fica mais perceptível ao ouvido humano quando a percussão com o maxímetro é realizada próxima da fissura.

Verifica-se desta forma, a possibilidade de implementar novas tecnologias e ferramentas matemáticas que substituam o atual processo de decisão humana neste tipo de manutenção preditiva.

1.3. OBJETIVO

Este trabalho visa apresentar o aperfeiçoamento de uma técnica de detecção de defeitos em isoladores de porcelana, amplamente utilizados nos barramentos de subestações da Chesf, utilizando o método de emissão acústica para gerar padrões que identifiquem o estado de integridade destes isoladores, contribuindo na prevenção de falhas do SEP.

1.4. METODOLOGIA

Com a finalidade de atingir o objetivo deste trabalho com resultados satisfatórios, foi necessário definir os seguintes objetivos específicos:

- Captar os ruídos audíveis (RA) dos isoladores de pedestal das chaves de linha e barramento do pátio de 69 kV da subestação Jardim (SE JDM), utilizando o maxímetro;
- Montar um banco de dados com os RA captados nos ensaios realizados, facilitando o processamento das informações e as implementações computacionais;
- Encontrar, através do cálculo da transformada *wavelet* Continua, a *wavelet* que possui maior correlação com o sinal original, ou seja, determinar a *wavelet*-mãe que mais se assemelha ao sinal captado nos ensaios de emissão acústica, permitindo assim maior transferência de energia do sinal através das decomposições da transformada *wavelet packet*;

- Utilizar a transformada *wavelet* packet para gerar a matriz de energia dos coeficientes *wavelet* que servirão de entrada para a rede neural artificial (RNA);
- Definir uma arquitetura de RNA adequada à tarefa de classificação dos sinais;
- Empregar a RNA escolhida a fim de verificar sua confiabilidade, automação, capacidade de generalização e adaptação a novas situações.

1.5. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esta dissertação está organizada em cinco capítulos distribuídos conforme especificado a seguir.

O Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica sobre aspectos relevantes para o desenvolvimento deste trabalho, como os isoladores de porcelana e seus métodos de monitoramento, transformada *wavelet* e as redes neurais artificiais.

No Capítulo 3 são apresentadas as características técnicas dos isoladores testados, a descrição da metodologia empregada nos ensaios para captação dos RA e o processamento realizado com a base de dados utilizando a transformada *wavelet packets* associada a RNA.

No Capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos após a implementação das rotinas computacionais em Matlab (geração do banco de dados, cálculo das energias dos coeficientes *wavelet* e a RNA) a partir dos ensaios realizados em campo.

Por fim, no Capítulo 5 são apresentadas as conclusões, contribuições e propostas para trabalhos futuros.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta secção descreve a revisão bibliográfica necessária ao desenvolvimento da metodologia empregada e análise crítica dos resultados alcançados.

Fala-se dos isolamentos cerâmicos, sua evolução histórica, características técnicas, seus modos de falha e métodos de monitoramento empregados. Além disso, para possibilitar o desenvolvimento matemático e posterior implementação computacional, fala-se da contribuição de Fourier e a análise de frequência de um sinal, evoluindo depois para a ideia fundamental da teoria *wavelet* de decomposição do sinal a partir de escalonamentos e translações, terminando na análise em multiresolução que permite a obtenção dos coeficientes de aproximação e detalhe do sinal analisado.

Por fim, fala-se da evolução das redes neurais artificiais, da sua funcionalidade, sua forma de aprendizagem e arquitetura utilizada para alcançar os resultados desejados.

2.1. OS ISOLAMENTOS CERÂMICOS

Os equipamentos e cabos elétricos das subestações e linhas de transmissão são suportados pelas estruturas através dos isoladores. Estes permitem a isolação necessária para a segurança e o perfeito funcionamento das instalações elétricas. Devem ser capazes de resistir às solicitações mecânicas como a ação de ventos e do próprio peso dos cabos e equipamentos elétricos, além das solicitações elétricas devido as sobretensões em frequência industrial, surtos de manobra e as sobretensões atmosféricas, ocorridas constantemente no SEP. Um isolador eficiente deve ser capaz de utilizar ao máximo o poder isolante do ar, mantendo uma distribuição balanceada de potenciais com o intuito de assegurar tensões de descarga adequadas (Fuchs, 1997). Deve ser robusto, durável, resistir aos choques térmicos e possuir um acabamento superficial que diminua os efeitos das correntes de alta frequência ou efeito corona.

2.1.1. HISTÓRICO

O primeiro registro de porcelanas utilizadas como material elétrico surgiu em 1830 (Liebermann, 2000), com o surgimento do telégrafo. Estas peças iniciais eram geralmente sem rosca, produzidos em pequenas quantidades e poucas sobreviveram aos anos (Berry, 2008). Alguns exemplos destes isoladores primordiais são apresentados na Figura 2.1 (Janssen, 2005). Em 1840, (Denby Retail Ltd., 2009) empresas do Reino Unido foram as primeiras a fabricar os isoladores de pino. Em 1865, o isolador de pino com furo rosqueado foi patenteado por Louis Cauvet (Cauvet, 1865). Em 1883, Samuel Oakman patenteou o isolador de pino rosqueado com saia interna e em 1890 patenteou os isoladores que permitem amarração de cabos. Com o desenvolvimento das redes de distribuição de energia elétrica, em 1880, houve a necessidade de desenvolver isoladores mais robustos e com custo de fabricação mais baixo. Nesta época ganha força o uso dos isoladores de vidro que ofereciam um menor custo de fabricação, apesar de possuir pouca resistência mecânica.

Figura 2.1: Modelos antigos de isoladores cerâmicos.



Fonte: ICON (Insulators Collectors on the Net) www.insulators.com

Em 1896, foram produzidas as primeiras unidades a vácuo de isoladores de porcelana, melhorando a qualidade dos isoladores e evitando a criação de bolhas e trincas que alteram as características dielétricas do isolante, provocando falhas de material com consequências negativas para o SEP. Em 1900, com a criação do vidro temperado e posterior fabricação em massa, a porcelana foi gradativamente sendo substituída por isoladores de vidro de alta tensão.

Mesmo com o advento de novas tecnologias como os isoladores poliméricos e suas características de redução de peso e tamanho, hidrofobicidade e resistência ao

vandalismo, os isoladores de porcelana são amplamente utilizados principalmente quando é necessária uma maior resistência mecânica aos esforços axiais, transversais, às condições ambientais severas e maior facilidade para detecção de falhas.

2.1.2. CLASSIFICAÇÃO, TIPOS E CARACTERÍSTICAS DOS ISOLADORES

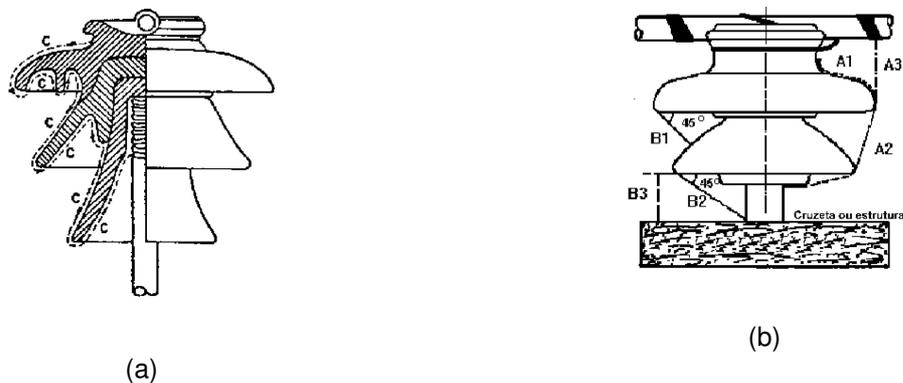
Os isoladores, segundo a Norma Brasileira (NBR) 5032 da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT), são divididos em duas classes, de acordo com seu projeto:

- Classe A: Isolador cuja menor distância de perfuração é igual ou maior que a metade da distância de descarga a seco.
- Classe B: Isolador cuja menor distância de perfuração é inferior à metade da distância de descarga a seco.

Ainda sob a luz da norma ABNT NBR 5032, pode-se definir os tipos de isoladores conforme apresentado abaixo:

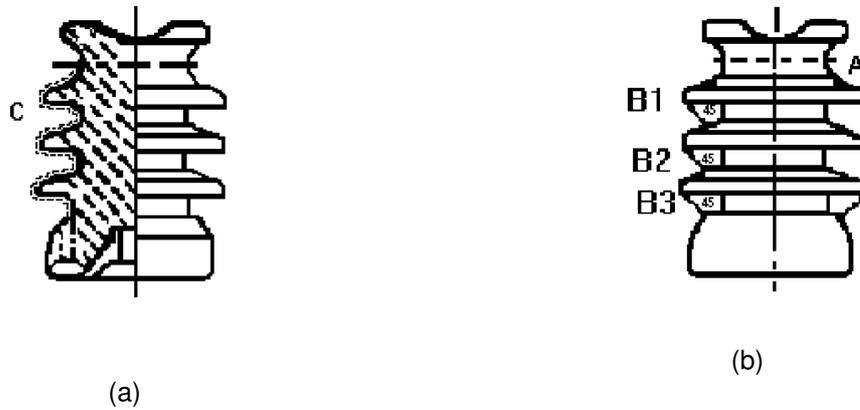
- Isoladores de pino (Figura 2.2);
- Isoladores-pilar (Figura 2.3);
- Isoladores de disco (Figura 2.4);
- Isoladores-bastão (Figura 2.5);

Figura 2.2: Isolador de pino - (a) distância de escoamento C; (b) distância de descarga a seco (A1+A2 ou A2+A3) e descarga sob chuva (B1+B2 ou B1+B3).



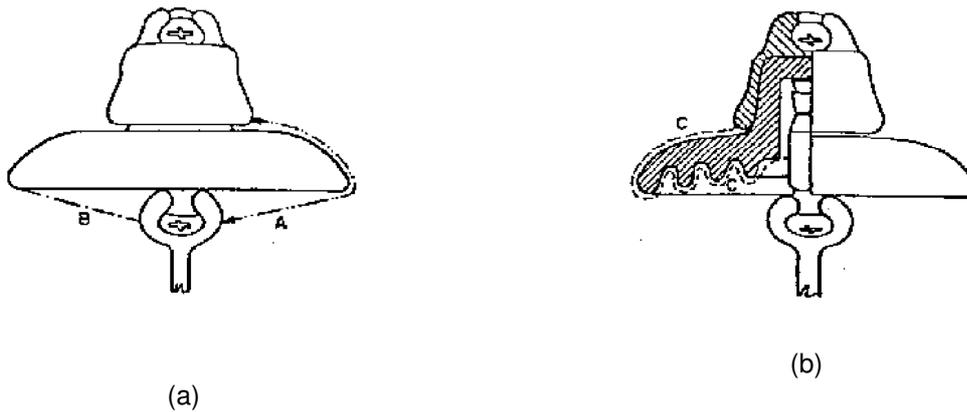
Fonte: Norma ABNT NBR 5032.

Figura 2.3: Isolador pilar - (a) distância de escoamento C; (b) distância de descarga a seco (A) e descarga sob chuva (B1+B2 +B3).



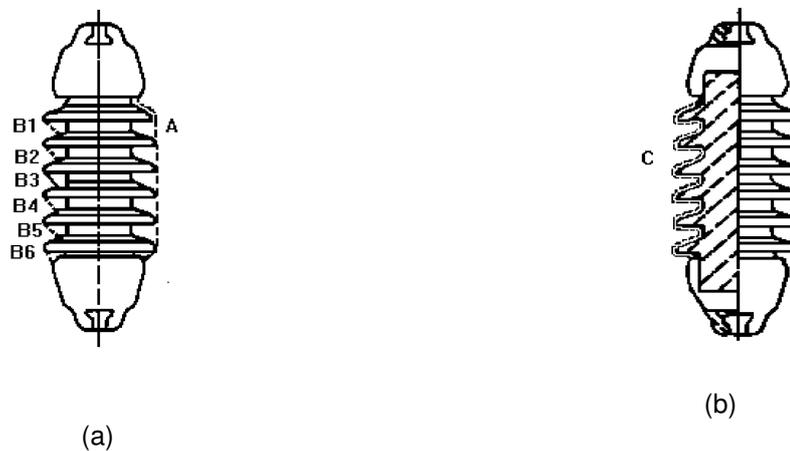
Fonte: Norma ABNT NBR 5032.

Figura 2.4: Isolador de disco - (a) distância de descarga a seco (A) e descarga sob chuva (B); (b) distância de escoamento C.



Fonte: Norma ABNT NBR 5032.

Figura 2.5: Isolador de bastão - (a) distância de descarga a seco (A) e descarga sob chuva (B); (b) distância de escoamento C.



Fonte: Norma ABNT NBR 5032.

A escolha do isolador adequado depende das características físicas, mecânicas e elétricas para o qual o projeto fora desenvolvido. Desta forma, é importante especificar, dentre outras características:

- Carga máxima de trabalho;
- Resistência aos choques térmicos, ao impacto e eletromecânica;
- Tensões disruptivas a seco e sob chuva em frequência industrial;
- Tensão disruptiva sob impulso;
- Tensão de radiointerferência e corona;
- Distância de escoamento e de descarga;
- Distância de arco e conexão;
- Esforços mecânicos;
- Isolamento Interno e Externo.

A Tabela 2.1 mostra as características físicas dos isoladores de porcelana.

Tabela 2.1: Valores médios dos ensaios.

Propriedades	Valores médios (Porcelana Elétrica)
Massa Específica	2,3 a 2,5 (g/cm ³)
Resistência à tração	600 a 1000 (kgf/cm ²)
Resistência à compressão	6000 a 8600 (kgf/cm ²)
Módulo de elasticidade	67 a 102 (kgf/cm ²)
Condutividade Térmica	2,2 a 2,5 (kcal . h-1 . M-1 . oC-1)
Coeficiente de expansão térmica (+20 a +100 graus Celsius)	(3,5 a 9,1) .10-6 / oC
Permissividade Relativa (50hz – 60hz) 20° C	5,9 a 6,7
Fator de Dissipação	(20 a 56) .10-3
Rigidez Dielétrica	36 a 45 (kV/mm)
Resistividade Volumétrica (20° C)	1012 a 1014 (.cm)

Fonte: <http://www.abceram.org.com.br>

Os isoladores de porcelana possuem fácil modelagem em várias formas, baixa perda dielétrica, baixo coeficiente de dilatação térmica, ótima resistência a choques térmicos e alta flexibilidade, e só devem ser aceitos após a análise dos ensaios elétricos.

2.1.3. MODOS DE FALHA EM ISOLADORES DE PORCELANA

Conforme dito na seção 1.3 do capítulo 1, os isoladores de porcelana são amplamente utilizados em subestações e linhas de transmissão do SEP. Após certo tempo de funcionamento, os isoladores começam a permitir descargas e a apresentar perda de força mecânica. Todo esquema de serviço que é produzido para um determinado equipamento, deve levar em consideração seus modos de falha para que sejam monitorados e identificados pelas equipes de manutenção antes da ocorrência de uma falha. No caso dos isoladores de porcelana, podemos citar:

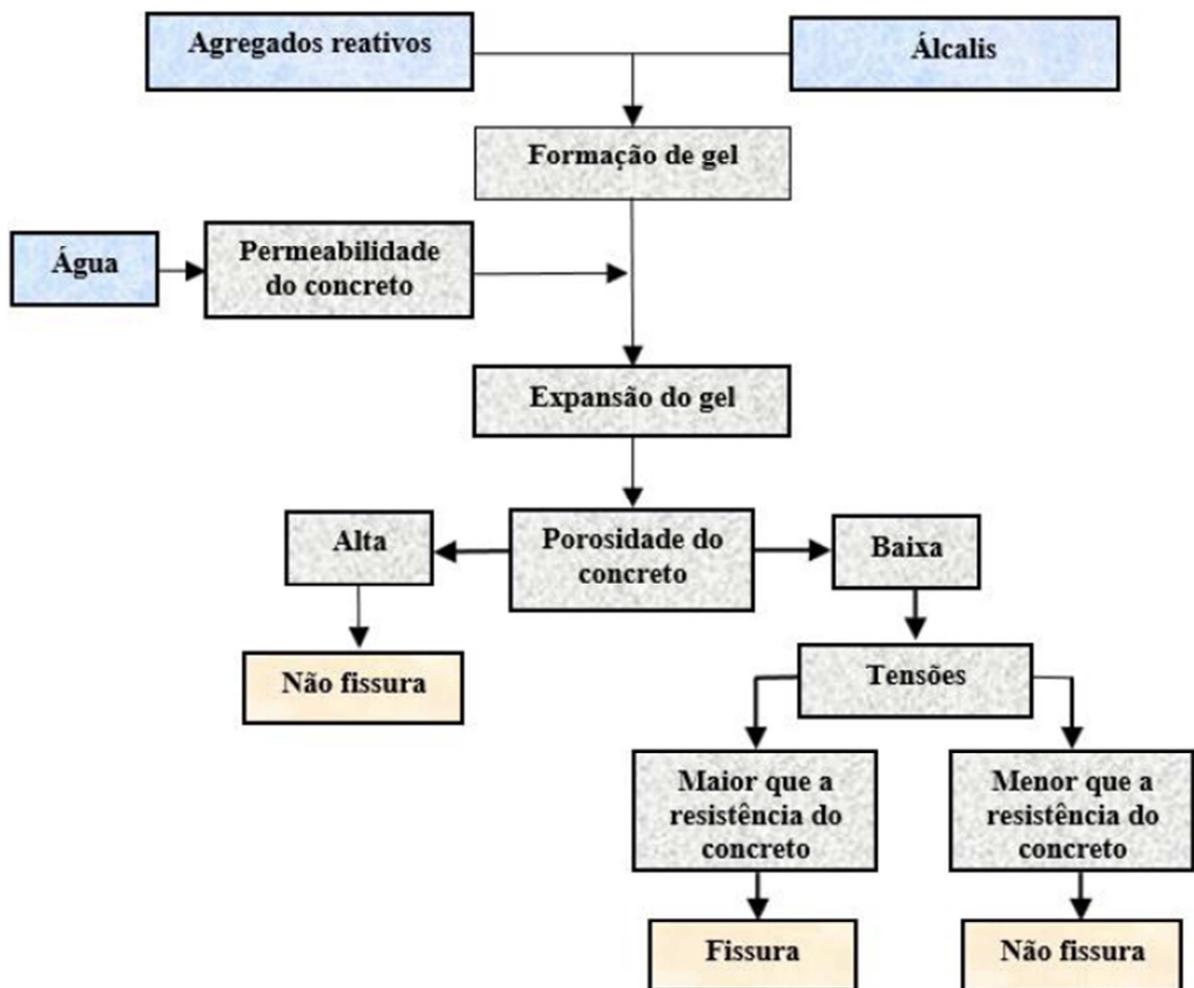
- Trincas superficiais nas saias isolantes;
- Perda de coloração, devido a descargas superficiais;
- Presença de poluição;
- Perda de cimentação;
- Quebra de porcelana dielétrica (lascas);
- Desaprumo da cadeia.

Pelo histórico de defeitos, o isolador que mais apresenta falhas é o que possui cimentação entre as porcelanas. Nos isoladores de pedestal, utiliza-se o cimento Portland e nos isoladores multicorpo é usado o cimento sulfuroso. Uma das causas mais provável é a reação que ocorre entre o cimento e a porcelana, causando inchaço no cimento, e como a porcelana é um material que não possui muita resistência à tração, simplesmente trinca. O cimento, quando entra em contato com alguns reagentes, forma uma camada de gel fina, que quando é hidratada expande, fazendo o cimento expandir.

A reação que ocorre nos isoladores de porcelana é entre o quartzo (SiO_2) da porcelana com o sódio e potássio do cimento, ocorrendo a reação álcali-sílica (FERRARIS, 2000 apud VALDUGA, 2002), de acordo com o LACTEC (Instituto de

tecnologia para o desenvolvimento). Em outras palavras, a sílica reage com o hidróxido de cálcio ($\text{Ca}(\text{OH})_2$) originado pela hidratação do cimento ao longo dos anos e cria um gel expansivo. Se a porosidade do cimento for baixa e as tensões geradas pela expansão do Gel foram maiores que a resistência do cimento, teremos a fissura no isolador (Figura 2.6).

Figura 2.6: Reação álcali agregado.



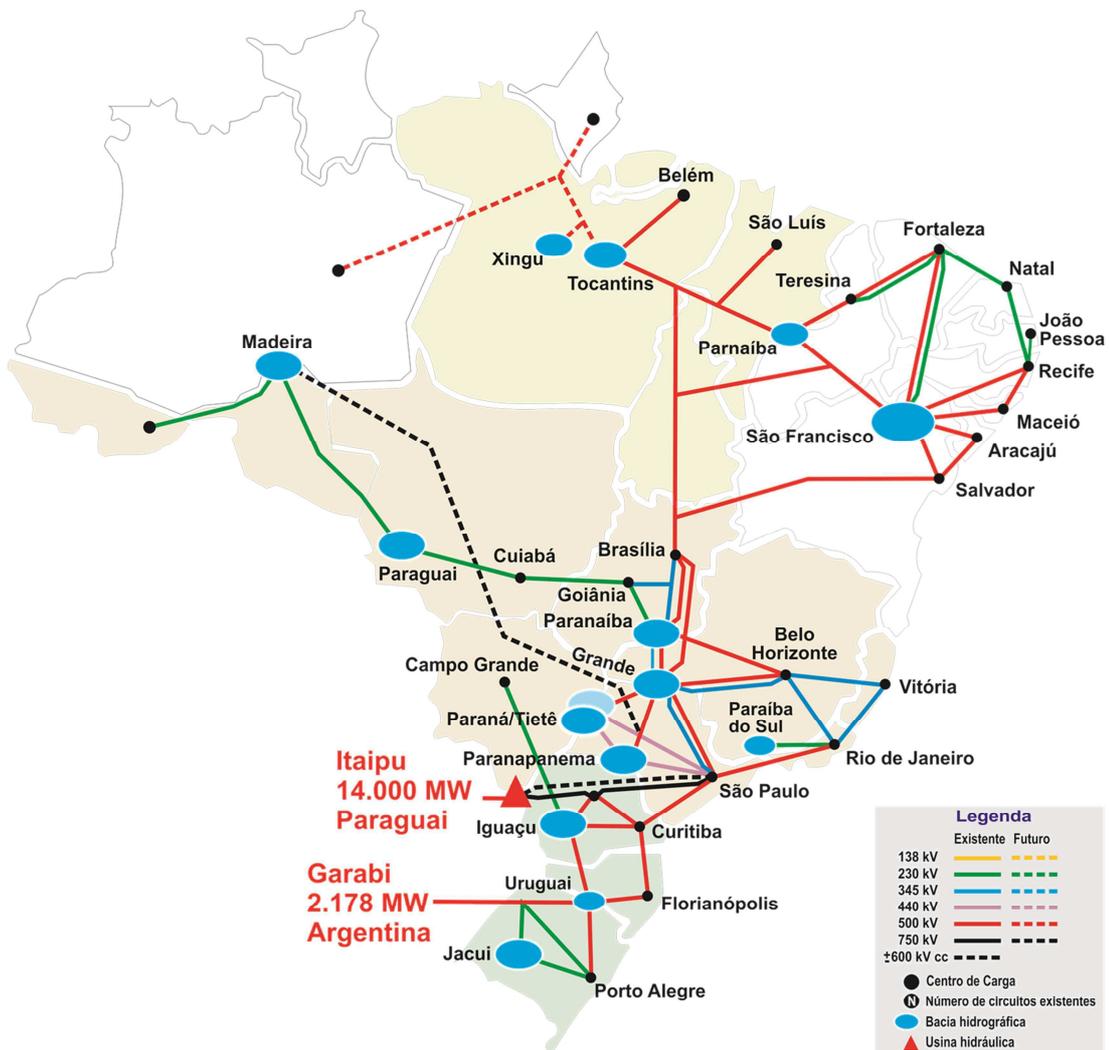
Fonte: <http://www.grantelequipamentos.com.br/wp-content/uploads/2013/09/Substitui%C3%A7%C3%A3o-isolador-cap-and-pin.pdf?iframe=yes&iframe=true>.

2.1.4. MÉTODOS DE MONITORAMENTO

O Sistema Interligado Nacional (SIN) é formado pelas empresas das regiões Sul, Sudeste, Centro-Oeste, Nordeste e parte da região Norte (Figura 2.7). Nesse contexto, o sistema de transmissão da Chesf interliga os estados do Nordeste e uma

a região aos sistemas das regiões Norte, Sudeste e Centro-Oeste do Brasil, possuindo mais de 18 mil quilômetros de linhas de transmissão e 98 subestações. A Chesf e demais empresas do grupo Eletrobrás, no decorrer dos anos, desenvolveram e operacionalizaram rotinas de manutenção com o intuito de manter de forma segura e eficiente esse vasto e complexo parque de equipamentos elétricos.

Figura 2.7: SIN – Integração Eletroenergética.



Fonte: http://www.ons.org.br/conheca_sistema/pop/pop_integracao-eletoenergetica.aspx

Especificamente nos barramentos de subestações do SEP, tem-se um grande número de equipamentos e componentes que merecem atenção das equipes de manutenção e operação das empresas do setor elétrico, pela importância, complexidade de arranjos físicos, proximidade do homem às partes energizadas e a

própria diversidade de informações técnicas que são necessárias para fazer a gestão desses ativos. Dentre eles, ressalta-se a importância e utilidade dos isoladores de porcelana para o perfeito funcionamento dos equipamentos instalados, para a segurança física das pessoas e do SEP.

Dentre os principais métodos de monitoramento utilizados na detecção de defeitos em isoladores de porcelana, destacam-se os que são apresentados nas subseções a seguir.

2.1.4.1. INSPEÇÃO VISUAL

O método de monitoramento mais utilizado é a inspeção visual, devido ao seu baixo custo operacional. A Chesf possui um programa periódico de treinamento dos seus eletricitistas para capacitá-los nas técnicas de detecção dos diversos defeitos encontrados nos equipamentos de linhas de transmissão e subestações da empresa. As intempéries, os esforços mecânicos e as agressões térmicas muitas vezes causam efeitos visuais de difícil detecção nos isoladores de porcelana, o que pode ser um complicador para um rápido e preciso diagnóstico. Além disso, assim como as demais técnicas de monitoramento existentes, verifica-se a forte dependência do fator humano para o sucesso desta inspeção visual. O processo de inspeção visual nos barramentos de subestações, mas precisamente em isoladores de pedestal, deve ser realizado da seguinte forma:

- O eletricitista deverá procurar aproximação da coluna do isolador, respeitando as distâncias de segurança (Tab.2.2), de modo a permitir a melhor visualização a olho nu (trincas são imperceptíveis ao binóculo);

Tabela 2.2: Distâncias de segurança por nível de tensão.

Tensão Nominal (KV)	Distância do eletricitista na parte aterrada para as partes energizadas. (m)
De 11,9 até 69	0,95
138	1,1
230	1,55
500	3,4

Fonte: Instrução de manutenção Chesf - IM-MN-LTM.055

- Devem ser observados todos os ângulos da coluna de isoladores de pedestal (360 graus);
- Utilizar o espelho com bastão de linha energizada;
- Quando houver dúvida com relação à existência de trinca, limpar a superfície com esponja, ligeiramente umedecida, com o uso do bastão isolante.

A Tabela 2.3 mostra as vantagens e desvantagens de utilização desta técnica.

Tabela 2.3: Vantagens e desvantagens da técnica de inspeção visual.

Vantagens	Desvantagens
Baixo custo de execução.	Depende da percepção humana.
Não interrompe o fornecimento de energia elétrica.	Pessoal capacitado para trabalho em altura.
Pode ser realizada para qualquer nível de tensão.	Dependência das condições de luminosidade.
Detecção de falhas incipientes.	Dificuldade para identificar pequenas trincas.
	Dependência do clima.

Fonte: Tabela criada pelo autor.

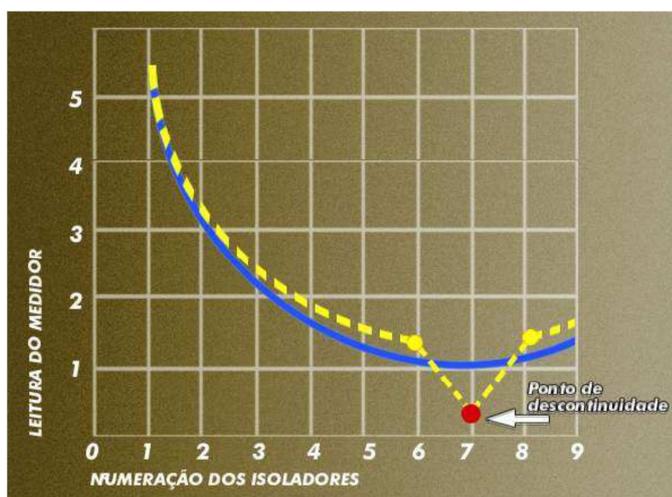
2.1.4.2. ISOLÔMETRO

O princípio da inspeção com o instrumento isolômetro é de localizar unidades defeituosas, em cadeias de isoladores tipo disco ou coluna de pedestais, comparando-se as leituras obtidas, individualmente, em unidades de mesmo tipo, sob as mesmas condições, numa mesma instalação (linha de transmissão ou subestação) com as unidades energizadas. Coloca-se um galvanômetro, que é conectado entre as pontas de contato em série com uma resistência elevada servindo para medir a diferença de potencial entre as pontas. O isolômetro pode ser comparado a um voltímetro de alta resistência, montado na extremidade de um bastão isolante, medindo a diferença de potencial entre as pontas de contato. Deverá ser percorrida toda a cadeia de isoladores, medindo-se cada isolador individualmente, numerando-se os isoladores em ordem crescente a partir do lado energizado. No final será obtida uma sequência de leituras que, plotadas em gráfico

(Figura 2.8), representarão a curva característica da cadeia de isoladores. Caso haja algum isolador defeituoso na cadeia, a leitura do mesmo será baixa, representando um ponto de descontinuidade no gráfico.

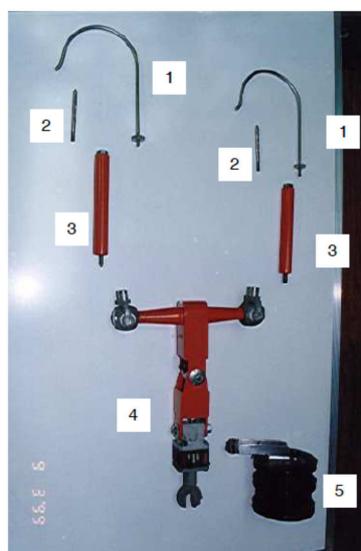
O modelo de isolômetro para ensaios em colunas de isoladores para suporte de equipamentos e barramentos é o TILV-16-PDC (Figura 2.9 e Figura 2.10) de fabricação RITZ CHANCE. Atualmente o isolômetro não deve ser utilizado em colunas de isoladores nas tensões de 69 kV e 138 kV pois, caso um isolador esteja danificado, poderá haver um arco de potência perigoso, podendo acidentar o operador.

Figura 2.8: Curva representativa de leituras numa cadeia de isoladores.



Fonte: Instrução de manutenção Chesf - IM-MN-LTM.055

Figura 2.9: Isolômetro TILV-16-PDC e seus componentes.



- 1 = ganchos de contato
- 2 = hastes de contato pequenas
- 3 = resistores
- 4 = cabeçote
- 5 = medidor

Fonte: Instrução de manutenção Chesf - IM-MN-LTM.055

Figura 2.10: Ensaio com o Isolômetro TILV-16-PDC em isolador de pedestal.



Fonte: Instrução de manutenção Chesf - IM-MN-LTM.055.

A Tabela 2.4 mostra as vantagens e desvantagens de utilização desta técnica.

Tabela 2.4: Vantagens e desvantagens da técnica de inspeção com isolômetro.

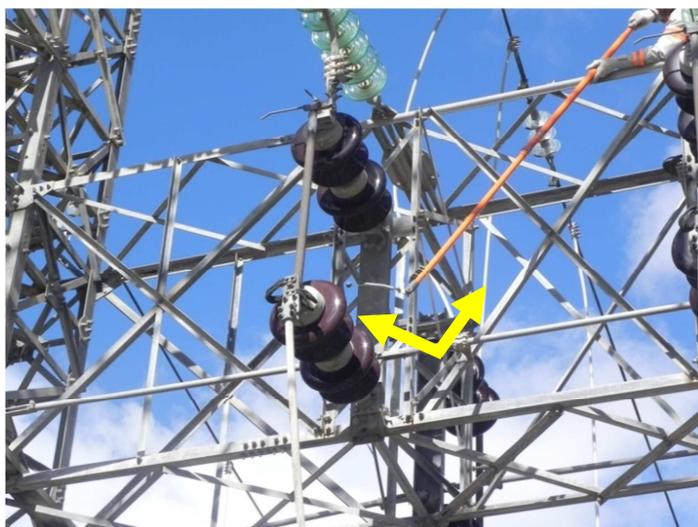
Vantagens	Desvantagens
Maior confiabilidade nos resultados.	Maior risco na execução. Diminuição da distância de escoamento.
Não interrompe o fornecimento de energia elétrica	Pessoal capacitado para trabalho em altura.
Detecção de falhas incipientes	Dependência das condições de luminosidade.
	Dependência do clima.
	Dificuldade ergonômica.
	Pessoal capacitado para operar o instrumento.
	Proibição para níveis de tensão abaixo de 69kV.

Fonte: Tabela criada pelo autor.

2.1.4.3. INSPEÇÃO SONORA

A inspeção sonora é a forma mais moderna de detecção de trincas. Baseia-se na diferença de sonoridade quando uma saia íntegra e trincada é percutida. A inspeção consiste em se acoplar o maxímetro a 90 graus em um bastão universal (Figura 2.11), rotacionar o conjunto sobre as saias do isolador e identificar os isoladores trincados pelo som emitido.

Figura 2.11: maxímetro percutindo um isolador de pedestal.



Fonte: Autor.

Um detalhe importante a ser observado nesta técnica é que o operador do maxímetro deve ter cuidado para não contornar o isolamento do isolador percutido (Figura 2.12), evitando diminuir a distância de isolamento, não permitindo com isso que seja criado um caminho alternativo para a corrente elétrica.

Figura 2.12: Procedimento incorreto para utilização do maxímetro.



Fonte: Instrução de manutenção Chesf - IM-MN-LT.055.

A Tabela 2.5 mostra as vantagens e desvantagens de utilização desta técnica.

Tabela 2.5: Vantagens e desvantagens da técnica de inspeção sonora.

Vantagens	Desvantagens
Baixo custo de execução.	Depende da percepção humana.
Não interrompe o fornecimento de energia elétrica.	Pessoal capacitado para trabalho em altura.
Pode ser realizado em qualquer nível de tensão.	Dependência das condições climáticas.
Detecção de falhas incipientes.	Dificuldade ergonômica.
	Velocidade de execução
	O método se torna mais confiável a medida em que a região percutida se aproxima do defeito.

Fonte: Tabela criada pelo autor.

2.1.4.4. INSPEÇÃO POR ILUMINAÇÃO SOLAR REFLETIDA EM ESPELHO

Esta inspeção permite que a luz do sol incidindo obliquamente sobre a trinca faça com que ela se destaque em branco contra o restante do isolador esmaltado em marrom (Figura 2.13).

Figura 2.13: Inspeção por iluminação solar.



Fonte: Instrução de manutenção Chesf - IM-MN-LTM.055.

A Tabela 2.6 mostra as vantagens e desvantagens de utilização desta técnica.

Tabela 2.6: Vantagens e desvantagens da técnica de inspeção por iluminação solar.

VANTAGENS	DESVANTAGENS
Maior nitidez para visualização de trincas	Maior risco na execução. Diminuição da distância de escoamento.
Não interrompe o fornecimento de energia elétrica	Pessoal capacitado para trabalho em altura.
Pode ser realizado em qualquer nível de tensão.	Dependência das condições climáticas.
Detecção de falhas incipientes.	

Fonte: Tabela criada pelo autor.

As técnicas descritas neste capítulo possuem como foco principal a verificação da integridade dos isoladores de porcelana. Existem outras técnicas de manutenção preditiva que se preocupam em analisar os demais modos de falhas dos isoladores de porcelana e dos diversos equipamentos existentes nas subestações do SEP, mas não estão no escopo deste trabalho. Desta forma, visando eliminar a subjetividade ou a inferência do homem para a determinação dos resultados e posteriores ações corretivas, foram implementadas rotinas computacionais para tratamento do sinal sonoro.

Podem-se visualizar na Tabela 2.7 as principais vantagens e desvantagens das técnicas baseadas em emissão acústica.

Tabela 2.7: Diferenças entre a atual técnica de inspeção sonora e o modelo proposto.

PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS	MÉTODO ATUAL	MÉTODO PROPOSTO
Baixo custo de execução.	X	X
Não interrompe o fornecimento de energia elétrica.	X	X
Independente da localização do defeito.		X
Pode ser realizado em qualquer nível de tensão.	X	X
Independente da extensão do defeito.		X
Detecção de falhas incipientes.	X	X
Independente da percepção humana.		X

Fonte: Tabela criada pelo autor.

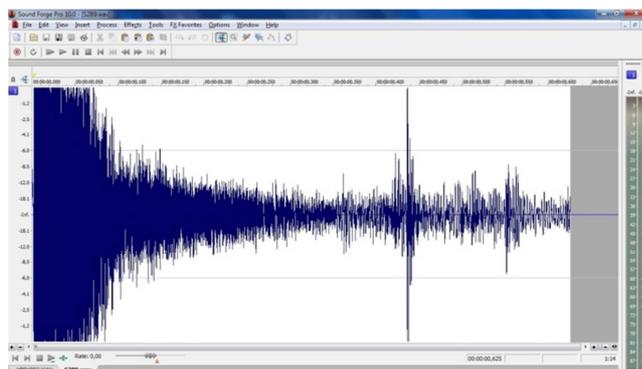
2.2. TRANSFORMADA *WAVELET*

Wavelet significa “ondinha”, em analogia às propriedades principais das bases *wavelet*: serem oscilantes, de rápido decaimento e de energia concentrada. O uso da transformada *wavelet* (TW) significa adotar uma nova mentalidade ou perspectiva no processamento de dados. As *wavelets* são funções que satisfazem certos requisitos matemáticos e são usadas na representação de dados ou de outras funções (GRAPS, 1995). A TW, assim como a transformada de *Fourier* (TF), são ferramentas matemáticas que permitem representar funções ou sinais através da superposição de outras funções. Porém, a análise clássica de *Fourier* não é adequada na análise de sinais para detecção de distúrbios com o perfil transitório, já que existem informações de diferentes frequências do sinal original no tempo, ou seja, as informações das frequências são perdidas no tempo. Por isso a TF se encaixa bem na análise de sinais cujas componentes de frequência não variam com o tempo.

Desta forma, diferentemente da TF, onde sinais são representados pela soma infinita de funções seno e cosseno com diferentes frequências, a TW utiliza versões escalonadas e transladadas de uma função base conhecida como “*wavelet*-mãe”. A eficácia da análise *wavelet* é largamente influenciada pela escolha da *wavelet*-mãe. A utilização das transformadas possibilita uma visualização detalhada do tipo de sinal em estudo.

Como as *wavelets* podem ser utilizadas na representação de sinais que variam com a frequência, ditos não-estacionários, os RA gerados nos ensaios de emissão acústica se encaixam perfeitamente neste tipo de análise (Figura 2.14).

Figura 2.14: Sinal não estacionário obtido no ensaio de Emissão Acústica.



Fonte: Autor.

A TW tem sido usada em vários estudos da geofísica como, a convecção tropical (Weng e Lau, 1994), o El Niño (ENSO; Gu e Philander 1995; Wang e Wang 1996), as frentes frias atmosféricas (Gamage e Blumen 1993), a dispersão das ondas do mar (Meyers et al. 1993), dentre outros.

2.2.1. HISTÓRICO

Antes de 1930 surgem as primeiras teorias de Joseph Fourier e a análise de frequência de um sinal. As contribuições de Fourier abriram as portas para um novo universo funcional, fazendo com que os matemáticos evoluíssem gradativamente de um conceito de análise de frequência para uma análise de escalas. A transformada de Fourier (TF) foi concebida para analisar sinais estacionários, sem variação do espectro no tempo, possibilitando a visualização do espectro de frequência de diversos sinais. Contudo, apesar do conteúdo do espectro do sinal ser obtido usando a TF, nenhuma informação está disponível com relação à localização dos componentes de frequência no domínio do tempo (Costa, 2010). A primeira menção de *wavelets* apareceu em um apêndice da tese do matemático Alfred Haar (1909). Na transformada de Haar, a função base é um pulso quadrado com suporte compacto, ou seja, a função assume valores nulos fora de seus domínios. Uma das limitações das *wavelets* de Haar é que elas não são continuamente diferenciáveis, limitando sua aplicação.

Apenas na Década de 80, as *wavelets* foram matematicamente formuladas, sendo popularizada por Grossman (1984), com a formulação da transformada *wavelet* contínua (TWC) e às observações de Mallat (1989), na área de processamento digital de sinais, que percebeu algumas relações entre os filtros espelhados em quadratura e a formulação da TWC. A partir dessa pesquisa, a comunidade científica iniciou o refinamento matemático da teoria das *wavelets*, destacando as contribuições de Y. Meyer (1985), Mallat(1989) e Daubechies (1992). Y. Meyer e Ingrid Daubechies utilizaram os trabalhos de Mallat no desenvolvimento das *wavelets*, propiciando contribuições relevantes sobre o assunto. Meyer foi responsável pela construção da primeira *wavelet* continuamente diferenciável, porém sem o suporte compacto. Já Ingrid Daubechies apresentou o conceito da

transformada *wavelet* discreta (TWD), proporcionando a implementação computacional.

2.2.2. A TEORIA WAVELET

A análise de um sinal de acordo com uma escala, multi-escalas ou ainda sub-bandas de frequência é a ideia fundamental da teoria *wavelet*. A TW propicia a decomposição de uma função *wavelet* através de escalamentos e translações. Essas escalas comprimem ou dilatam uma *wavelet*-mãe $\psi_{a,b}(t)$ definida na equação (2.1) (RADUNOVIC, 2009).

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi_{a,b} \left(\frac{t-b}{a} \right); a, b \in R, a \neq 0, \quad (2.1)$$

em que a variável contínua a está relacionada com a resolução em frequência e realiza o escalamento da *wavelet*-mãe ($\psi_{1,0}$); a variável contínua b está relacionada com a resolução temporal e realiza a translação da *wavelet*-mãe; o fator multiplicador $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$, normaliza a energia *wavelet* através das diferentes escalas e translações.

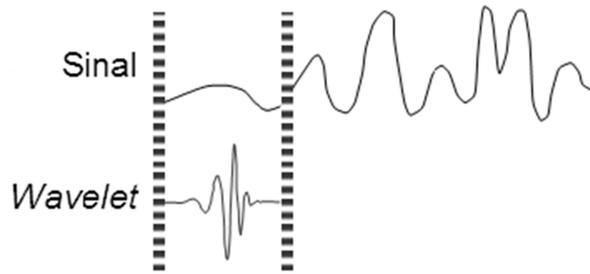
Uma função base é considerada uma *wavelet* quando for oscilatória, decair rapidamente a zero e tiver valor médio nulo (Chanda *et al*, 2003), ou seja, devem possuir energia finita unitária. Essa é a diferença fundamental entre a análise via TW e a análise via TF (RADUNOVIC, 2009).

A transformada *wavelet* é capaz de fornecer a informação do tempo e da frequência ao mesmo tempo (Polikar, 1994), permitindo uma representação mais completa do sinal, ou seja, a TW estuda cada componente da função *wavelet* que permite a localização no tempo e na frequência, com uma resolução casada com sua respectiva escala. Isto é denominado de análise em multiresolução de uma função ou sinal (Souza, 2007).

Para a obtenção da transformação *wavelet* de um dado sinal $x(t)$ é necessária a realização dos seguintes passos (MISITI,2000):

- Escolhe-se a *wavelet* mãe e faz-se a comparação com um trecho do sinal (Figura 2.15);

Figura 2.15: Comparação entre a *wavelet* e um trecho do sinal original.



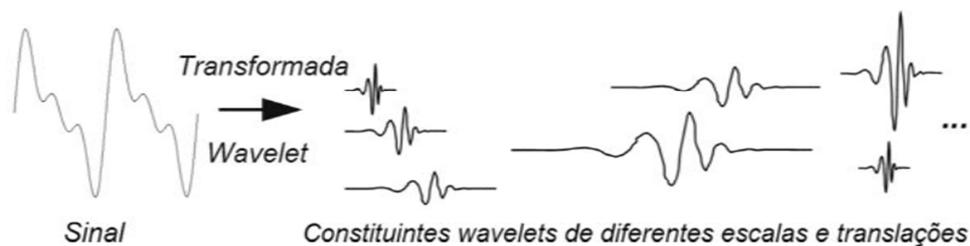
Fonte: Araujo, 2011. Disponível em: http://www.repositorio.ufpa.br/jspui/bitstream/2011/2897/1/Dissertacao_InfluenciasFamiliasWavelets.pdf

- Calcula-se o Coeficiente “C” de correlação entre o trecho do sinal e a *wavelet* escolhida, onde C é a função $TWC_x(a, b)$ definida na equação (2.2). Quanto maior o valor de C, maior será a similaridade entre o sinal de entrada e a *wavelet* escolhida.

$$TWC_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi \frac{(t - b)}{a} dt \quad (2.2)$$

A TWC decompõe o sinal temporal em um conjunto de bases *wavelet* (Figura 2.16);

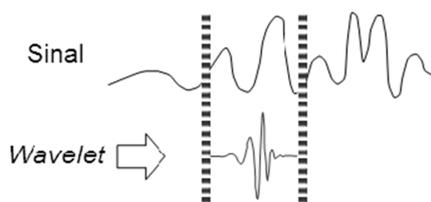
Figura 2.16: Decomposição do sinal pela TW.



Fonte: Araujo, 2011. Disponível em: http://www.repositorio.ufpa.br/jspui/bitstream/2011/2897/1/Dissertacao_InfluenciasFamiliasWavelets.pdf

- Translada-se a *wavelet* para a direita (Figura 2.17) e repete-se o passo 2, percorrendo todo o sinal;

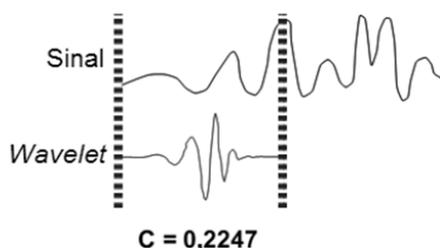
Figura 2.17: Translação da *wavelet*-mãe por todo sinal.



Fonte: Araujo, 2011. Disponível em: http://www.repositorio.ufpa.br/jspui/bitstream/2011/2897/1/Dissertacao_InfluenciasFamiliasWavelets.pdf

- Dilata-se a *wavelet* (Figura 2.18), repetindo os passos 2 e 3. Utiliza-se o fator de escala na *wavelet*-mãe, obtendo-se resoluções diferentes do sinal analisado;

Figura 2.18: Dilatação da wavelet-mãe.



Fonte: Araujo, 2011. Disponível em: http://www.repositorio.ufpa.br/jspui/bitstream/2011/2897/1/Dissertacao_InfluenciasFamiliasWavelets.pdf

- Repetem-se os passos 2, 3 e 4 para todas as escalas que se deseja analisar o sinal. Seguindo os passos descritos, consegue-se obter todos os coeficientes *wavelets* em diferentes escalas e translações.

Para tornar menor o esforço computacional, entra em cena a TWD que realiza o mapeamento do sinal em uma sequência de números indexados por dois fatores, definida pela equação (2.3).

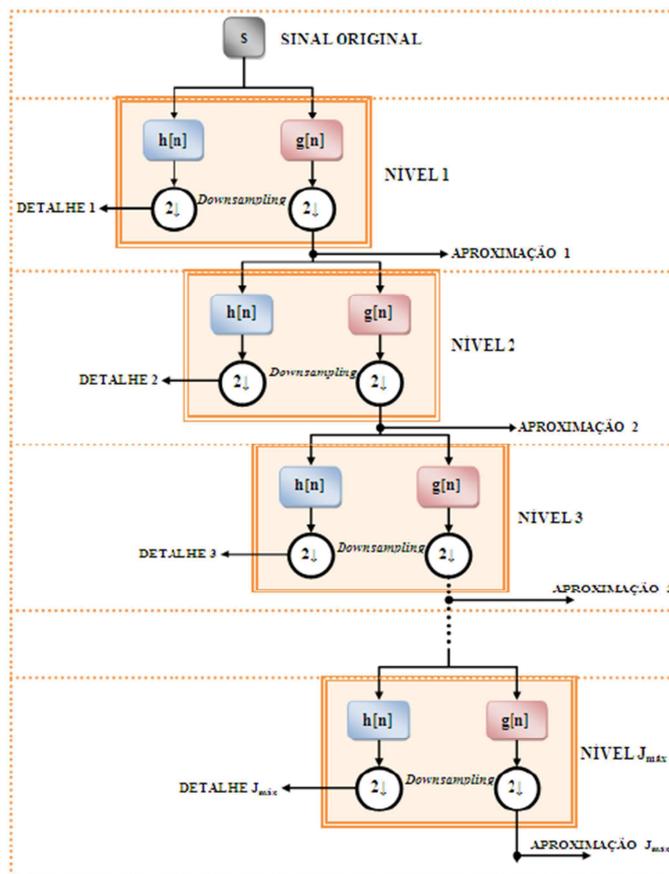
$$TWD_x(j, k) = \frac{1}{\sqrt{|a_0^j|}} \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) \psi \left(\frac{n - kb_0 a_0^j}{a_0^j} \right); n, j, k \in \mathbb{Z} \quad (2.3)$$

Em que o coeficiente de escala da TWD é igual a a_0^j , o coeficiente de translação da TWD é igual a $b_0 a_0^j$, a escala da *wavelet* é representada pelo j e a posição da escala pelo k .

A análise em multiresolução é obtida da TWD através de um algoritmo de otimização criado por Mallat e é o processo pelo qual são obtidas as aproximações e os detalhes advindos do sinal em análise (Figura 2.19). As aproximações (altas escalas) fornecem as informações de baixa frequência do sinal, enquanto que os detalhes (baixas escalas) fornecem as informações de alta frequência do sinal. A análise em multiresolução também pode ser entendida como um conjunto de convoluções entre os coeficientes *wavelets* e os coeficientes dos filtros *wavelets*.

A energia de um sinal pode ser decomposto em termos de energia de ambos os coeficientes *wavelet* (Costa, 2011)

Figura 2.19: Árvore de decomposição *wavelet*.

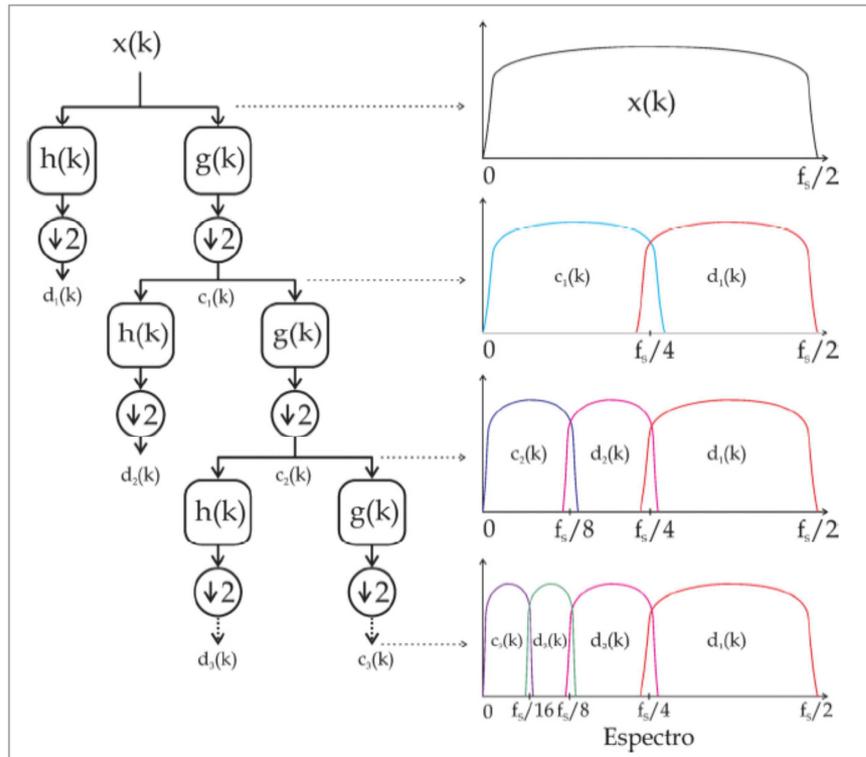


Fonte: Araújo, 2011. Disponível em: http://www.repositorio.ufpa.br/jspui/bitstream/2011/2897/1/Dissertacao_InfluenciasFamiliasWavelets.pdf

A transformada *wavelet packet* (TWP) é uma generalização da transformada *wavelet* discreta. Quando se processa um sinal através da TWD, verifica-se em seu diagrama de blocos (Figura 2.20) que a parte superior do espectro é descartada após cada interação. Já na TWP a análise multiresolucional avança nos dois

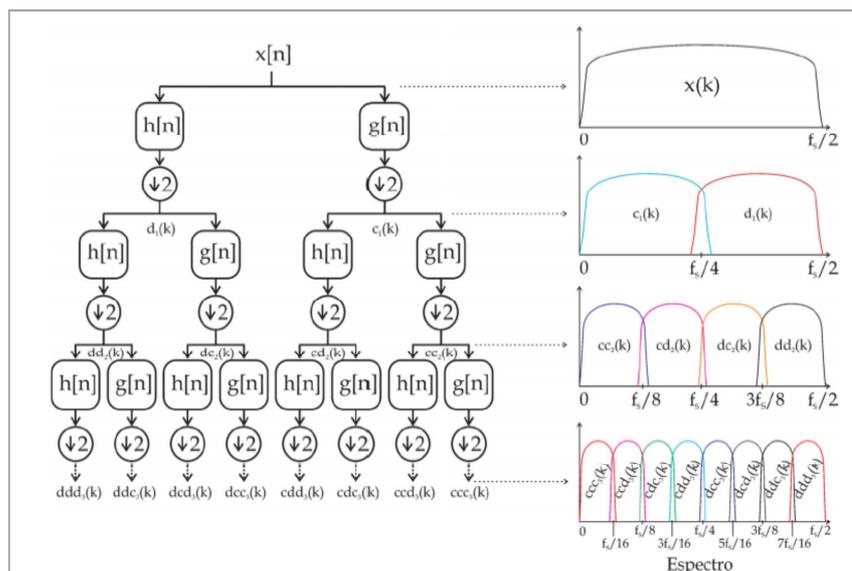
sentidos do espectro original, destacando as características do sinal original em todo o seu espectro (Figura 2.21).

Figura 2.20: Diagrama em blocos da TWD.



Fonte: Ferreira, 2011, p. 21. Disponível em: https://sites.google.com/a/dee.ufcg.edu.br/copele/Tarso%20Vilela_Tese.pdf?attredirects=0

Figura 2.21: Diagrama em blocos da TWP.



Fonte: Ferreira, 2011, p. 21. Disponível em: https://sites.google.com/a/dee.ufcg.edu.br/copele/Tarso%20Vilela_Tese.pdf?attredirects=0

2.3. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

O modelo de uma rede neural artificial (RNA) toma como inspiração a estrutura do cérebro humano, composta por unidades de processamento (neurônios) que criam estruturas interligadas, através de inúmeras conexões (sinapses), para o processamento das informações.

A RNA é uma estrutura que possui propriedades específicas, dentre as quais se podem citar, capacidade de generalização, adaptação a novas situações e organização de dados (Bem Krose, 1996). Entretanto, para trabalhos complexos faz-se necessário atribuir à rede, treinamentos específicos através de exemplos, para a obtenção do aprendizado desejado. De uma forma geral, numa RNA devemos definir a configuração a ser utilizada (*perceptron* simples, *perceptron* de múltiplas camadas, rede de *Kohonen*, etc...), sua topologia (quantidade de camadas e neurônios), tipo de função de transferência e sua forma de aprendizagem (treinamento, validação e teste).

2.3.1. HISTÓRICO

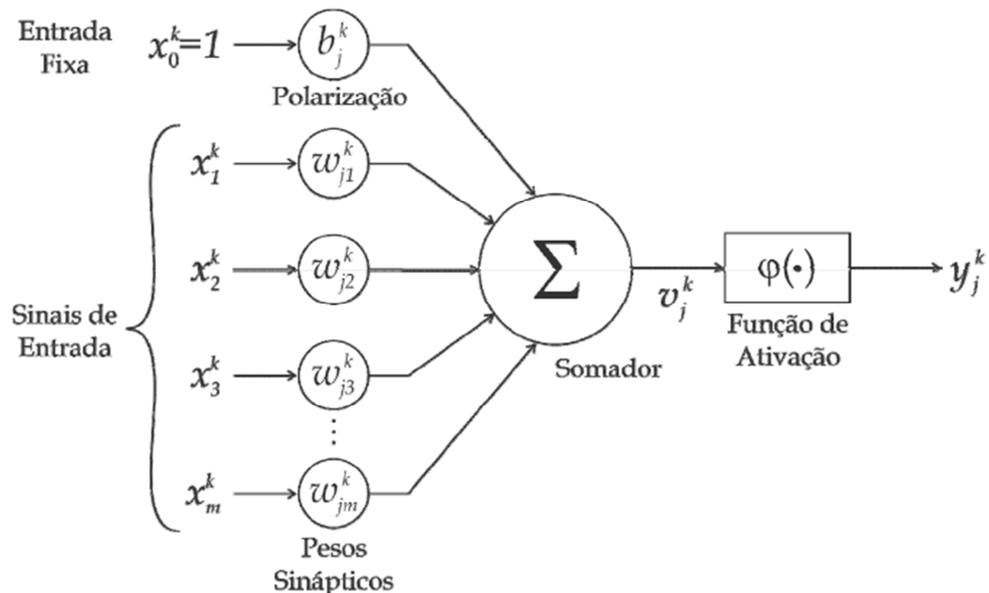
As redes neurais foram desenvolvidas na década de 40 pelo matemático Walter Pitts e o neurofisiologista McCulloch, onde a ideia principal era fazer uma analogia entre os neurônios biológicos e os circuitos eletrônicos. Ainda na década de 40, o matemático John von Neumann, propôs a arquitetura dos computadores atuais, o que de certa forma prejudicou um pouco o desenvolvimento das redes neurais comparados aos resultados dos computadores eletrônicos. Em 1949, Donald Hebb escreveu o livro "Organization of Behavior" (A Organização do Comportamento), onde comenta que o condicionamento psicológico seria uma propriedade intrínseca dos neurônios, e que por isso estava presente em qualquer animal. Suas teorias inspiraram outros pesquisadores. No ano de 1951, surge o primeiro neurocomputador, chamado de Snark, criado por Mavin Minsk. Em 1957, Frank Roseblatt criou uma rede neural que foi batizada com o nome de *perceptron*. Esta rede demonstrava o reconhecimento de padrões pelo sistema nervoso visual. Porém, em 1960, Marvin Minsky e Seymour provaram que redes neurais de uma única camada não conseguem resolver problemas como a operação lógica XOR (ou

exclusivo). Na década de 70, Kohonen e Anderson desenvolveram novos modelos de redes neurais que simulavam a memória e Grossberg desenvolveu o modelo de rede neural artificial auto-organizável. Em 1982, John Hopfield descreveu um modelo de rede neural baseado no sistema nervoso de uma lesma. Somente em 1986, Rumelhart e MacLelland desenvolveram o algoritmo *backpropagation* para redes neurais artificiais que permitiu a solução do problema do ou-exclusivo.

2.3.2. O NEURÔNIO ARTIFICIAL

O neurônio é a unidade de processamento de informações e é parte fundamental na operação de uma RNA. O diagrama de blocos, que mostra o modelo de um neurônio, está ilustrado na Figura 2.22.:

Figura 2.22: Diagrama de bloco com o modelo de um neurônio artificial.



Fonte: Ferreira, 2011, p. 21. Disponível em:
https://sites.google.com/a/dee.ufcg.edu.br/copele/Tarso%20Vilela_Tese.pdf?attredirects=0

Podem-se identificar três elementos básicos do modelo neural (Haykin, 2001):

- Um conjunto de sinapses que são caracterizadas pelos pesos w_{ji}^k , que indica a importância do sinal de entrada i na determinação da saída do neurônio j da camada k .
- Um somador, que realiza uma combinação linear dos sinais de entrada ponderada pelos respectivos pesos sinápticos de suas ligações.

- Uma função de ativação φ_j^k para restringir a amplitude de saída de um neurônio. Geralmente normalizado no intervalo $[0,1]$ ou $[-1,1]$.

Além dos elementos citados, o modelo neural também inclui um termo de polarização b_j^k que tem a função de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação.

Em termos matemáticos, pode-se descrever o neurônio j utilizando as equações (2.4) e (2.5).

$$v_j^k = b_j^k + \sum_{i=1}^{I^k} w_{ij}^k x_i^k \quad (2.4)$$

$$y_j^k = \varphi_j^k + v_j^k \quad (2.5)$$

Em que I^k representa o número de entradas da camada, $x_0^k, x_1^k, \dots, x_I^k$ os sinais de entrada, $w_{j1}^k, w_{j2}^k, \dots, w_{jm}^k$ os pesos sinápticos, b_j^k a polarização, v_j^k o potencial de ativação, φ_j^k a função de ativação e x_0^k o sinal de saída.

Para evitar que informações desnecessárias se propaguem pela rede, cause a saturação dos neurônios e a perda de eficiência da rede, a função de ativação limita o resultado a um intervalo definido. Existem três tipos básicos de função de ativação:

- Função limiar

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v \geq 0 \\ 0 & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

- Função linear por partes

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & v \geq +\frac{1}{2} \\ v, & -\frac{1}{2} < v < +\frac{1}{2} \\ 0, & v \leq -\frac{1}{2} \end{cases} \quad (2.7)$$

- Função sigmoide

$$\varphi_j^k(v_j^k) = \frac{1}{1 + e^{(-av_j^k)}} \quad (2.8)$$

A tangente hiperbólica, expressa na equação (2.9), é outra função de ativação sigmoideal bastante utilizada.

$$\varphi_j^k(v_j^k) = \frac{1 - e^{(-av_j^k)}}{1 + e^{(-av_j^k)}} \quad (2.9)$$

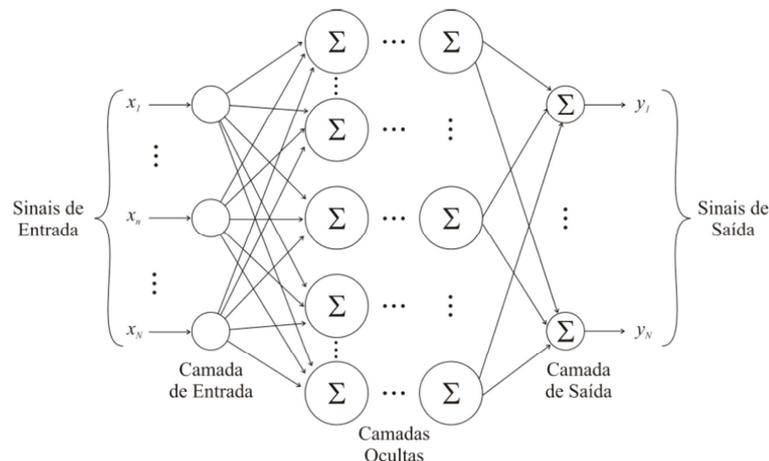
Nas equações (2.8) e (2.9), variando-se o parâmetro a , obtemos funções sigmoideis com diferentes inclinações.

2.3.3. PERCEPTRON DE MÚLTIPLAS CAMADAS

Dentre as diversas RNA existentes uma das mais difundidas são as redes *perceptron* de múltiplas camadas (MLP), que representam uma generalização do *perceptron* de única camada.

A rede consiste de um conjunto de nós sensoriais que constituem a camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída. A conexão é realizada conforme apresentado na Figura 2.23.

Figura 2.23: Conexão dos neurônios na MLP.



O modelo de cada neurônio da rede inclui uma função de ativação não linear e, como dito na seção 2.3.2 deste capítulo, a função sigmoideal é bastante utilizada para esse propósito. Desta forma, utilizando as equações (2.5) e (2.6), o sinal é propagado camada a camada até que uma saída seja computada. Seu processo de aprendizagem é supervisionado, utilizando o algoritmo de correção de erro.

2.3.4. PROCESSO DE APRENDIZAGEM DA RNA

O processo de aprendizagem de uma RNA pode ser realizado de forma supervisionada ou não supervisionada (pela experiência). No primeiro caso, é apresentado um conjunto de entradas a rede e esta retorna um conjunto de saídas que é comparado com os valores de saída desejados. Essa diferença é minimizada com os ajustes dos pesos sinápticos e da polarização. Esse processo é repetido até que a taxa de acerto seja satisfatória. Já para o treinamento não supervisionado, a rede não recebe informações sobre as saídas desejadas ela se organiza de forma a identificar padrões a partir dos dados de entrada.

Existe uma grande quantidade de algoritmos de aprendizagem para ajustar os pesos sinápticos e o nível de polarização de uma RNA, dentre os quais se pode citar:

- Aprendizagem por correção de erro (regra delta);
- Aprendizagem competitiva (regar de Kohonen);
- Aprendizagem baseada em memória;
- Aprendizagem hebbiana;
- Aprendizagem de Boltzmann.

2.3.4.1. O ALGORITMO BACKPROPAGATION E RESILIENT PROPAGATION

A aprendizagem por correção de erro consiste em dois passos: um pra frente (propagação) e outro pra trás (retropropagação) através das diferentes camadas da rede. No primeiro passo, é aplicado um vetor de entrada que se propaga por toda a rede gerando as saídas reais. No segundo passo, os pesos sinápticos são ajustados pelo sinal de erro gerado pela diferença entre o valor de saída real e o valor desejado (HAYKIN, 2001). A aplicação desse processo pode ser realizada

sequencialmente, onde o ajuste dos pesos só é realizado após todos os exemplos de treinamento serem apresentados, ou seja, depois de uma série de iterações (época).

Todo procedimento de aprendizagem das redes MLP é baseado no sinal de erro (Ludwig Jr, O. e Costa, Eduard Montgomery M., 2007), conforme pode ser observado na equação (2.10).

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in B} [D_j(n) - y_j(n)]^2 \quad (2.10)$$

Para o algoritmo *backpropagation* a correção dos pesos sinápticos e polarização é dada pela equação (2.11).

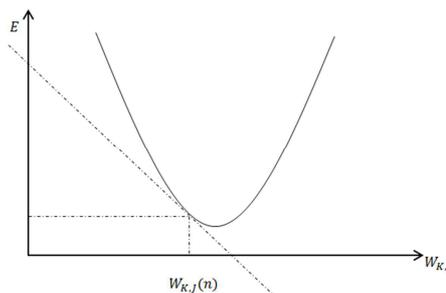
$$\Delta w_{ij}(n) = -\eta \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ij}(n)} \quad (2.11)$$

Em que η é a taxa de aprendizado, ou seja, a velocidade com que os pesos serão ajustados em direção ao menor erro.

A equação (2.11) resume a importância das derivadas parciais para o ajuste dos parâmetros livres da rede (Pesos e polarização).

Observando graficamente a representação da função ε em relação a w (Figura 2.24), pode-se verificar que se o valor $\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ij}(n)}$ for pequeno, significa dizer que estamos próximo de um ε mínimo, ou seja, precisamos de uma correção menor para o valor de $w_{ij}(n)$. Por outro lado se o valor $\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ij}(n)}$ é grande, a correção de $w_{ij}(n)$ será maior.

Figura 2.24: Representação gráfica para a função $\varepsilon \times w$.



Fazendo o uso da regra da cadeia para derivada parcial da equação (2.11), obtemos a equação (2.12).

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ij}(n)} = \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ij}(n)} \quad (2.12)$$

Em que o gradiente local do neurônio é dado pela derivada $\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial v_j(n)}$ e representa os três primeiros termos da equação (2.12). Desta forma, podemos escrever o gradiente local conforme a equação (2.13).

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial v_j(n)} = \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \quad (2.13)$$

Fazendo o desenvolvimento das derivadas parciais e utilizando uma sigmoide como função de transferência, obtemos as equações finais para cálculo do gradiente local (2.14), ajustes dos pesos de cada camada (2.15) e o ajuste da polarização (2.16).

$$\delta_j(n) = -e_j(n)\varphi'_j(v_j(n)) \quad (2.14)$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (2.15)$$

$$\Delta b_j = -\eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (2.16)$$

De forma resumida, o processo consiste em:

- Arbitrar valores de inicialização para os pesos sinápticos e polarização;
- Apresentar um vetor de treinamento à rede;
- Realizar a propagação e calcular o campo local induzido e o sinal de saída para todos os neurônios;
- Calcular o sinal de erro instantâneo e o erro médio global para teste de parada do algoritmo;
- Calcular todos os gradientes locais para os neurônios da camada de saída;
- Fazer os ajustes dos pesos e polarização da camada de saída;

- Fazer o cálculo do gradiente local para os neurônios da penúltima camada;
- E finalmente, calcular novamente o ajuste dos pesos e polarização desta camada.

Este processo se desenvolve da mesma forma para as demais camadas ocultas e de entrada, e as iterações são realizadas com novos exemplos de treinamento até que seja satisfeito o processo de parada.

Com o intuito de otimizar o tempo de aprendizagem da rede neural, foi criado o algoritmo *resilient propagation* (RPROP), que é uma modificação do algoritmo *backpropagation* tradicional (Rumelhart e McClelland, 1986). O RPROP foi desenvolvido por Reidmiller e Braun (1993), com o intuito de diminuir a influência da magnitude dos gradiente nos ajustes dos pesos.

Como a função sigmoide possui um comportamento assintótico, isso gera pequenos gradientes locais que promovem incrementos nos pesos e consequente demora na convergência do erro pretendido.

De uma forma geral, o processo de cálculo dos pesos para o algoritmo RPROP é calculado pelo sistema de equações (2.17).

$$\Delta w_{ji}^k(m) = \begin{cases} -\Delta_{ji}^k(m), & \text{se } \frac{\partial \varepsilon_{med}(m)}{\partial w_{ji}^k} > 0 \\ +\Delta_{ji}^k(m), & \text{se } \frac{\partial \varepsilon_{med}(m)}{\partial w_{ji}^k} < 0 \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (2.17)$$

Os pesos são ajustados conforme equação (2.18).

$$w_{ji}^k(m+1) = w_{ji}^k(m) + \Delta w_{ji}^k(m) \quad (2.18)$$

Caso $\frac{\partial \varepsilon_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m-1) \times \frac{\partial \varepsilon_{med}}{\partial w_{ji}^k}(m) < 0$, significa dizer que será necessário retomar a configuração do peso calculado na época anterior, modificando o seu sinal, conforme equação (2.19).

$$\Delta w_{ji}^k(m) = -\Delta w_{ji}^k(m-1) \quad (2.19)$$

O RPROP utiliza somente o sinal do gradiente para decidir sobre as alterações que devem ser realizadas nos parâmetros livres da rede, ou seja, independente do valor absoluto do gradiente local, conforme equação (2.20), se a derivada for positiva o peso será decrementado de $\Delta_{ji}^k(m)$, caso contrário o peso será incrementado de $\Delta_{ji}^k(m)$, permitindo uma maior eficiência e velocidade para convergência do erro mínimo.

$$\frac{\partial \varepsilon_{med}(m)}{\partial w_{ji}^k} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ji}^k}(n) \quad (2.20)$$

em que o $\varepsilon_{med}(m)$ é a função de energia de erro média para uma época m , e é definida na equação (2.21):

$$\varepsilon_{med}(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varepsilon(n) \quad (2.21)$$

Ao final de cada época de treinamento, todos os pesos são ajustados individualmente, o que minimiza o esforço computacional e como consequência otimiza o tempo de resposta da rede.

3. MATERIAL E MÉTODOS

Este capítulo descreve o material e métodos utilizados para desenvolvimento do trabalho. Fala-se em detalhes das características do componente ensaiado, realização dos ensaios, tratamento dos dados coletados, criação do banco de dados para armazenamento e análise dos sinais sonoros, implementação de rotinas computacionais para cálculo da TWC, escolha da *wavelet*-mãe, cálculo da energia dos coeficientes *wavelet* a partir da TWP e a implementação da RNA.

3.1. MATERIAL

O pátio de 69 kV da SE JDM (Figura 3.1), onde foram realizados os ensaios para aquisição dos ruídos audíveis (RA), fica localizada no município de Nossa Senhora do Socorro, Sergipe, Brasil. Possui um papel importante no desenvolvimento do país, suprimindo de energia elétrica a capital do estado de Sergipe, Aracaju, bem como fazendo a regulação do SEP e a comercialização de energia elétrica com consumidores industriais. Esta importante subestação opera nas tensões de 69, 230 e 500 kV, possui uma potência instalada de 400 MVA, dois bancos de autotransformadores de 600 MVA cada, e um banco de reatores de 120 MVAR. Seu diagrama unifilar pode ser visto no Anexo 1 desta dissertação.

Figura 3.1: Pátio de 69 kV da SE JDM.



Fonte: Autor.

Na tentativa de se criar um banco de dados consistente para que fosse possível fazer as comparações nas quais o trabalho se propôs, foi definido como elemento de teste os isoladores de pedestal tipo leve (IPTL) das chaves seccionadoras ligadas à barra e à linha de distribuição (Figura 3.2), do pátio de 69 kV da SE JDM. Tanto os isoladores íntegros (Figura 3.3) quanto os isoladores defeituosos (Figura 3.4) utilizados nos ensaios, possuem as mesmas características técnicas, ou seja, mesma fabricação e tipificação. Além disso, possuem histórico de falhas mecânicas e elétricas.

Figura 3.2: (a) Visão completa da chave; (b) IPTL da base da chave seccionadora.



(a)

(b)

Fonte: Autor.

Figura 3.3: (a) IPTL visão superior das saias; (b) IPTL visão lateral das saias.



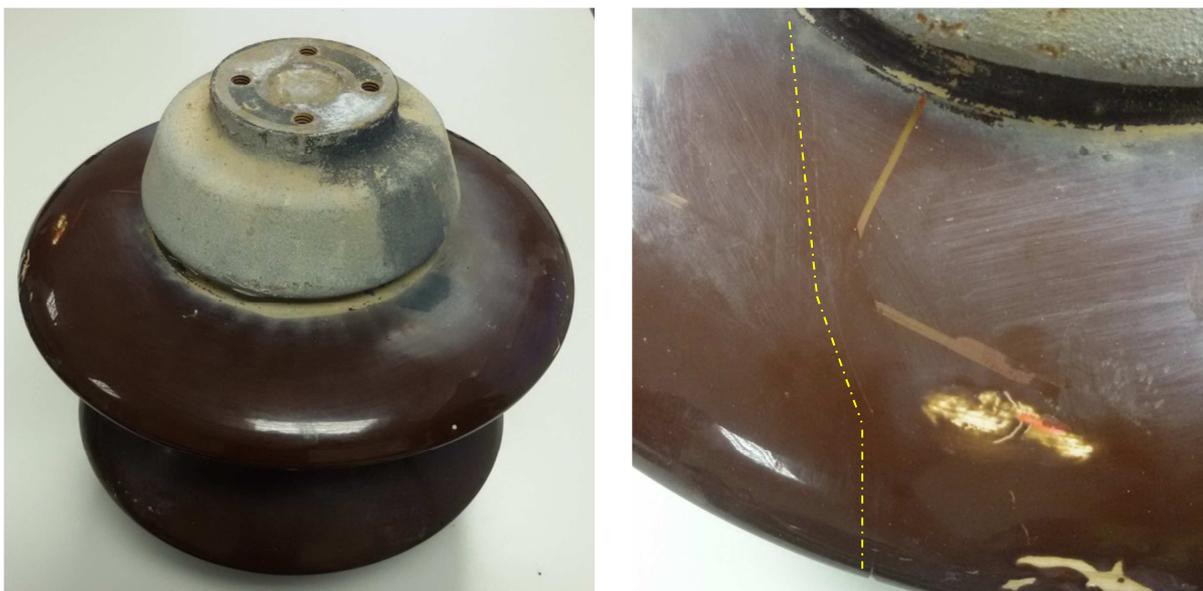
(a)



(b)

Fonte: Autor.

Figura 3.4: (a) IPTL testado com o maxímetro; (b) Detalhe da trinca salientado pela linha amarela.



(a)

(b)

Fonte: Autor.

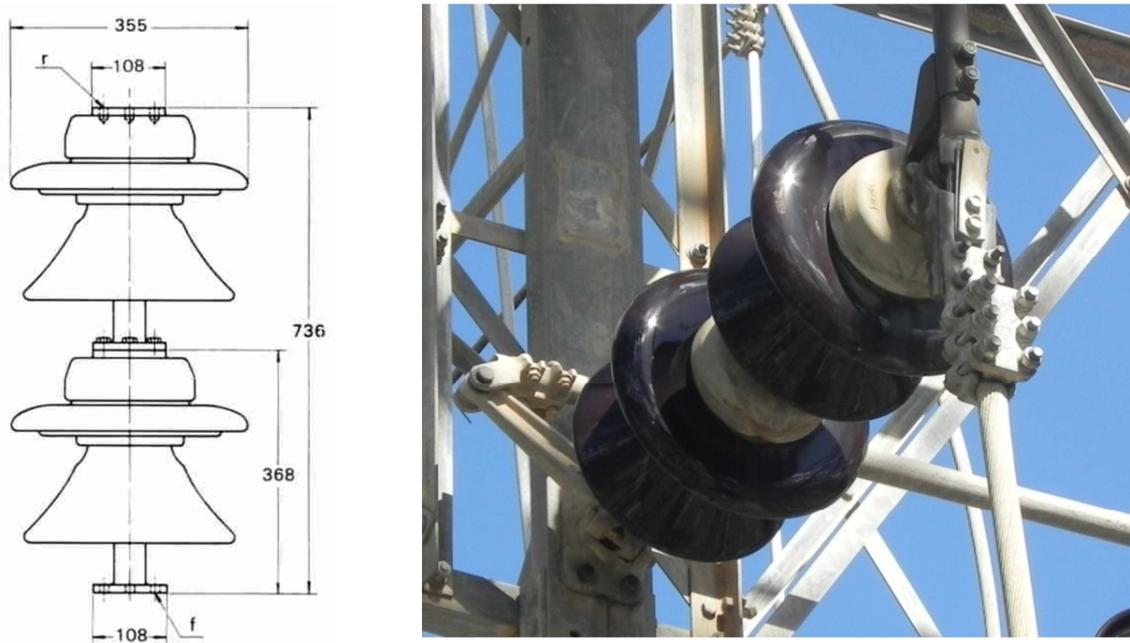
Para que fosse possível realizar os ensaios de emissão acústica, o tratamento dos ruídos audíveis e posterior implementação da TW e da RNA, foi necessário fazer o uso dos seguintes materiais:

- Isolador de porcelana tipo pedestal;
- Bastão isolante;
- Instrumento de ensaio (*Ritz tester*);
- maxímetro;
- Gravador digital;
- *Notebook*;
- *Softwares*.

3.1.1. ISOLADOR DE TESTE

Foram escolhidos os isoladores de porcelana do tipo pedestal de fabricação Santana-TR 147 (Figura 3.5), levando em consideração os seguintes aspectos: importância, quantidade, facilidade na execução do ensaio e o histórico de falha. Estes isoladores possuem características construtivas semelhantes a do isolador tipo pino.

Figura 3.5: Isolador de pedestal tipo leve. (a) Dimensões; (b) Isolador instalado na SE JDM.



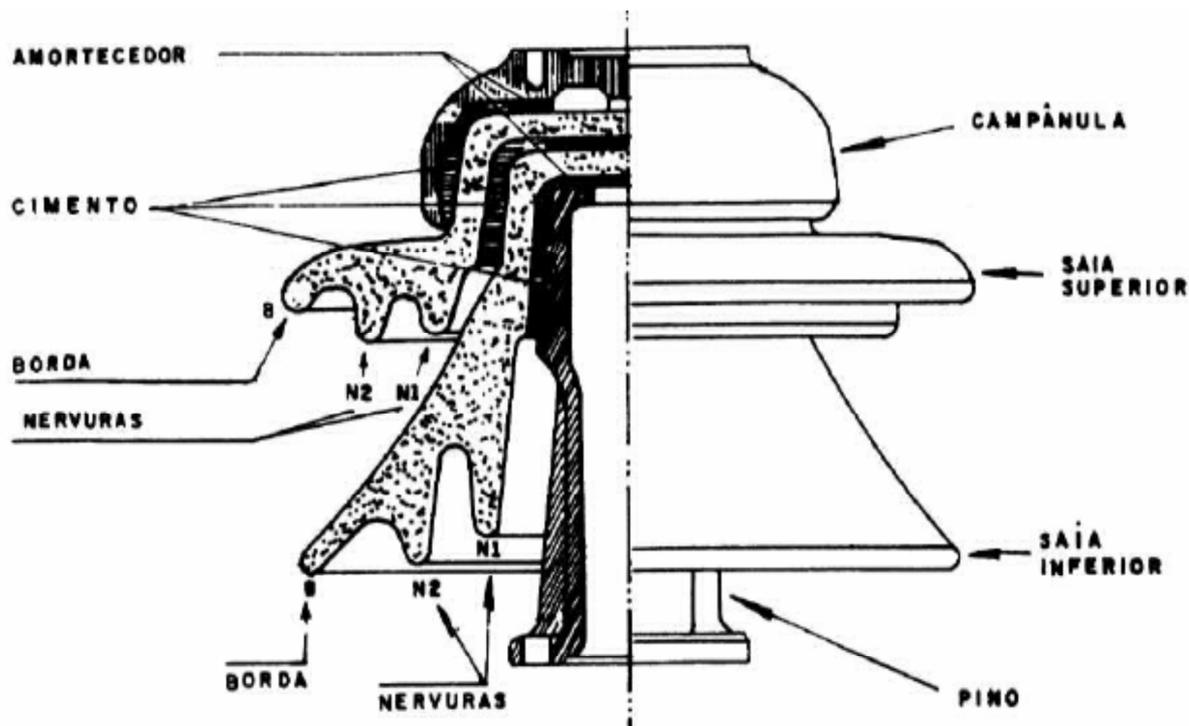
(a)

(b)

Fonte: (a) Catálogo Santana – isolador pedestal. (b) Autor.

Na Figura 3.6 podem-se observar as partes constituintes do isolador ensaiado.

Figura 3.6: Isolador pedestal tipo leve – modelo TR147 Santana.



Fonte: Autor.

A Tabela 3.1 descreve as características técnicas do IPTL.

Tabela 3.1: Descrição das partes constituintes do isolador de teste.

ITEM	DESCRIÇÃO	ESPECIFICAÇÃO
1	Campânula	Ferro maleável, Ferro dútil ou Aço, zincado a quente.
2	Saia de Porcelana	Porcelana
3	Cimento	Cimento Portland
4	Amortecedor	Cortiça ou cartão
5	Pino	Ferro maleável ou Ferro dútil, zincado a quente.

Fonte: Tabela criada pelo autor.

3.1.2. BASTÃO ISOLANTE

Como os ensaios são realizados nos IPTL de equipamentos energizados, faz-se necessário o uso de um bastão isolante (Figura 3.7) para que o electricista consiga realizar o trabalho com segurança, evitando um acidente possa trazer consequências para o ser humano e para o SEP.

A Tabela 3.2 descreve as características técnicas do bastão isolante.

Tabela 3.2: Especificação técnica do bastão isolante.

ÍTEM	DESCRIÇÃO	ESPECIFICAÇÃO
1	Cor	Laranja
2	Diâmetro	51mm
3	Comprimento	2,33 m
4	Material	Tubo oco de fibra de vidro impregnada em epóxi com revestimento externo em verniz. Internamente preenchido por espuma de poliuretano.
5	Rigidez dielétrica	14kV/cm
6	Peso	22,75 g/cm ³

Fonte: Tabela criada pelo autor.

Figura 3.7: Bastão isolante desmontado.



Fonte: Autor.

3.1.3. RITZ TESTER

Para garantir que o bastão isolante esteja em perfeitas condições de uso para intervenções em equipamentos energizados, foi utilizado o instrumento de ensaio denominado *Ritz tester* (Figura 3.8) que tem a função de detectar contaminações diversas, interna e externamente ao bastão, através da medição da corrente de fuga.

A Tabela 3.3 descreve as características técnicas do *Ritz tester*.

Tabela 3.3: Especificação técnica do *Ritz tester*.

ÍTEM	DESCRIÇÃO	ESPECIFICAÇÃO
1	Referência	RT-110/220
2	Descrição	Testador de bastões tipo <i>RITZ-TESTER</i>
3	Funcionamento	Por contato direto na superfície do bastão a ser testado
4	Leitura	Direta na escala do aparelho, acusando APROVADO ou REPROVADO
5	Alimentação	Fonte de CA de 127 ou 220 v 60 Hz 50 Hz
6	Dimensões	Aparelho = 155 x 210 mm. Estojo = 210 x 292 x 340
7	Peso	Peso = 3,2 kg - Estojo 2,6 kg Total = 5,8 kg
8	Componentes	Bastão de teste e folheto de instruções
9	Acondicionamento	Estojo de madeira

Fonte: Tabela criada pelo autor.

Figura 3.8: Ensaio do bastão isolante utilizando o *Ritz tester*.



Fonte: Autor.

3.1.4. MAXÍMETRO

O maxímetro é uma ferramenta utilizada para fazer a percussão nos isoladores instalados nas subestações, com o intuito de gerar um RA que identifique um possível defeito neste isolador. Inicialmente, o maxímetro foi idealizado com uma esfera de percussão de material metálico para melhorar a percepção do som emitido. Após algumas ocorrências de quebra da porcelana, devido à utilização de força excessiva no momento do ensaio, uma esfera de material plástico foi adaptada em substituição a esfera metálica.

A Tabela 3.4 descreve as características técnicas do maxímetro.

Tabela 3.4: Características técnicas do maxímetro.

ÍTEM	DESCRIÇÃO	ESPECIFICAÇÃO
1	Esfera de percussão	Metálica ou Plástica, para percussão em isoladores cerâmicos.
2	Mola de articulação	Metálica, para permitir flexibilidade e evitar a quebra da porcelana.
3	Conector	Metálico, para acoplamento no bastão universal.

Fonte: Tabela criada pelo autor.

Pode-se verificar na Figura 3.9 os dois tipos de maxímetro, sendo a esfera plástica de cor laranja.

Figura 3.9: maxímetros.



Fonte: Autor.

3.1.5. GRAVADOR DIGITAL

O gravador digital (Figura 3.10) foi utilizado para o registro do RA emitido no ensaio com o maxímetro.

A Tabela 3.5 descreve as características técnicas do gravador digital.

Tabela 3.5: Características técnicas do gravador digital.

ÍTEM	DESCRIÇÃO	ESPECIFICAÇÃO
1	Modelo	CXR190-4GB.
2	Dimensões	A=11cm ; L=4cm ; P=1cm.
3	Características	Sistema VOX de ativação por voz; Microfone embutido multidirecional; Visor LCD de 1,3 polegadas; Alto-falante de 100 mw a 8 Ohms; Entrada para microfone mono 3,5 mm; Saída para fone de ouvido 3,5 mm de 5mW; Indicador luminoso de gravação (REC); Exibe hora e data no visor de LCD; Interface USB 2.0 para conexão ao computador; Software conversor para o formato WAV suportado pela maioria dos MP3 players; - Suporte para conexão ao computador: Windows Vista / XP / 2000.
4	Áudio	Bit depth = 16bit; Bit rate = 96kbps; Channels = mono; Sample rate = 24.000.
5	Peso	204g

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

Figura 3.10: Gravador digital.



Fonte: Autor.

3.1.6. RECURSO COMPUTACIONAL

Para que fosse possível implementar as rotinas computacionais necessárias para o desenvolvimento deste trabalho, foram utilizados *softwares* para a separação do áudio gerado nos ensaios de EA, criação de banco de dados, escolha da *wavelet*-mãe pelo cálculo da TWC, cálculo das energias dos coeficientes *wavelets*, utilização da RNA, além de um computador portátil (PC).

A Tabela 3.6 descreve as características técnicas do PC utilizado.

Tabela 3.6: Descrição das partes constituintes do isolador de teste.

ITEM	DESCRIÇÃO	ESPECIFICAÇÃO
1	Modelo	Sony vaio
2	Processador	Intel (R) Core (TM) i5 2410M @ 2.3 GHz
3	Memoria RAM	6,00 GB
4	Sistema	Sistema operacional de 64 bits

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

3.2. MÉTODOS

Foram realizados vários ensaios com o maxímetro nos pedestais das chaves seccionadoras do pátio de 69 kV da SE JDM, para obtenção dos RA. Estes sinais foram separados e depois armazenados em um banco de dados, utilizando softwares específicos. Feito isso, foram aplicadas as TWs para verificar o grau de separabilidade dos resultados e implementação na RNA desenvolvida.

3.2.1. ENSAIOS PARA AQUISIÇÃO DE RA

Para que fosse possível captar os sinais dos ensaios realizados com o maxímetro, foi necessário adaptar o gravador de áudio digital ao bastão isolante. A fixação foi realizada empregando-se abraçadeiras de nylon, e foi inserida uma camada de elastômero sintético policloropreno, conhecido popularmente como neoprene, similar à borracha, entre o gravador e o bastão isolante a fim de garantir amortecimento das vibrações e evitar ruídos adicionais oriundos da execução do ensaio de EA. O mecanismo de fixação pode ser visualizado na Figura 3.11.

Apesar dos ruídos existentes em uma subestação, verificou-se que a proximidade do gravador ao maxímetro possibilitou aquisição dos sons sem muita interferência. Além disso, houve um consumo excessivo da bateria do gravador digital devido a exposição a indução eletromagnética, mas sem perda de qualidade dos RA gravados.

Figura 3.11: Posição correta do gravador digital



Fonte: Autor.

Após essa pequena adaptação, solicitou-se o barramento da SE JDM para realizar os ensaios de EA. Os testes foram realizados nos isoladores bons de pedestal das chaves seccionadoras de linha e barramento do pátio de 69kV da SE

JDM. Para facilitar a execução dos ensaios e a separação do áudio após a realização dos ensaios, utilizou-se o seguinte procedimento:

- i. De forma segura, tendo em mente todo o conhecimento técnico e de segurança, posicionou-se o eletricitista (Figura 3.12) no pórtico da subestação entre as chaves de linha e barramento (Figura 3.13);
- ii. Executou-se a sequência de batidas sempre do lado energizado para o lado terra, ou seja, percussão na primeira saia e depois percussão na segunda saia para os dois isoladores (Figura 3.14);
- iii. Fez-se a percussão de forma pausada para simplificar o processo posterior de separação das amostras de áudio;
- iv. Iniciou-se a gravação segundos antes da percussão na primeira saia do primeiro isolador do primeiro polo da chave. Parou-se a gravação após a percussão na segunda saia do último isolador do último polo da chave. Totalizaram-se 12 áudios por chave seccionadora e por arquivo.

Figura 3.12: Eletricitista pronto para realizar os ensaios.



Fonte: Autor.

Figura 3.13: Posicionamento do electricista entre as chaves de barra e linha.



Fonte: Autor.

Figura 3.14: Isolador de pedestal tipo leve: (a) Sentido da percussão para facilitar o ensaio e a separação dos áudios; (b) Identificação das saias do Isolador



(a)



(b)

Fonte: Autor.

Foram armazenadas 220 amostras adquiridas nos ensaios de EA realizados com o maxímetro para as duas saias de isoladores considerados bons, sendo 110 para a primeira saia e 110 para a segunda saia.

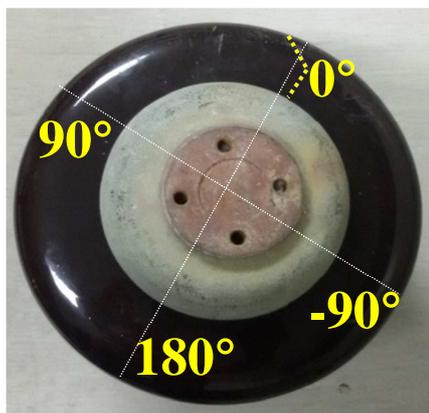
Para os isoladores defeituosos, e de mesma tipificação dos isoladores bons, não foi necessário realizar os ensaios no pátio da subestação, já que os isoladores trincados estão fora de operação. Como a estrutura do isolador é rígida, fixada através de cimento, as interferências de sua localização e posição de instalação podem ser desconsideradas.

Desta forma, para facilitar a separação dos áudios e validar a separabilidade dos RA entre isoladores, utilizou-se o seguinte procedimento:

- i. Fez-se a percussão dividindo as saias em quadrantes (Figura 3.15), para se obter amostras que contemplassem toda a extensão circular do isolador, aumentando assim a probabilidade de uma elevada capacidade de generalização por parte da RNA. O ângulo 0° foi arbitrado em cima da trinca;
- ii. Fez-se a percussão de forma pausada para simplificar o processo posterior de separação das amostras de áudio;
- iii. Executou-se a sequência de batidas iniciando a percussão na primeira saia e no primeiro quadrante (0°) de todos os isoladores trincados. Depois, fez-se da mesma forma para os demais quadrantes (90° , -90° e 180°). Após realizado os ensaios na primeira saia, repetiu-se o mesmo procedimento para a segunda saia;
- iv. Iniciou-se a gravação segundos antes da primeira percussão no primeiro isolador, no primeiro quadrante da primeira saia. Parou-se a gravação após serem realizadas 25 percussões, seguindo a sequência de batidas conforme o item anterior. Ao final, foram gerados 16 arquivos contendo cada um 25 amostras de RA, sendo que em cada saia foram gerados 8 arquivos de 25 sinais sonoros distribuídos nos quadrantes estipulados para o ensaio.

Foram armazenados 400 sinais sonoros nos ensaios de EA realizados com o maxímetro para as duas saias de isoladores considerados defeituosos, sendo 200 para a primeira saia e 200 para a segunda saia.

Figura 3.15: Distribuição dos quadrantes no isolador trincado.

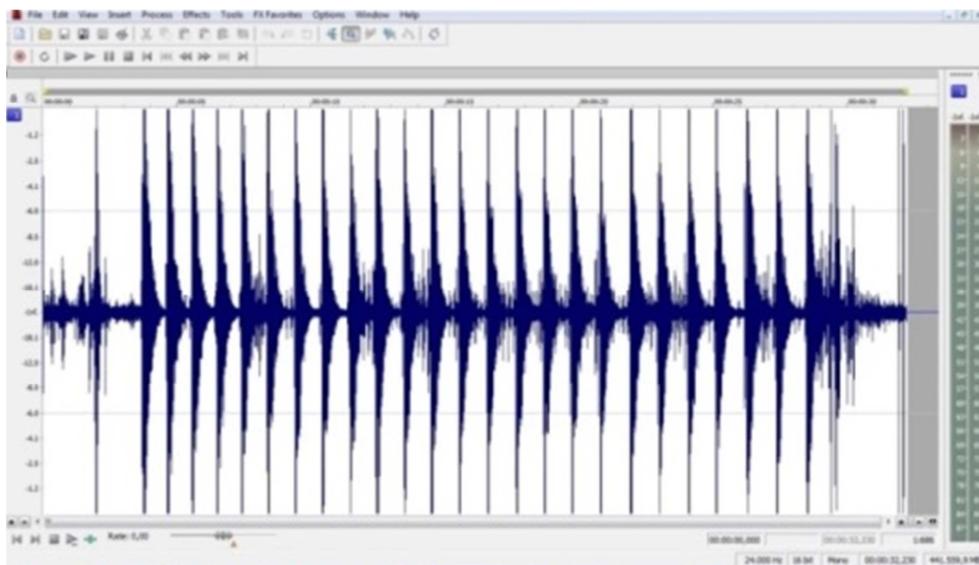


Fonte: Autor.

3.2.2. TRATAMENTO DOS SINAIS

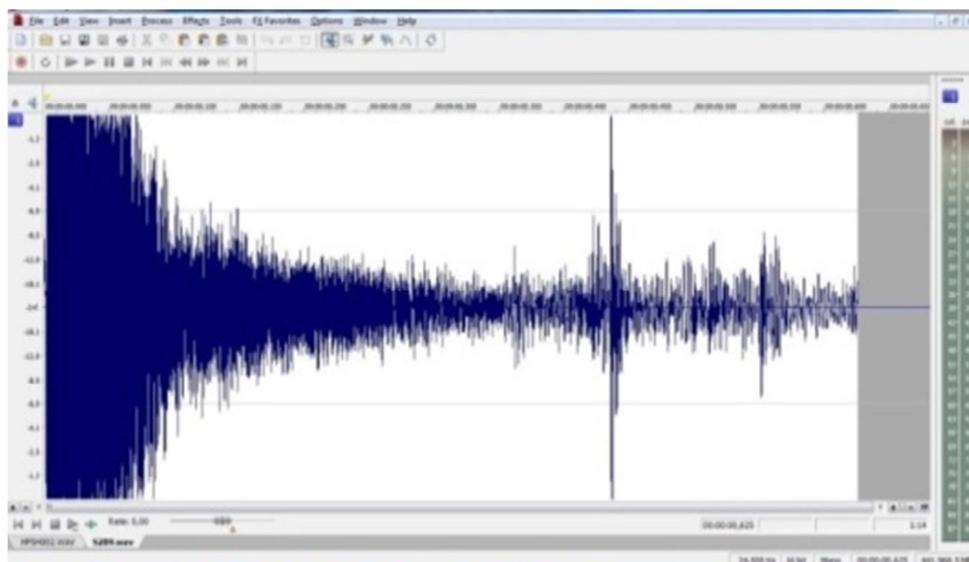
Após a etapa de coleta de dados, foi necessário fazer a separação dos RA em computador, utilizando um editor de áudio. Os ruídos se apresentavam em um único arquivo (Figura 3.16) e foi necessário primeiramente escutar o ruído para criar uma sensibilidade sobre as gravações e depois definir o ponto de corte para gerar os ruídos individuais de cada percussão, sem cortar detalhes importantes dos sinais (Figura 3.17).

Figura 3.16: RA gerado pelo maxímetro em um isolador trincado.



Fonte: Autor

Figura 3.17: RA editado com apenas uma percussão.



Fonte: Autor.

Foram separados 620 arquivos sonoros de tamanhos diferentes no tempo, representando cada percussão realizada nos ensaios de EA com o maxímetro. Deste total, 220 RA de isoladores bons e 400 RA de isoladores defeituosos. Os arquivos sonoros foram gravados respeitando a seguinte nomenclatura:

- *SXAY*, em que *S* é a indicação da parte do isolador (no caso a saia), *X* é o sequencial referente ao número da saia, *A* indica a situação do isolador (bom ou defeituoso) e *Y* o sequencial referente ao número dos ensaios.

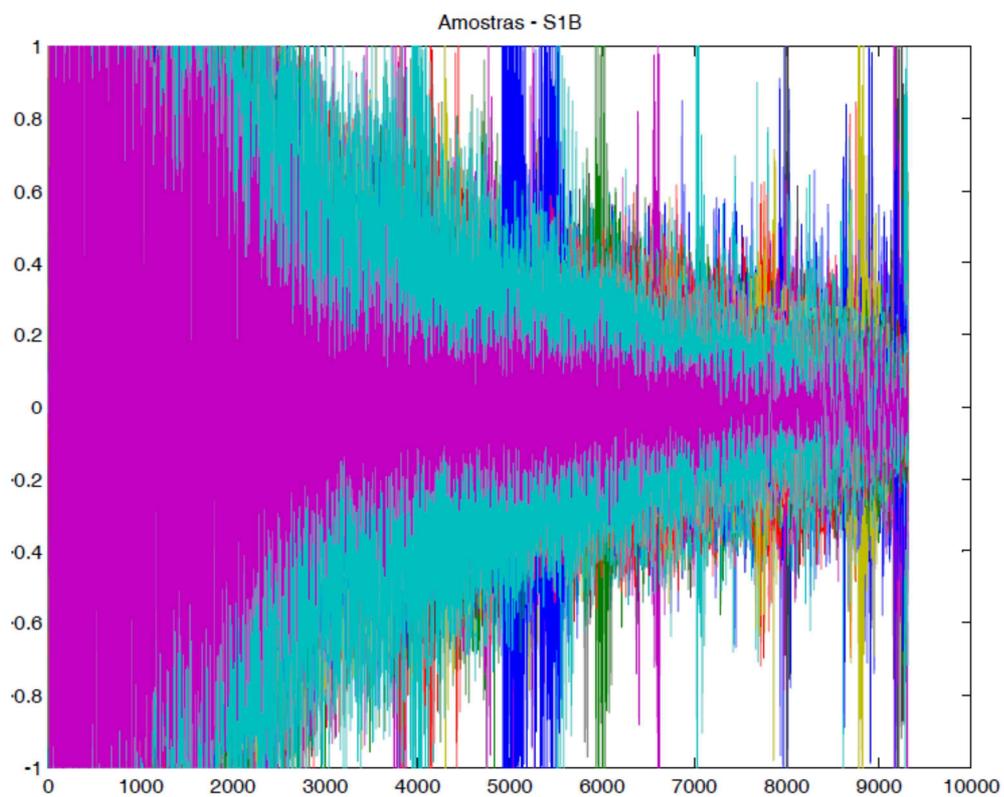
Como exemplo, o arquivo “**S1R50**” define o ensaio de número 50 realizado na saia 1 de um isolador defeituoso.

3.2.3. BANCO DE DADOS

Para que fosse possível utilizar a TWC e TWP nos 620 arquivos separados e representados pela nomenclatura descrita na subsecção 3.2.2 deste capítulo, desenvolveu-se uma rotina computacional para executar as seguintes operações:

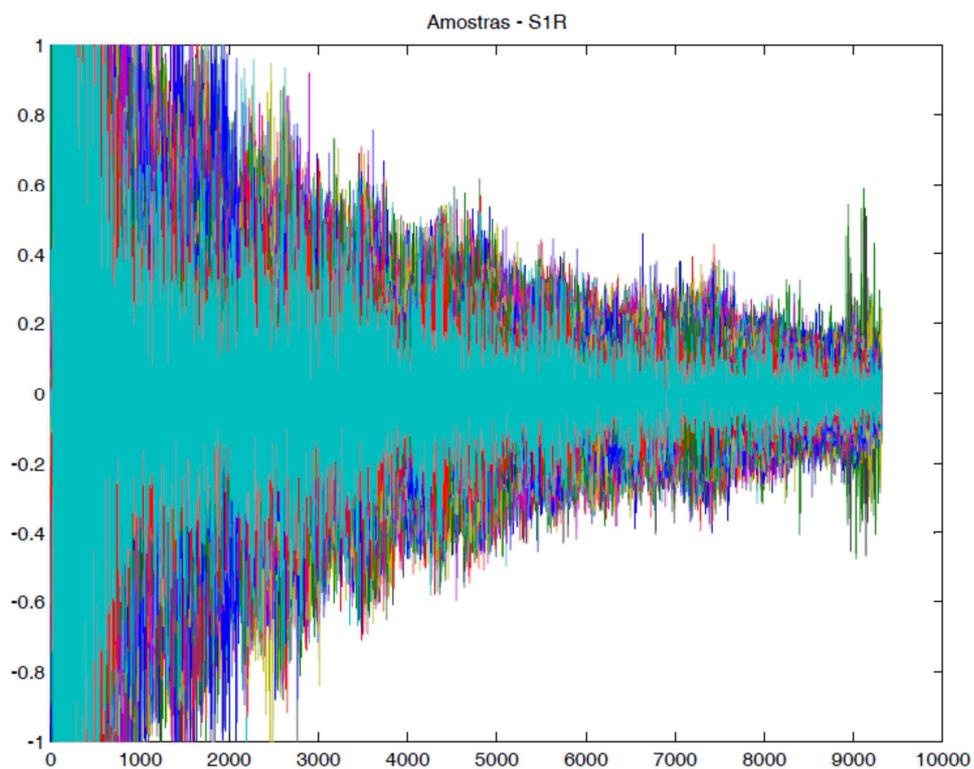
- i. Abrir cada arquivo de EA;
 - ii. Ajustar o tamanho de todos os arquivos
 - iii. Separar estes arquivos em quatro classes, representadas da seguinte forma:
- bdS1B: Banco de dados com todos os RA extraídos da primeira saia de todos os isoladores bons, resultando numa matriz de 9312 linhas por 110 colunas (Figura 3.18);
 - bdS2B: Banco de dados com todos os RA extraídos da segunda saia de todos os isoladores bons, resultando numa matriz de 9312 linhas por 110 colunas (Figura 3.19);
 - bdS1R: Banco de dados com todos os RA extraídos da primeira saia de todos os isoladores defeituosos, resultando numa matriz de 9312 linhas por 200 colunas (Figura 3.20);
 - bdS2R: Banco de dados com todos os RA extraídos da segunda saia de todos os isoladores defeituosos, resultando numa matriz de 9312 linhas por 200 colunas (Figura 3.21).

Figura 3.18: RA extraídos da primeira saia de todos os isoladores bons.



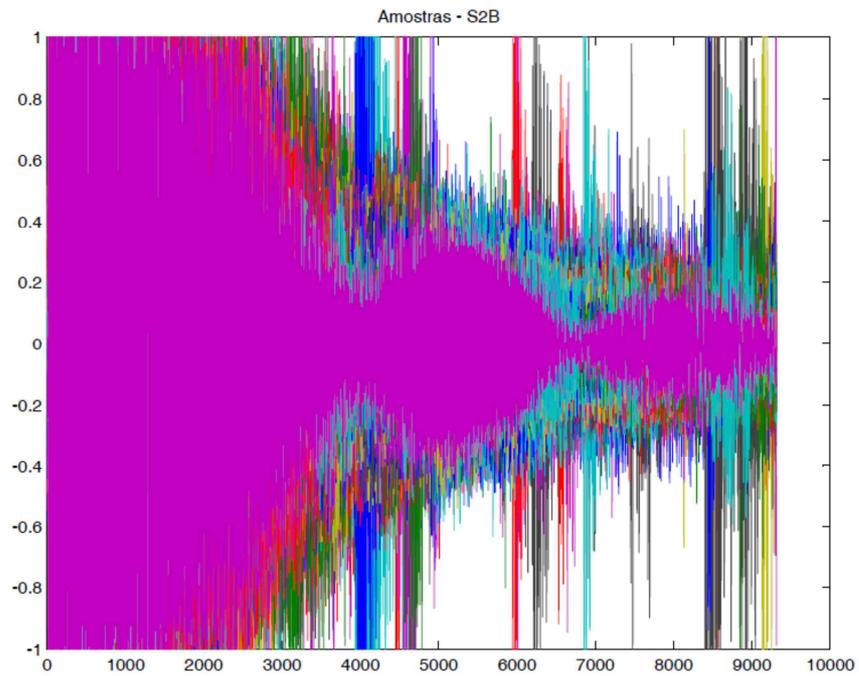
Fonte: Autor.

Figura 3.19: RA extraídos da primeira saia de todos os isoladores defeituosos.



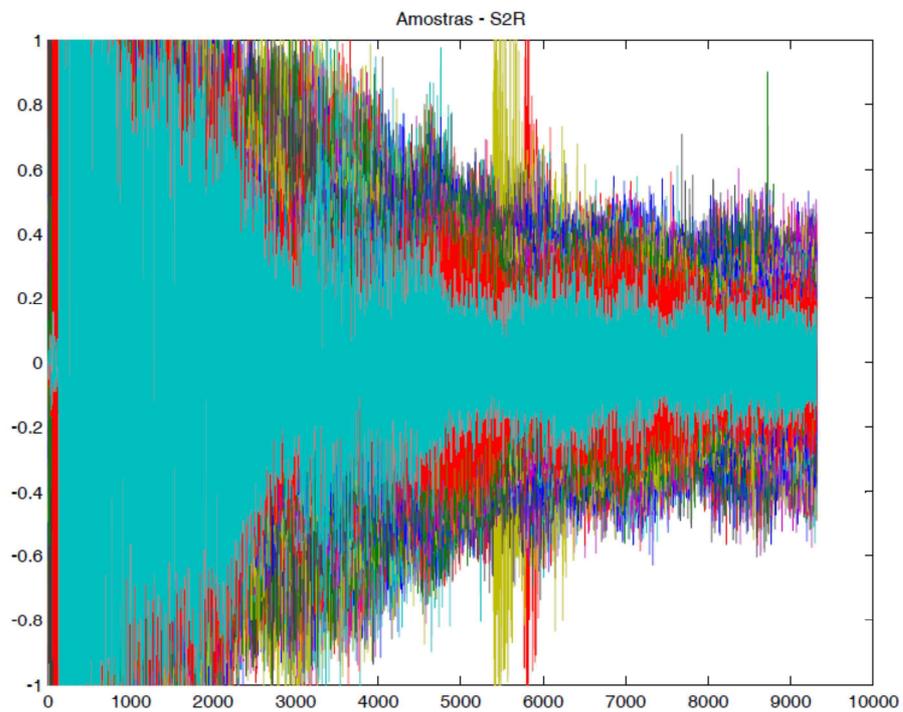
Fonte: Autor.

Figura 3.20: RA extraídos da segunda saia de todos os isoladores bons.



Fonte: Autor.

Figura 3.21: RA extraídos da segunda saia de todos os isoladores defeituosos.



Fonte: Autor.

Onde, as linhas e colunas das matrizes geradas representam respectivamente, a magnitude da frequência e a quantidade de ensaios realizados em cada saia do isolador.

3.2.4. UTILIZANDO A TWC E TWP

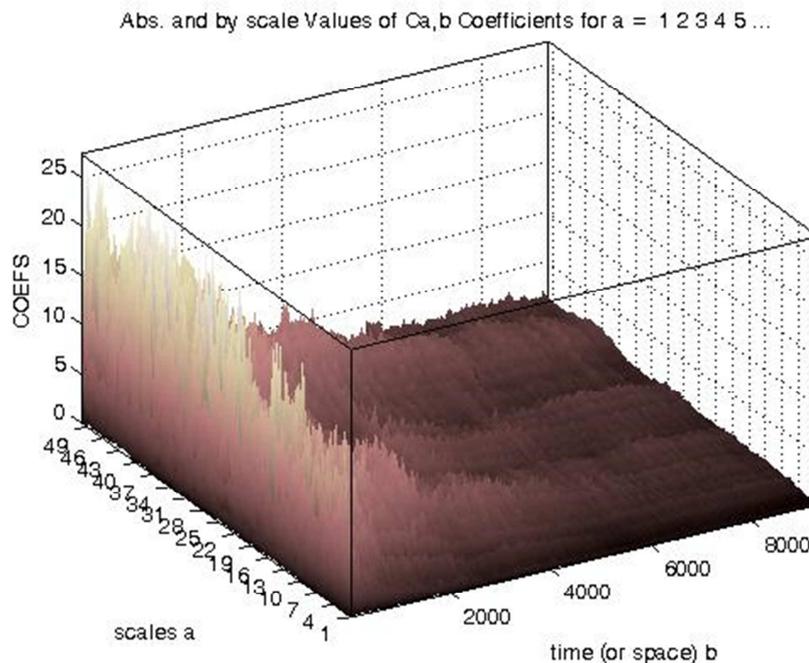
Conforme visto na subsecção 2.2.2 do capítulo 2, quanto maior o valor da transformada *wavelet* contínua, descrita na equação 2.2, maior será a correlação da *wavelet* com o trecho do sinal sonoro analisado, ou seja, melhor será a explicitação das características do sinal quando utilizarmos a transformada *wavelet packet* com sua decomposição multiresolucional.

O uso da TWC servirá apenas para encontrar a *wavelet* mais adequada para o processamento dos ruídos audíveis, gerados nos ensaios de emissão acústica.

O cálculo da TWC foi operacionalizado da seguinte forma:

- Escolheu-se aleatoriamente uma amostra de RA dentre os 620 RA gravados nos ensaios de EA;
- Realizou-se a decomposição do RA empregando-se a TWC para as famílias *wavelets Daubechies, Coiflets, Symlets, Discrete Meyer, Biorthogonal e Reverse Biorthogonal*, com o propósito de identificar a *wavelet*-mãe;
- Geraram-se matrizes com os valores da TWC (Figura 3.22);
- Calculou-se o valor médio dos elementos dessas matrizes;
- Por fim, definiu-se a *wavelet*-mãe pelo maior valor médio encontrado.

Figura 3.22: Distribuição dos valores da $TWC_x(a, b)$ para os elementos do RA escolhido.



Fonte: Autor.

Conforme figura 3.22, verifica-se que na decomposição do RA obtêm-se vários valores da TWC, referente às diversas translações e escalonamentos realizados pela *wavelet*-mãe, quando esta passa pelos elementos do sinal sonoro.

O eixo a define a quantidade de escalonamentos da *wavelet* utilizada, o eixo b a quantidade de elementos do ruído audível e o eixo dos coeficientes mede a magnitude da TWC para cada escala realizada.

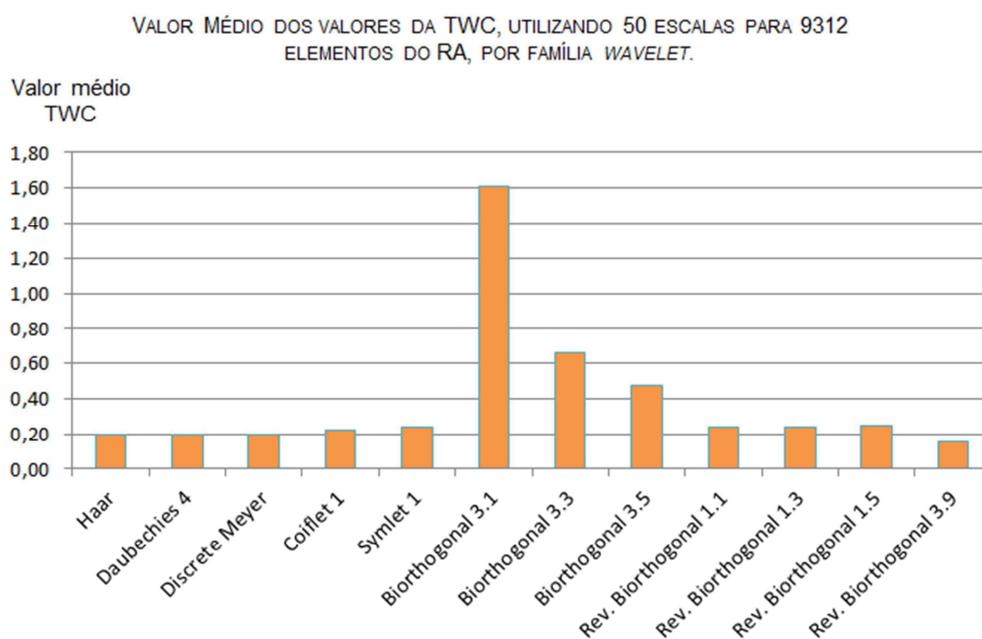
Desta forma, tem-se o valor da TWC para cada translação (tempo) e resolução (frequência) da *wavelet*-mãe, quando passa pelo sinal sonoro.

Para a escolha da *wavelet*-mãe, utilizou-se de forma experimental 50 escalonamentos. Isso resultou numa matriz de 9312 linhas (elementos do RA) por 50 colunas (escalonamentos realizados pela *wavelet*).

Realizou-se o mesmo procedimento para todas as famílias *wavelet* implementadas no Matlab, com o intuito de comparar os valores de TWC encontrados em cada matriz (Figura 3.23).

Considerou-se o valor médio de todos os valores obtidos na TWC, como uma referência para a análise dos dados obtidos.

Figura 3.23: Comparação dos valores da TWC por família *wavelet*.



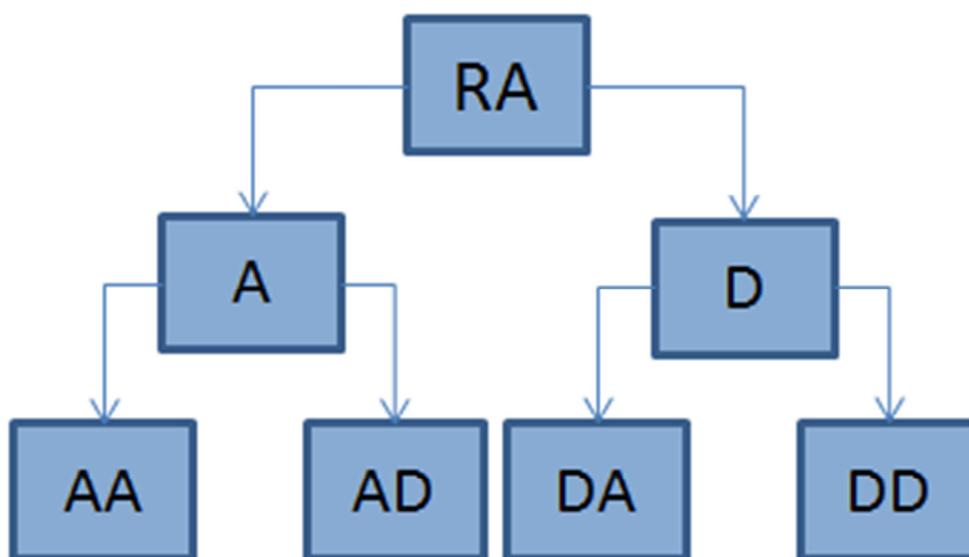
Fonte: Autor.

Nos resultados obtidos e visualizados na figura 3.23, verifica-se que a família *Biorthogonal 3.1* obteve os maiores valores de TWC.

Apesar deste estudo comparativo, utilizou-se a TWP, que é uma generalização da TWD, para as demais famílias *wavelet* que tiveram resultados satisfatórios no cálculo da TWC, com o intuito de comparar os resultados da rede neural.

Foram realizadas decomposições em dois níveis, o que na TWP origina seis coeficientes *wavelet* (Figura 3.24), divididos nos ramos de aproximação e detalhe (A, D, AA, AD, DA e DD). As aproximações (altas escalas) fornecem as informações de baixa frequência do sinal, enquanto que os detalhes (baixas escalas) fornecem as informações de alta frequência do sinal.

Figura 3.24: Decomposição do RA utilizando a TWP.



Fonte: Autor.

Desta forma, foi realizada a decomposição através da TWP para os bancos de dados dos RA gravados nos ensaios de EA (bdS1B, bdS2B, bdS1R e bdS2R). Isso gerou as matrizes de energia dos coeficientes *wavelet* (Figura 3.25).

As energias dos coeficientes foram então calculadas, originando vetores de seis elementos (ramos de aproximação e detalhe). Os resultados foram organizados em 4 matrizes, conforme descrito abaixo:

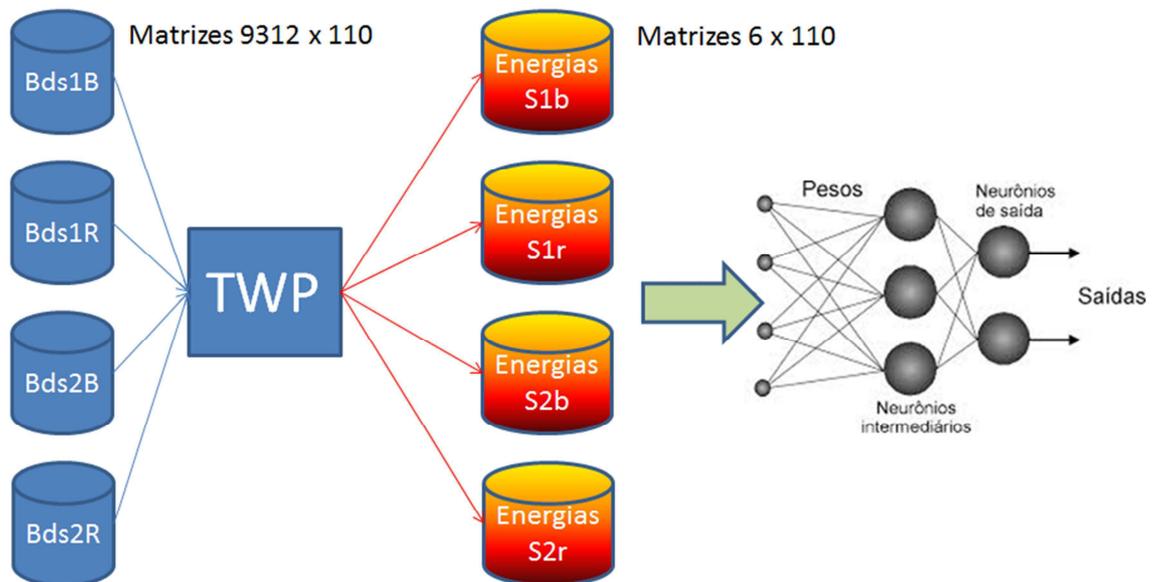
- EnergiasS1B: Energia dos coeficientes *wavelet*, geradas a partir do banco de dados bdS1B;
- EnergiasS1R: Energia dos coeficientes *wavelet*, geradas a partir do banco de dados bdS1R;
- EnergiasS2B: Energia dos coeficientes *wavelet*, geradas a partir do banco de dados bdS2B;

- EnergiasS2R: Energia dos coeficientes *wavelet*, geradas a partir do banco de dados bdS2R.

Cada matriz possui 110 colunas (RA) por 6 linhas (energia dos coeficientes) e os valores dessas matrizes se modificam a depender da *wavelet* que está sendo utilizada na decomposição da TWP.

Desta forma, para todas as 12 famílias escolhidas no cálculo da TWC, conforme figura 3.23 desta seção, foram geradas as 4 matrizes de energia dos coeficientes *wavelet*, para posterior análise dos resultados da RNA.

Figura 3.25: Decomposição do RA utilizando a TWP gerando as energias dos coeficientes *wavelet*.

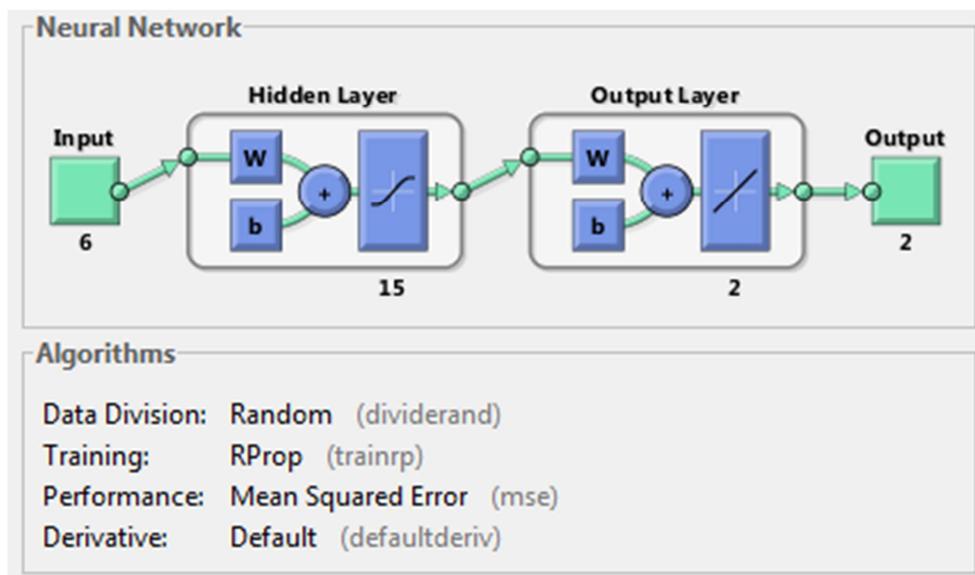


Fonte: Autor.

3.2.5. RNA EMPREGADA

A rede neural artificial foi executada utilizando os padrões gerados nos cálculos das energias dos coeficientes *wavelet*, conforme visualizado na figura 3.25. As matrizes de energias citadas na subseção 3.2.4 foram processadas por uma rede MLP de três camadas (Figura 3.26), sendo uma camada de entrada representada por seis unidades sensoriais, correspondente ao número de elementos dos padrões de energia gerados (6 coeficientes *wavelet*), uma camada oculta experimentalmente representada por 15 neurônios e uma camada na saída representada por 2 neurônios (de saídas complementares, ou seja, exclusivas entre si).

Figura 3.26: Arquitetura da RNA proposta.



Fonte: Plotagem da aplicação no programa Matlab elaborada pelo autor.

Utilizou-se uma função de ativação linear na saída da rede, já que o resultado é binário, ou seja, a rede identifica padrões de isoladores bons ou danificados, e para a camada oculta foi escolhida a função tangente hiperbólica (sigmoideal), onde a principal vantagem do emprego desta função não linear é a garantia de definir fronteiras não lineares entre classes. Além disso, a tangente hiperbólica possui conjunto imagem $[-1,1]$, que permite propagar valores negativos pela rede, proporcionando um treinamento mais equalizado através das camadas (Kalman e Kwasny, 1992).

A arquitetura da rede foi mantida para todas as execuções da RNA e estipulou-se, de forma experimental, uma série de dez execuções da RNA para as famílias mais bem sucedidas na análise realizada pela TWC, com o intuito de verificar a consistência dos resultados obtidos. O valor médio das taxas de treinamento, teste e erro, obtidos nas execuções da RNA, foram comparados.

Foram direcionados 70% dos padrões apresentados para treinamento e 30% para teste e validação. Para otimizar o tempo de aprendizagem da rede neural, conforme descrito na subsecção 2.3.4.1 do capítulo 2, foi empregado o algoritmo RPROP para treinamento da RNA.

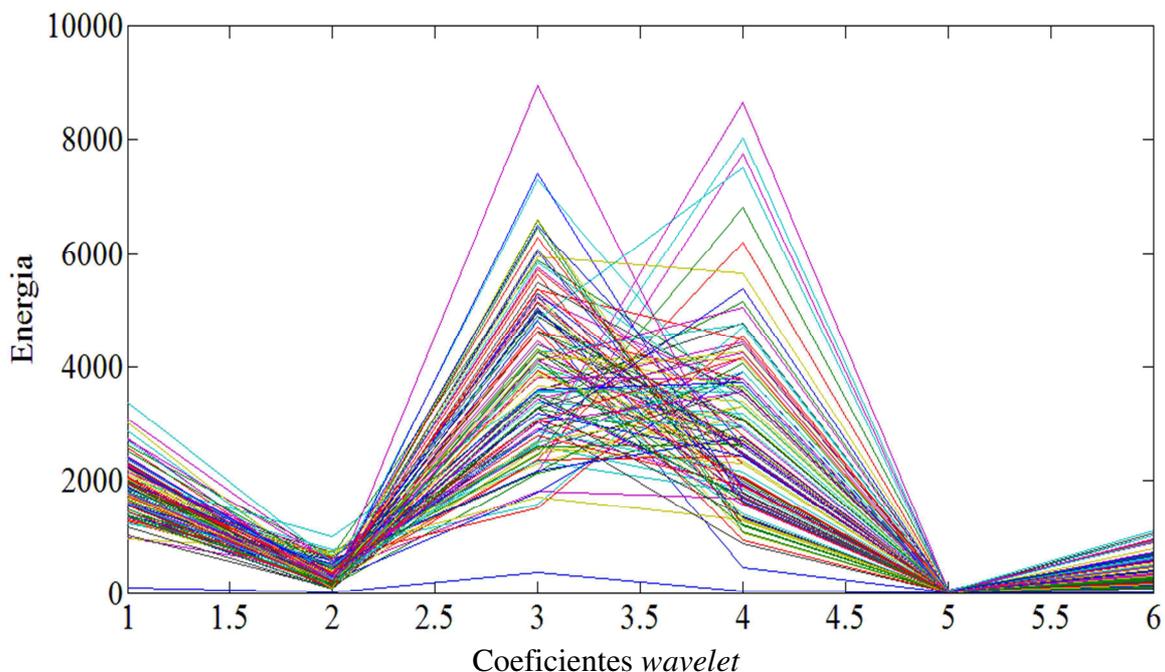
4. RESULTADOS E ANÁLISES

Neste capítulo, serão apresentados os resultados obtidos nas simulações realizadas em Matlab, utilizando a TWP e a RNA, acompanhados das suas respectivas análises.

Como resultado do estudo para escolha da família *wavelet* mais propícia, concluiu-se que as famílias *Daubechies*, *Coiflet*, *Symlet*, *Discrete Meyer* e *Reverse Biorthogonal* não apresentaram diferenças significativas nos valores da TWC. Já a família *Biorthogonal* apresentou os maiores valores de coeficientes de correlação, sugerindo assim, uma melhor separabilidade nos padrões de entrada da RNA. Um detalhamento deste estudo pode ser observado no Anexo 2.

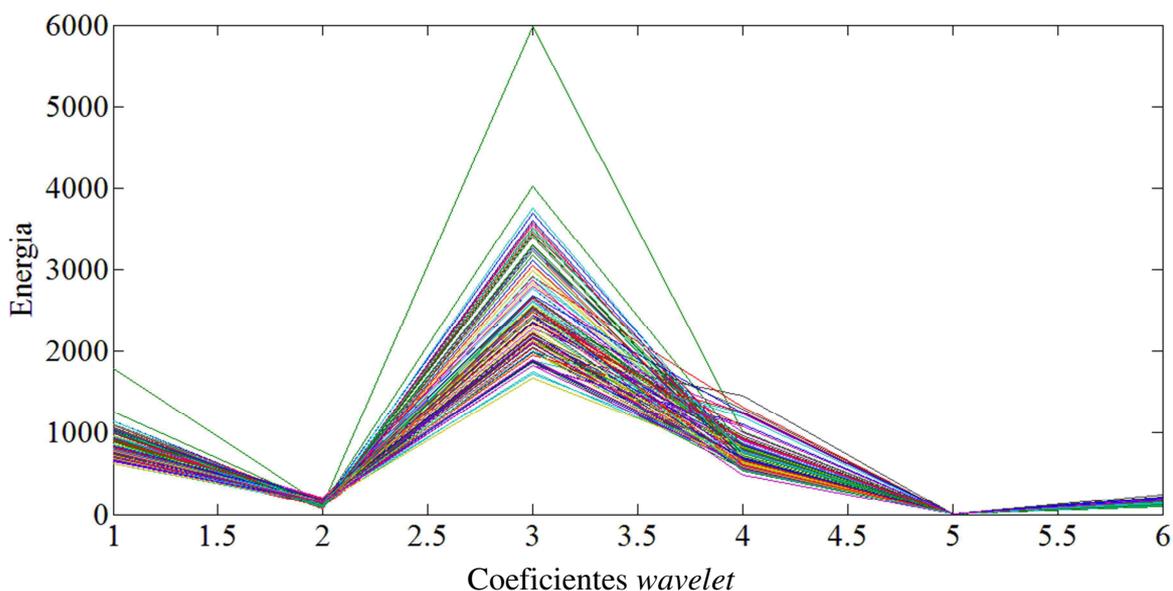
Para efeito ilustrativo, nas Figuras 4.1, 4.2, 4.3, 4.4, 4.5, 4.6, 4.7 e 4.8 apresentam-se plotados os 110 padrões oriundos das classes S1B e S1R, cuja energia foi calculada a partir da decomposição efetuada por uma *wavelet*-mãe da família *Daubechies*.

Figura 4.1: Coeficientes de energia utilizando a *wavelet Daubechies* para os 110 padrões gravados em SIB.



Fonte: Autor.

Figura 4.2: Coeficientes de energia utilizando a *wavelet Daubechies* para os 110 padrões gravados em S1R.



Fonte: Autor.

Para um melhor entendimento de como as energias dos coeficientes *wavelet* são dispostas nos padrões de entrada que alimentam a RNA, devem-se interpretar as amostras da seguinte forma:

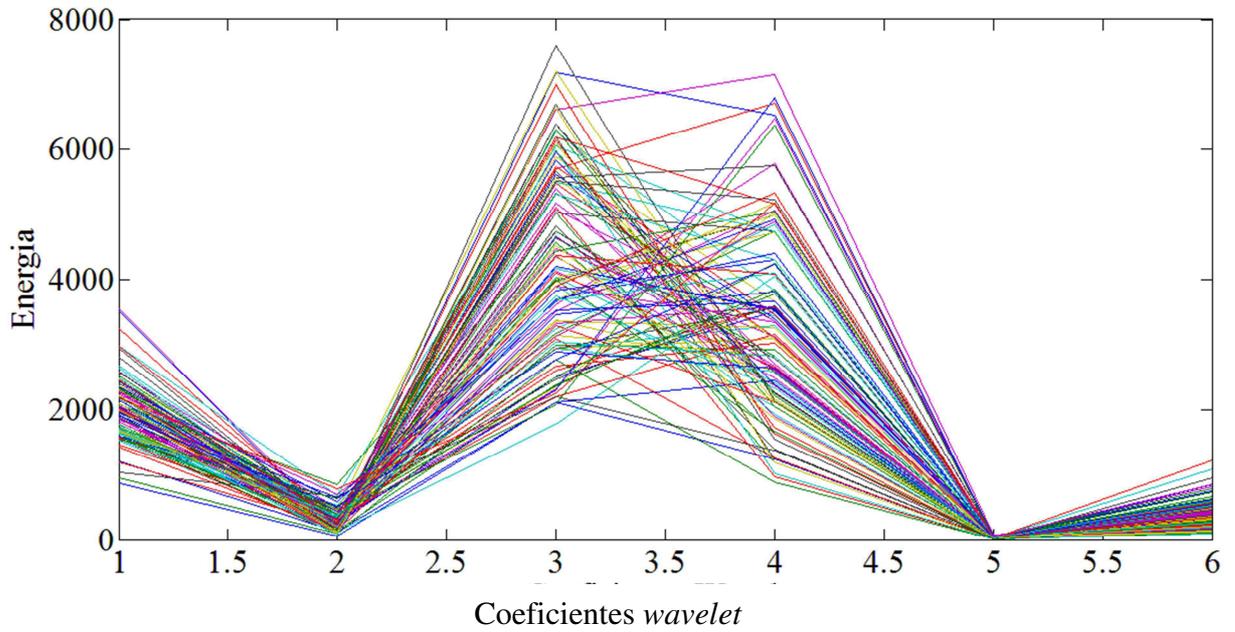
- Elementos 1 e 2: Energia dos coeficientes de aproximação e detalhe de primeira escala;
- Elementos 3 e 4: Energia dos coeficientes de aproximação e detalhe de segunda escala gerados a partir do coeficiente “1”;
- Elementos 5 e 6: Energia dos coeficientes de aproximação e detalhe de segunda escala gerados a partir do coeficiente “2”.

Pode-se observar nas figuras 4.1 e 4.2, a diferença gráfica referente ao valor de energia do elemento quatro (coeficiente de detalhe do primeiro coeficiente de aproximação) quando comparamos S1B e S1R. Este comportamento reforça a correlação com o som emitido pela saia percussionada, uma vez que isoladores fissurados emitem um som mais grave (presença de baixas frequências).

Tal comportamento repete-se quando se considera a segunda saia, conforme se pode observar nas Figuras 4.3 e 4.4. A diferença é mais sutil, o que pode ser

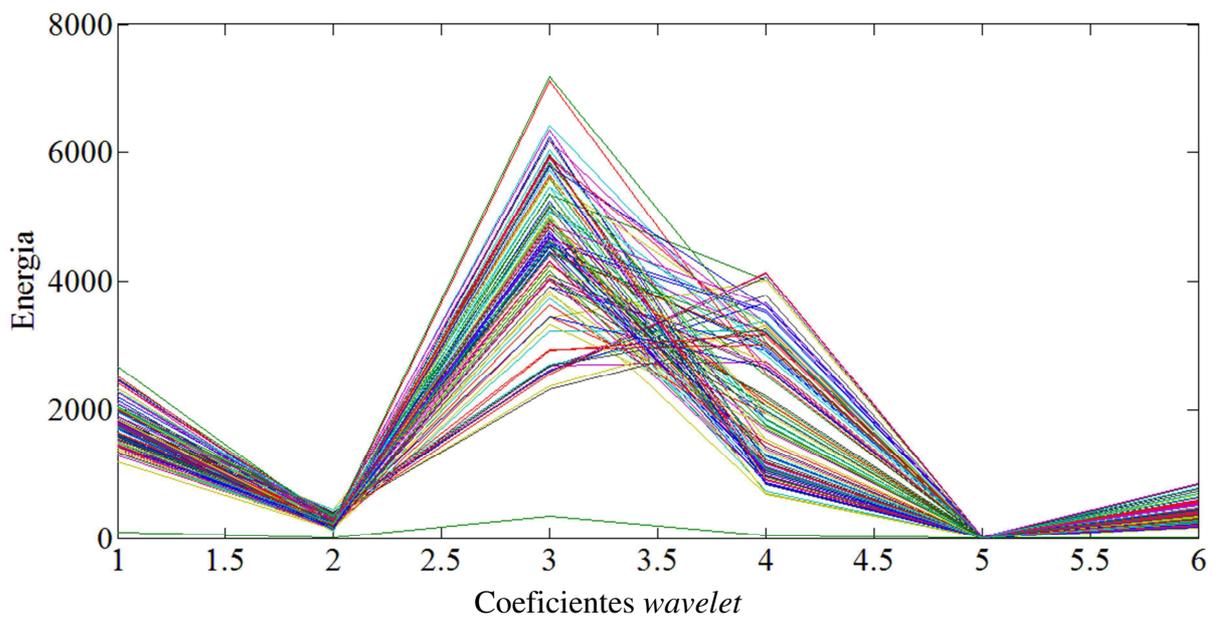
justificado pelo formato da segunda saia e pelo seu mecanismo de falha e formato da fissura.

Figura 4.3: Coeficientes de energia utilizando a *wavelet Daubechies* para os 110 padrões gravados em S2B.



Fonte: Autor.

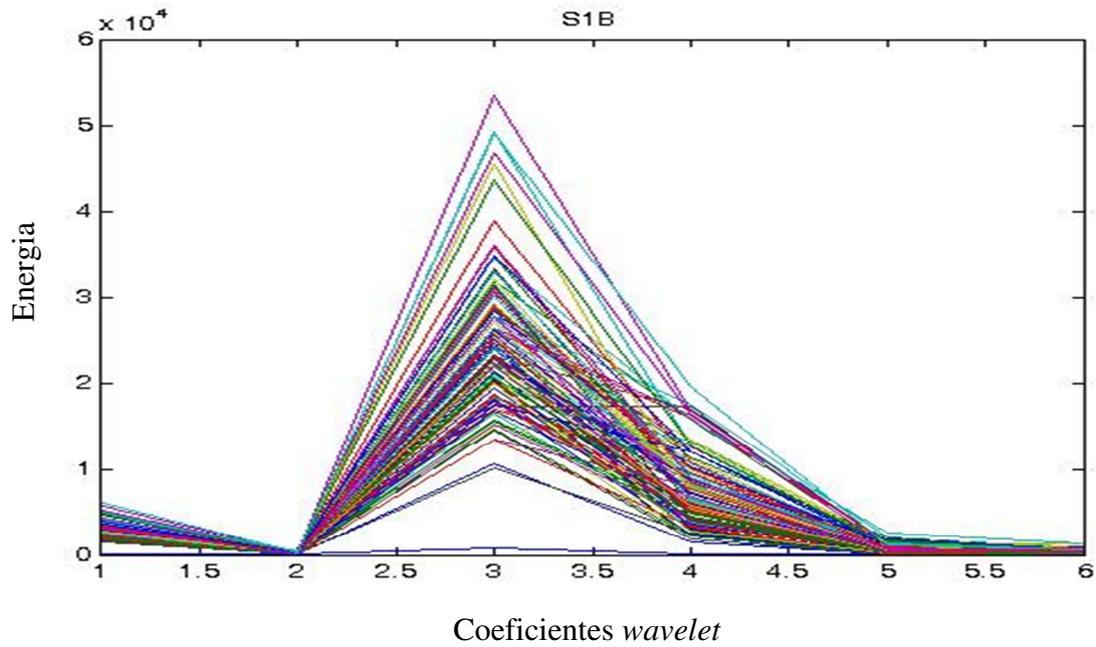
Figura 4.4: Coeficientes de energia utilizando a *wavelet Daubechies* para os 110 padrões gravados em S2R.



Fonte: Autor.

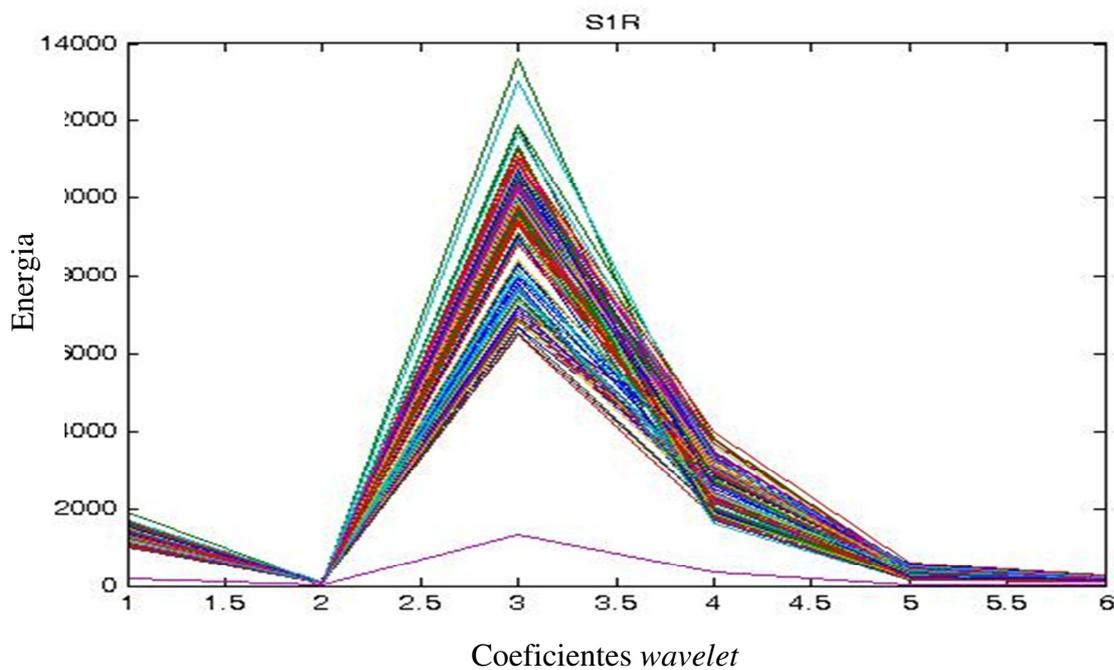
Os resultados são parecidos para a *wavelet* da família *Biorthogonal*, como se pode visualizar nas Figuras 4.5, 4.6, 4.7 e 4.8.

Figura 4.5: Coeficientes de energia utilizando a *wavelet* *Biorthogonal* para os 110 padrões gravados em S1B.



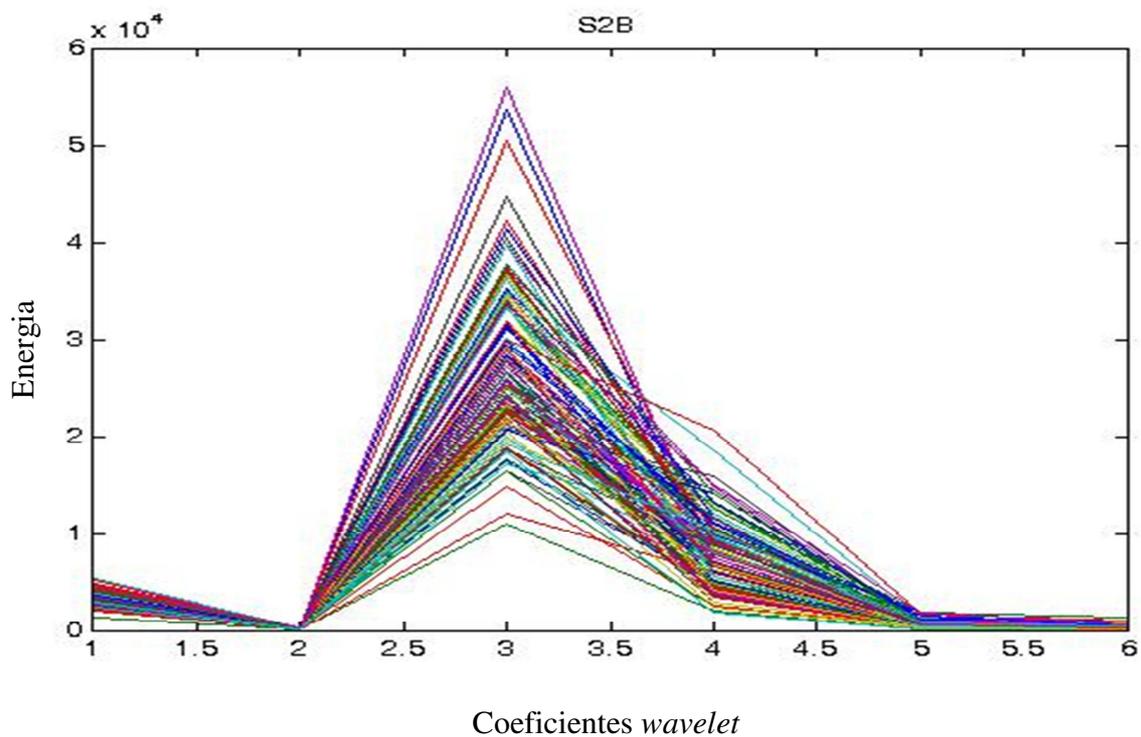
Fonte: Autor.

Figura 4.6: Coeficientes de energia utilizando a *wavelet* *Biorthogonal* para os 110 padrões gravados em S1R.



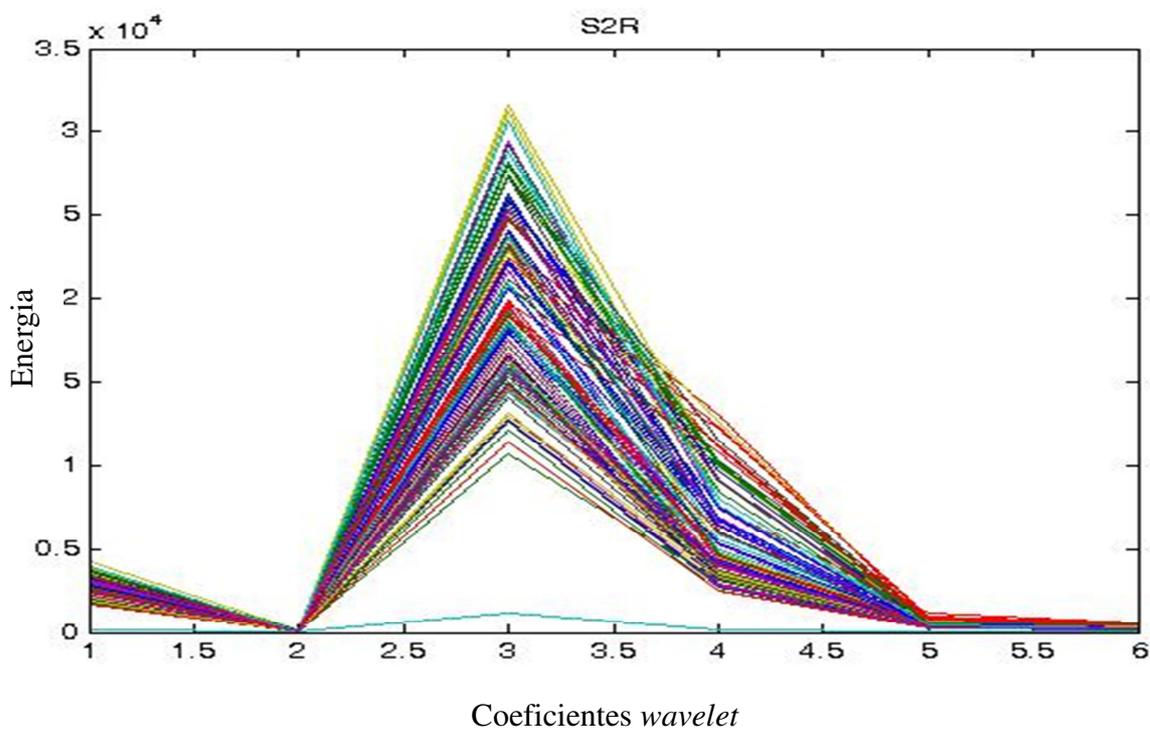
Fonte: Autor

Figura 4.7: Coeficientes de energia utilizando a *wavelet Biorthogonal* para os 110 padrões gravados em S2B.



Fonte: Autor

Figura 4.8: Coeficientes de energia utilizando a *wavelet Biorthogonal* para os 110 padrões gravados em S2R.

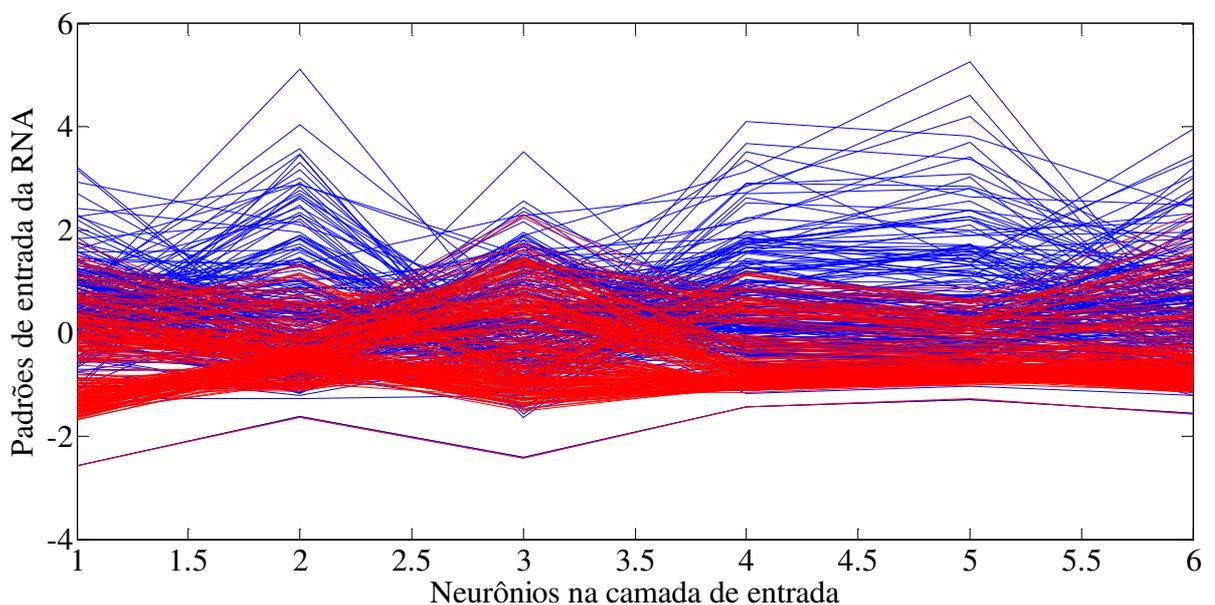


Fonte: Autor

4.1. SIMULAÇÕES RNA

Com o intuito de classificar os padrões relacionados aos sinais não estacionários obtidos nos ensaios de emissão acústica, a RNA proposta foi processada a partir de uma base de dados constituída de 440 padrões, sendo 220 obtidos pela percussão de isoladores íntegros e 220 de isoladores defeituosos. Uma plotagem destes padrões pode ser vista na Figura 4.9.

Figura 4.9: Sinal da Entrada de padrões da RNA com 6 linhas e 440 colunas, [matriz]6x440



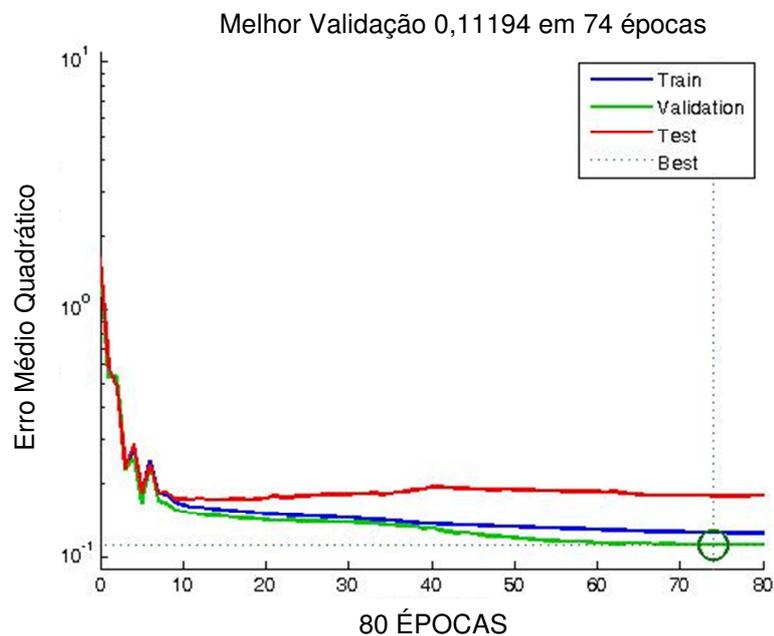
Fonte: Autor.

Desta forma, baseado nos resultados obtidos no cálculo da TWC e na análise gráfica da TWP, que pode ser visualizada no anexo 2, foram realizadas de forma experimental, dez execuções da RNA para cada família *wavelet* considerada neste estudo, sem alteração de arquitetura da rede MLP, com o intuito de validar o método proposto.

As secções subsequentes mostram o desempenho da RNA com os gráficos dos Erros Médios Quadráticos para cada matriz de energia dos coeficientes *wavelet* gerada a partir da TWP para as famílias *Haar*, *Daubechies*, *Symlet*, *Coiflet*, *Discrete Meyer*, *Biorthogonal* e *Reverse Biorthogonal*. Além disso, podem-se visualizar as tabelas com os resultados de treinamento, teste e erro para cada execução da RNA.

4.1.1. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET HAAR

Figura 4.10: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família Haar



Fonte: Autor.

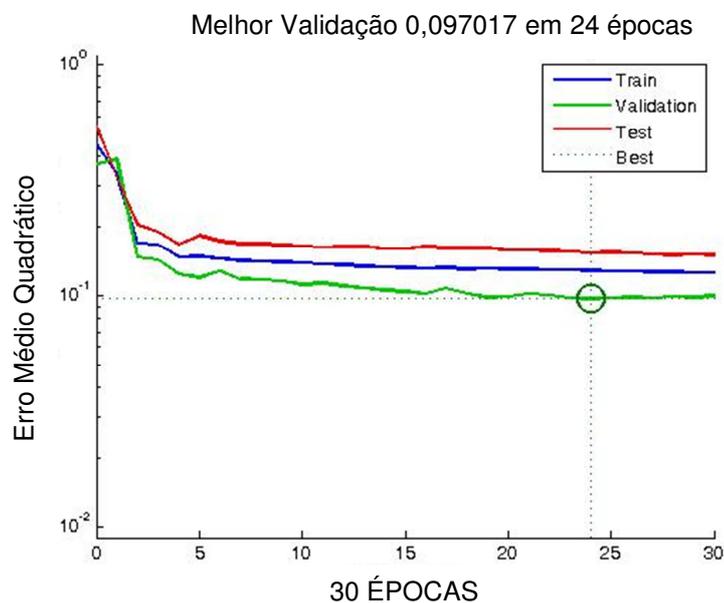
Tabela 4.1: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família Haar.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	78,24	80,30	0,1745
2	78,89	78,78	0,1334
3	75,75	81,16	0,1641
4	83,11	83,33	0,1217
5	79,87	86,36	0,1330
6	80,84	72,72	0,1119
7	81,16	80,30	0,1688
8	80,30	76,29	0,1617
9	69,69	82,79	0,1565
10	79,54	77,27	0,2128
MÉDIA	78,74	79,93	0,1538

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.2. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET *DAUBECHIES DB4*

Figura 4.11: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família *Daubechies*



Fonte: Autor.

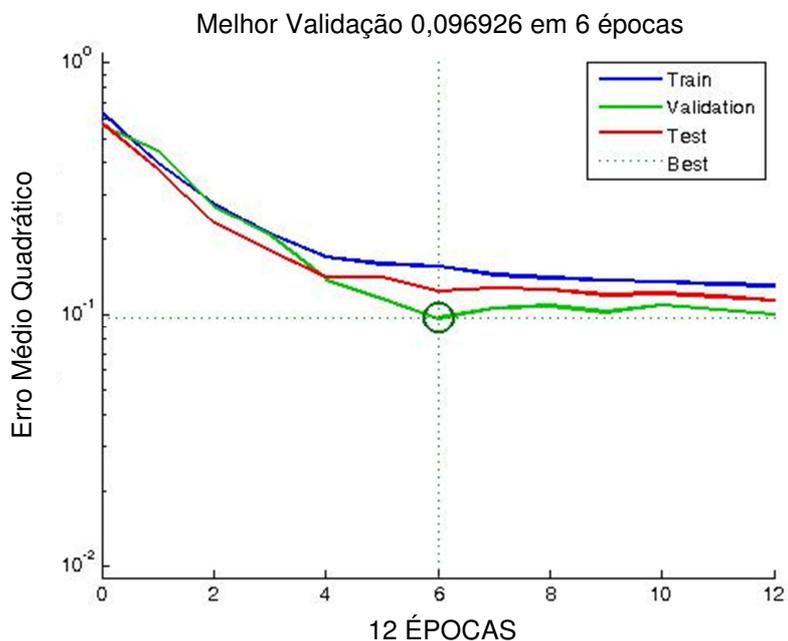
Tabela 4.2: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Daubechies*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	72,72	82,79	0,1364
2	80,51	77,27	0,1344
3	77,27	60,60	0,1608
4	77,92	80,30	0,1318
5	83,76	71,21	0,1089
6	80,84	83,33	0,0970
7	81,49	78,78	0,1445
8	80,51	84,84	0,1592
9	83,11	75,75	0,1538
10	77,92	72,72	0,1937
MÉDIA	79,61	76,76	0,1421

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.3. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET *DISCRETE MEYER*.

Figura 4.12: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família *Discrete Meyer*.



Fonte: Autor.

Tabela 4.3: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Discrete Meyer*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	88,31	90,90	0,0978
2	83,44	83,33	0,1815
3	79,22	81,81	0,0969
4	89,61	90,90	0,1080
5	87,01	89,39	0,0885
6	82,79	87,87	0,1302
7	88,31	80,30	0,1215
8	88,31	83,33	0,0960
9	88,63	89,39	0,1142
10	89,61	81,81	0,1553
MÉDIA	86,52	85,90	0,1190

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.4. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET COIFLET 1.

Figura 4.13: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família *Coiflet*.

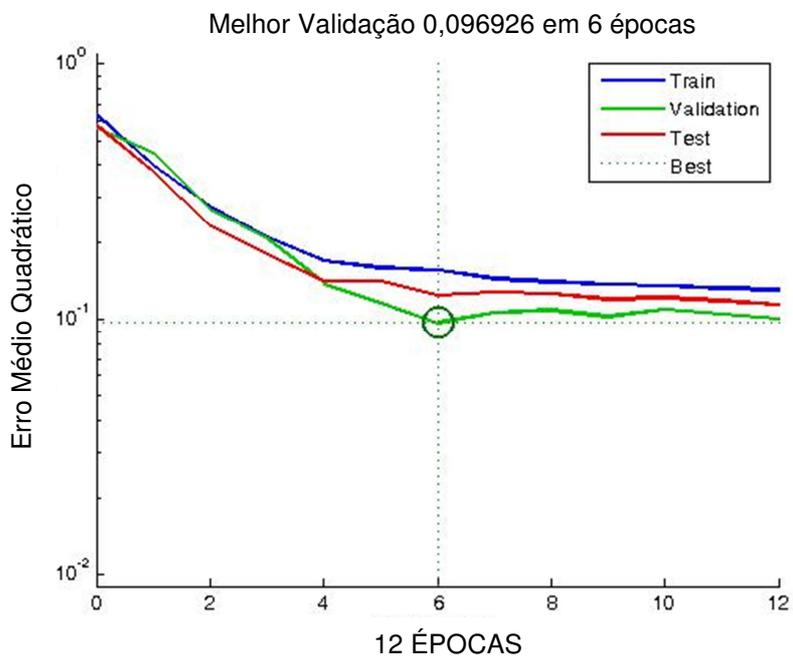


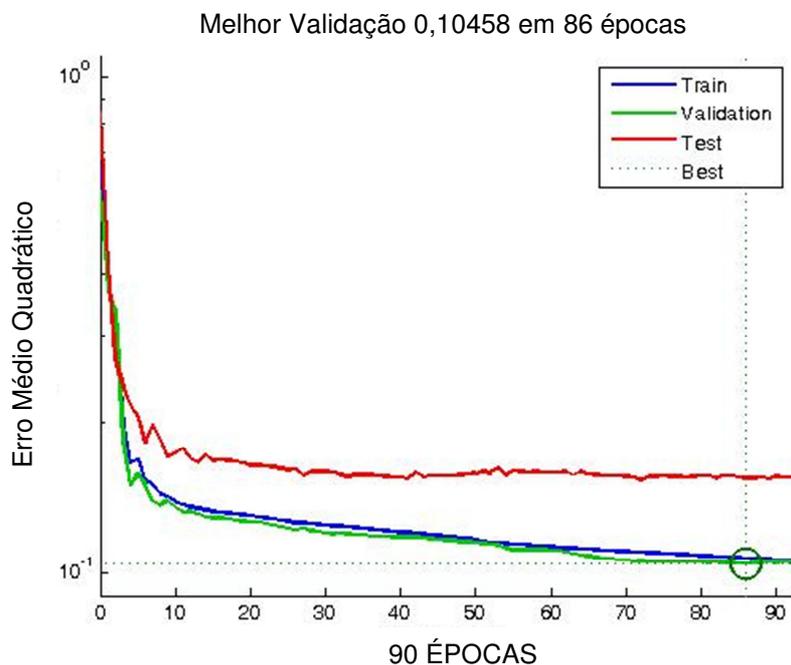
Tabela 4.4: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Coiflet*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	80,19	75,75	0,1352
2	83,11	80,30	0,1489
3	81,81	77,27	0,1330
4	85,38	77,27	0,1009
5	80,84	77,27	0,1254
6	77,59	83,33	0,1500
7	80,19	78,78	0,1607
8	82,79	89,39	0,1295
9	83,44	78,78	0,1325
10	82,46	75,75	0,1287
MÉDIA	81,78	79,39	0,1345

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.5. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET SYMLET 1.

Figura 4.14: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família *Symlet*.



Fonte: Autor.

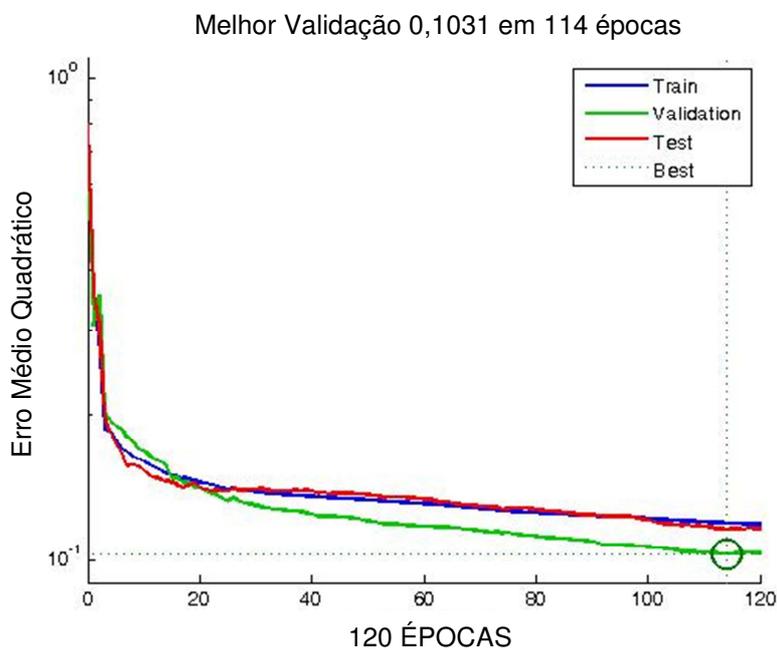
Tabela 4.5: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Symlet*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	80,51	80,30	0,1246
2	83,11	77,27	0,1045
3	79,54	78,78	0,1643
4	73,70	78,78	0,1587
5	79,54	75,75	0,1376
6	81,16	80,30	0,1738
7	81,16	78,78	0,2114
8	80,84	77,27	0,1465
9	71,42	72,72	0,1626
10	75,64	81,81	0,1668
MÉDIA	78,66	78,18	0,1551

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.6. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET BIORTHOGONAL 3.1.

Figura 4.15: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família *Biorthogonal*.



Fonte: Autor.

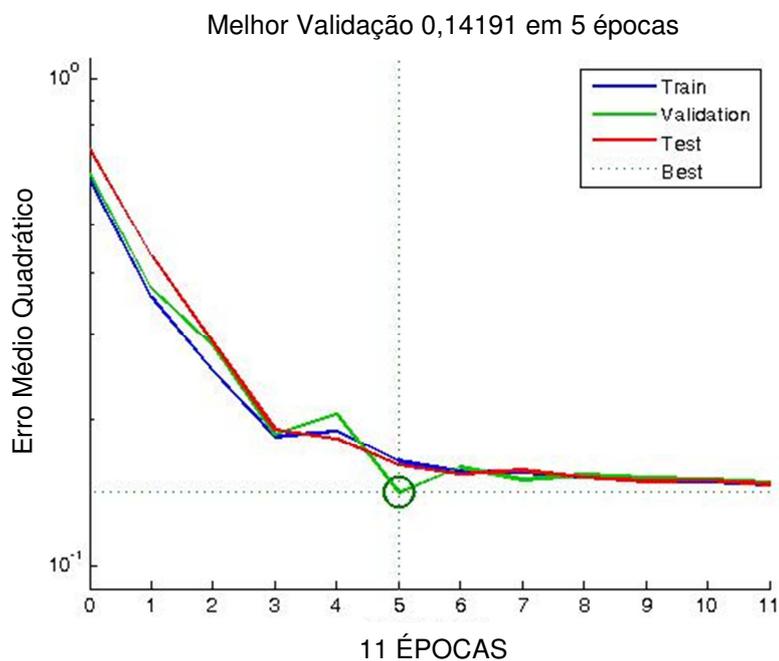
Tabela 4.6: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Biorthogonal*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	80,51	77,27	0,1340
2	80,84	77,27	0,1551
3	77,92	81,81	0,1225
4	82,14	75,75	0,1163
5	84,09	84,84	0,1603
6	82,79	87,87	0,1031
7	81,81	86,36	0,1076
8	77,27	84,84	0,1172
9	87,01	83,33	0,1424
10	80,84	87,87	0,1176
MÉDIA	81,52	82,72	0,1276

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.7. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET *BIORTHOGONAL* 3.3.

Figura 4.16: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família *Biorthogonal*.



Fonte: Autor.

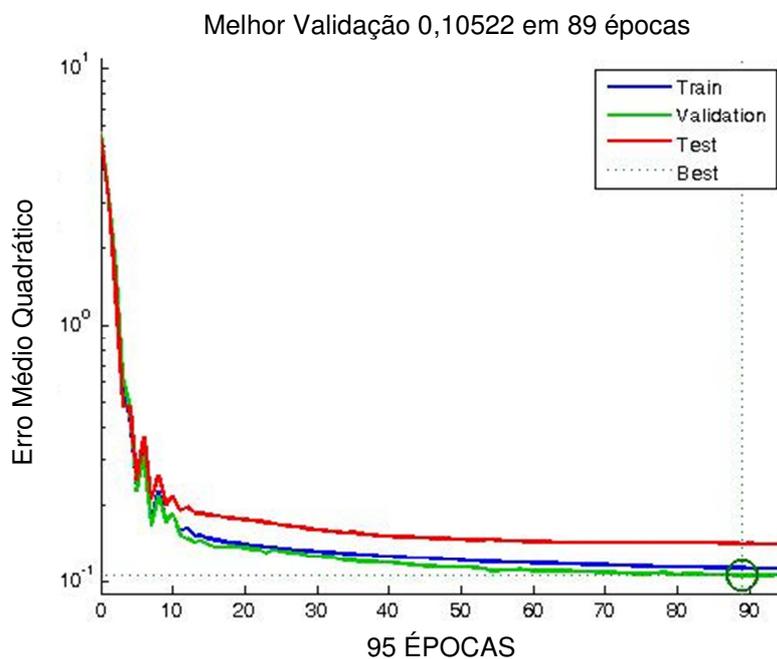
Tabela 4.7: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Biorthogonal*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	83,33	76,29	0,1419
2	78,89	77,27	0,1346
3	86,36	72,72	0,1299
4	77,92	77,27	0,1225
5	79,54	83,33	0,1669
6	82,79	78,78	0,1545
7	81,49	78,78	0,1660
8	83,76	71,21	0,1379
9	80,19	77,27	0,1387
10	77,59	77,27	0,1402
MÉDIA	81,19	77,02	0,1433

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.8. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET BIORTHOGONAL 3.5.

Figura 4.17: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família *Biorthogonal*.



Fonte: Autor.

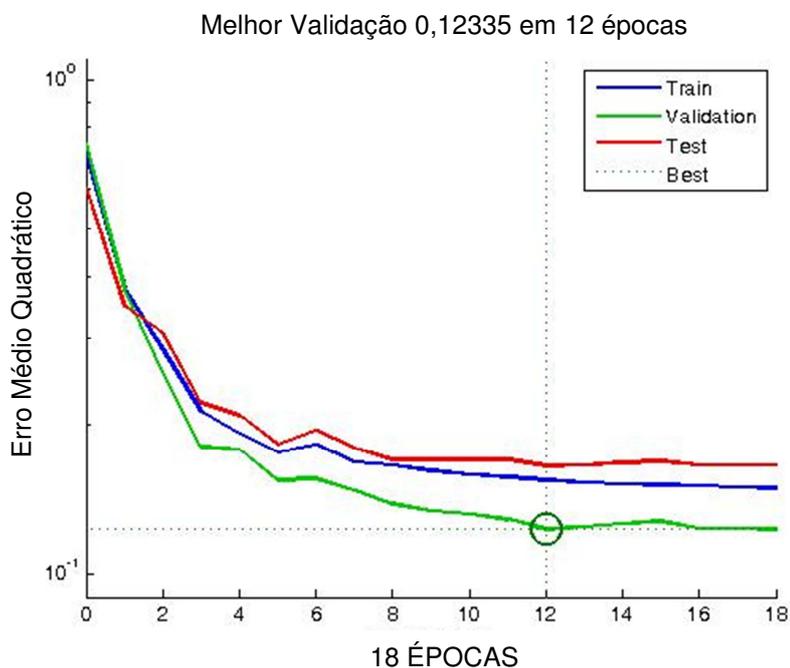
Tabela 4.8: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Biorthogonal*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	82,79	81,81	0,1537
2	83,44	81,81	0,1153
3	83,76	68,18	0,1590
4	78,24	81,81	0,1452
5	77,92	72,72	0,1315
6	82,14	81,81	0,1114
7	84,41	72,72	0,1207
8	84,41	77,27	0,1052
9	80,84	80,30	0,1278
10	83,76	83,33	0,1431
MÉDIA	82,17	78,18	0,1313

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.9. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET REV. BIORT. 1.1.

Figura 4.18: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família Rev. Biorthogonal 1.1.



Fonte: Autor.

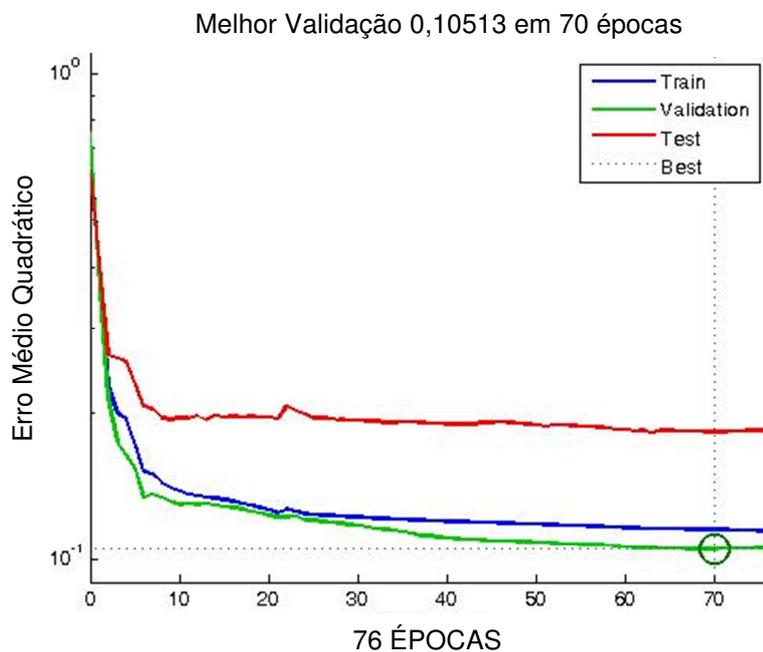
Tabela 4.9: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Reverse Biorthogonal*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	79,87	80,30	0,1552
2	81,81	83,33	0,1355
3	77,27	74,24	0,1233
4	79,22	84,84	0,1519
5	80,19	75,75	0,2210
6	81,49	77,27	0,1618
7	79,87	77,27	0,1401
8	80,51	80,30	0,1393
9	84,09	87,87	0,1342
10	79,87	80,30	0,1497
MÉDIA	80,42	80,15	0,1512

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.10. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP – WAVELET REV. BIORT. 1.3.

Figura 4.19: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família *Rev. Biorthogonal*.



Fonte: Autor.

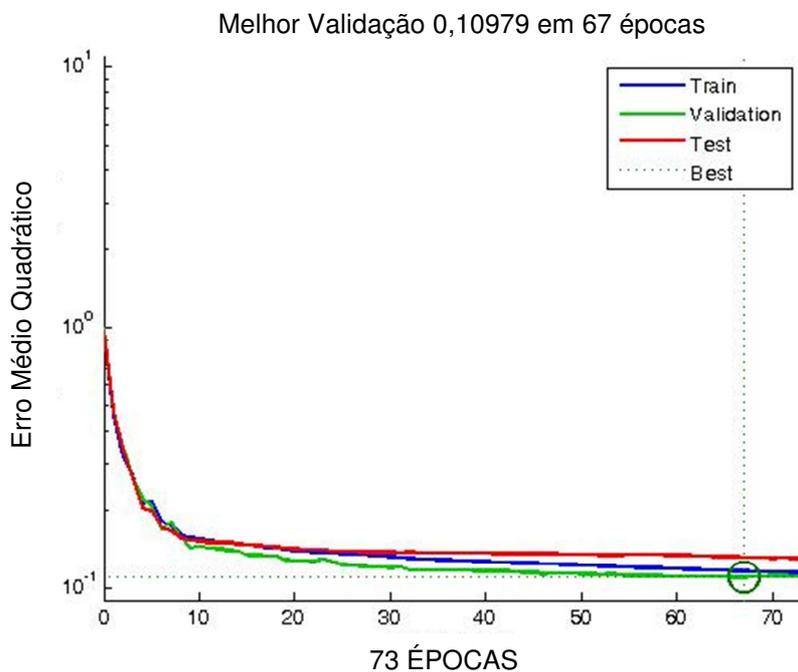
Tabela 4.10: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Rev. Biorthogonal*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	77,59	81,81	0,1421
2	80,84	84,84	0,1440
3	79,87	74,24	0,1146
4	80,19	71,21	0,1209
5	82,14	72,72	0,1372
6	85,38	80,30	0,1411
7	80,84	74,24	0,1051
8	83,44	92,42	0,1061
9	81,16	74,24	0,1421
10	80,19	80,30	0,1596
MÉDIA	81,16	78,63	0,1313

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.11. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET REV. BIORT. 1.5.

Figura 4.20: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família *Rev. Biorthogonal*.



Fonte: Autor.

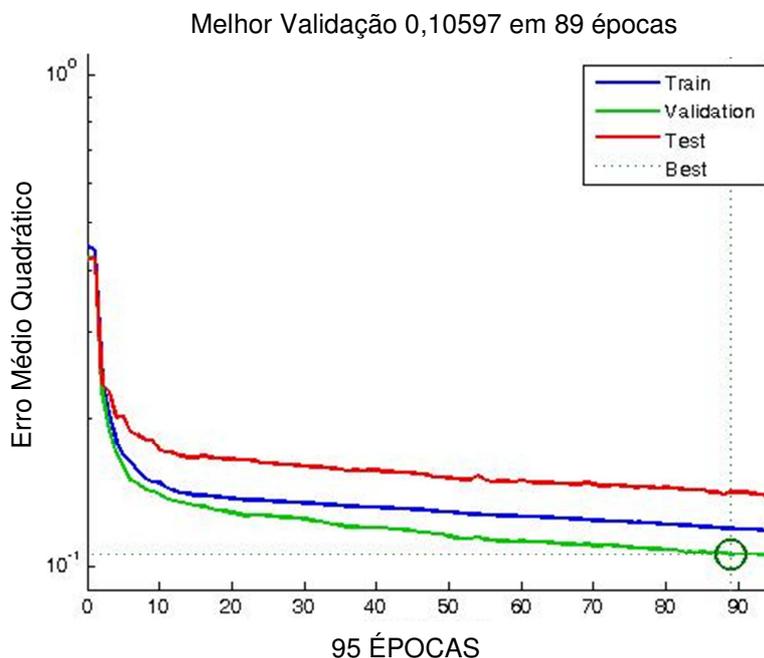
Tabela 4.11: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Rev. Biorthogonal*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	80,84	69,69	0,1319
2	79,22	78,78	0,1332
3	79,22	83,33	0,1443
4	80,19	69,69	0,1361
5	80,51	80,30	0,1175
6	75,32	74,24	0,1239
7	82,79	78,78	0,1097
8	77,27	66,66	0,1621
9	82,79	78,78	0,1757
10	74,67	75,75	0,1357
MÉDIA	79,28	75,60	0,1370

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

4.1.12. ANÁLISE DA RNA ASSOCIADA À TWP - WAVELET REV. BIORT. 3.9.

Figura 4.21: Desempenho da RNA – Energias geradas pela TWP da família *Rev. Biorthogonal*.



Fonte: Autor.

Tabela 4.12: Resultados RNA – Energias geradas pela TWP – família *Rev. Biorthogonal*.

EXECUÇÕES	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	ERRO (EMS)
1	82,79	81,81	0,1732
2	80,51	81,81	0,1585
3	80,84	77,27	0,1703
4	75,64	77,27	0,2085
5	82,14	80,30	0,1059
6	84,09	74,24	0,1202
7	83,44	77,27	0,1087
8	75,00	83,33	0,1557
9	81,16	74,24	0,1755
10	76,94	83,33	0,1107
MÉDIA	80,26	79,09	0,1487

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

Conforme foi possível observar nos resultados obtidos nas execuções da RNA proposta, as taxas médias variaram entre 78% e 86% para treinamento e 75% e 85% para teste respectivamente. Vale salientar que foram direcionados 70% dos padrões apresentados para treinamento, 15% para teste e 15% para validação. Além disso, o algoritmo desenvolvido na execução da RNA considera o ponto de parada quando o melhor desempenho é atingido para aquela determinada base de dados, ou seja, para cada banco de dados dos coeficientes *wavelet* gerados pela TWP, temos a execução da RNA até que seja atingido o melhor desempenho. Por isso, temos uma variação no numero de épocas de treinamento por família, já que se a RNA treina pouco não terá um desempenho satisfatório, e se treinar muito pode decorar os padrões e perder a capacidade de generalização.

Observa-se na Tabela 4.13, o resumo dos resultados médios obtidos após as execuções da RNA.

Tabela 4.13: Resumo dos Resultados da RNA para os padrões gerados pela TWP.

<i>WAVELET</i>	TREINAMENTO (%)	TESTE (%)	TWC
Haar	78,74	79,93	0,2
Daubechies 4	79,61	76,76	0,2
Discrete Meyer	86,52	85,90	0,2
Coiflet 1	81,78	79,39	0,2
Symlet 1	78,66	78,18	0,2
Biorthogonal 3.1	81,52	82,72	1,6
Biorthogonal 3.3	81,19	77,02	0,6
Biorthogonal 3.5	82,17	78,18	0,4
Rev. Biorthogonal 1.1	80,42	80,15	0,2
Rev. Biorthogonal 1.3	81,16	78,63	0,2
Rev. Biorthogonal 1.5	79,28	75,60	0,2
Rev. Biorthogonal 3.9	80,26	79,09	0,2

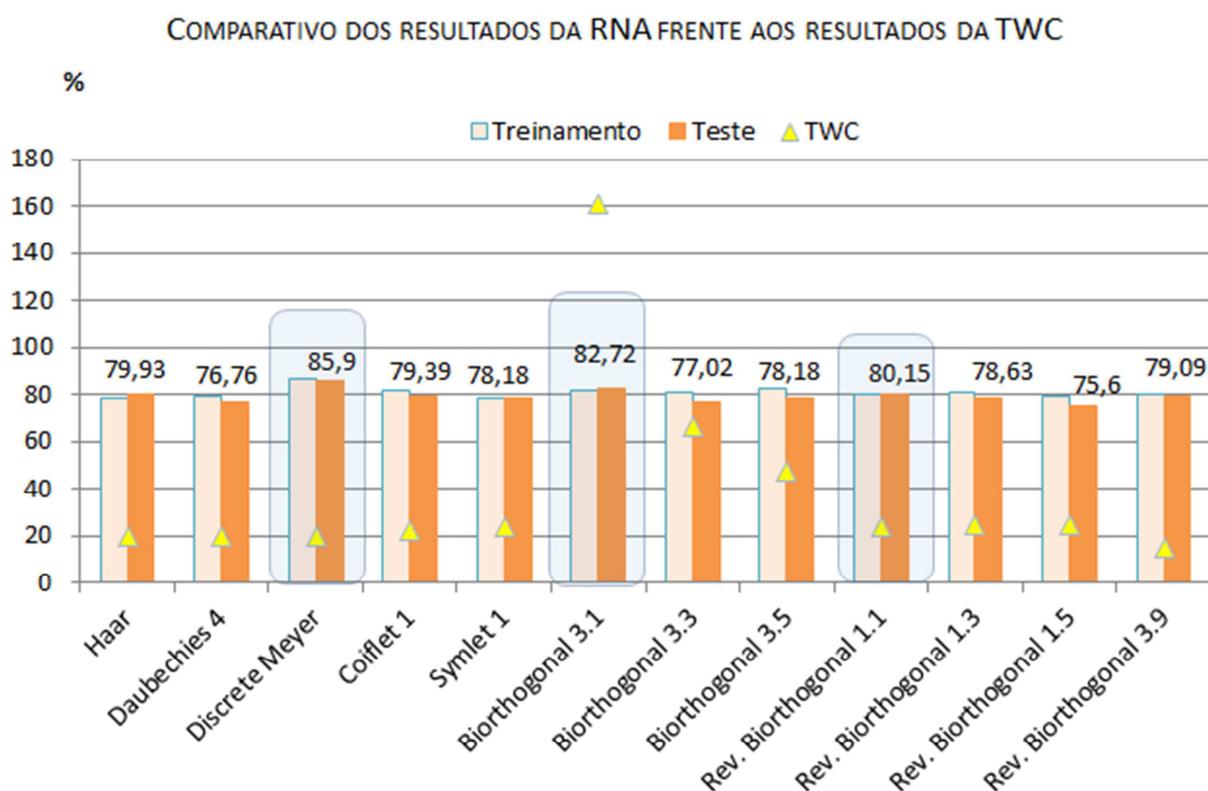
Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

Os melhores valores foram percebidos, quando as entradas submetidas a RNA foram geradas pela TWP das famílias *Discrete Meyer* e *Biorthogonal* 3.1. A família

Biorthogonal apresentou também o maior valor médio da TWC, conforme visualizados na tabela 4.13.

Fazendo uma comparação entre os valores da TWC e os resultados da RNA, conforme visualizado na Figura 4.22, verifica-se que o estudo da TWC não garantiu os melhores resultados da rede neural artificial, já que o banco de dados gerado a partir dos coeficientes *wavelet* da família *Discrete Meyer*, obteve os melhores resultados na execução da RNA e um valor baixo da TWC.

Figura 4.22: Desempenho da RNA por família *wavelet* em relação aos valores obtidos na TWC.



Fonte: Autor.

Desta forma, apesar das boas taxas de treinamento e teste das famílias *wavelet* escolhidas, o estudo desenvolvido sugere que todas as demais famílias *wavelet* sejam processadas pela TWP, para que seus coeficientes de energia sejam utilizados como entrada da RNA proposta e seus resultados analisados e comparados, com o intuito de obter melhores taxas de treinamento e teste.

5. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou um estudo sobre a caracterização de ruídos audíveis gerados a partir dos ensaios de emissão acústica e realizados com o maxímetro em isoladores de pedestal de porcelana de chaves seccionadoras de 69 kV, utilizando a transformada *wavelet packet* associada a uma rede neural artificial.

Foi realizada uma revisão bibliográfica sobre isoladores de porcelana e os atuais métodos de monitoramento utilizados no sistema elétrico de potência, evoluindo depois para o estudo da transformada *wavelet contínua e discreta* associada a RNA, garantindo com isso uma classificação confiável para os padrões gerados.

Verificou-se que os ensaios de emissão acústica realizados em campo e descritos no Capítulo 3, propiciaram a aquisição de dados confiáveis, através de uma técnica segura, sem trazer qualquer tipo de risco para as pessoas e para o sistema elétrico de potência. Foram descritos os procedimentos necessários para a aquisição dos ruídos audíveis, tratamento dos sinais sonoros, utilização da TWC, obtenção das matrizes de energia dos coeficientes *wavelet* gerados pela TWP e a descrição da arquitetura da RNA proposta. No entanto, ainda se faz necessário padronizar a metodologia de aquisição dos ruídos audíveis, fazendo a percussão dos isoladores bons e defeituosos em um mesmo ambiente, evitando interferências e ruídos desnecessários.

No Capítulo 4, foi possível analisar as simulações computacionais realizadas e verificar a viabilidade da utilização da transformada *wavelet packet* ao modelo proposto de RNA. Foram realizadas execuções da RNA considerando as energias dos coeficientes *wavelet* produzidas pela TWP para as famílias *Haar*, *Symlet 1*, *Coiflet 1*, *Daubechies 4*, *Discrete Meyer Biorthogonal 3.1*, *Biorthogonal 3.3*, *Biorthogonal 3.5*, *Reverse Biorthogonal 1.1*, *Reverse Biorthogonal 1.3*, *Reverse Biorthogonal 1.5* e *Reverse Biorthogonal 3.9*, onde os melhores resultados foram obtidos pela *wavelet Discrete Meyer e Biorthogonal 3.1*. Foi possível observar taxas de acerto em testes acima de 85 % para a RNA proposta, convergindo em poucas épocas. Verifica-se ainda, para família *Biorthogonal*, uma diferença na distribuição de energia em relação aos demais gráficos, mostrando maior concentração de

energia na parte superior do espectro, onde se verifica a atuação do coeficiente de detalhe, destacando as características do sinal para altas frequências.

Contudo, mesmo alcançando bons resultados, verificou-se que o estudo da TWC não foi conclusivo em relação ao desempenho da RNA, ou seja, valores altos da TWC, para determinadas famílias *wavelet*, não garantiram o melhor desempenho da rede neural. É preciso melhorar, dentre outros aspectos, na definição das escalas e na identificação do melhor trecho do sinal sonoro a ser processado pela TWC.

Melhorias devem e podem ser implementadas no sentido de melhorar as taxas de desempenho da RNA como, padronização no procedimento de aquisição dos ruídos audíveis, geração de bancos de dados de energia dos coeficientes das demais famílias *wavelet*, aumentar o número de execuções da RNA, utilizar o estudo de probabilidade associado aos resultados obtidos e modificações na própria arquitetura da RNA.

Entretanto, pode-se afirmar que a determinação de isoladores íntegros ou defeituosos, utilizando a análise dos sinais sonoros pela TWP associados a rede neural artificial, é viável e de fácil operacionalização, além de ser uma técnica de baixo custo e extremamente importante na prevenção de falhas para o sistema elétrico de potência.

5.1. TRABALHOS FUTUROS

Nesta secção, apresentaremos possíveis linhas de pesquisa para continuidade do trabalho apresentado, bem como alguns pontos que merecem um aprofundamento teórico:

- a. Aprofundar os estudos sobre a transformada *wavelet* para definir a *wavelet*-mãe mais adequada para o estudo do sinal original, proporcionando maior confiabilidade aos resultados da RNA;
- b. Avaliar a possibilidade de expandir estudo e o processamento da RNA para os demais tipos e fabricantes de isoladores de porcelana distribuídos nas subestações pertencentes ao SEP, buscando definir

padrões de separabilidade e conseqüentemente prevenir possíveis falhas nesses equipamentos;

- c. Aprofundar o estudo dos modos de falha dos isoladores de porcelana e tentar caracterizá-los através da RNA, buscando definir padrões para cada tipo de defeito, ou seja, associar cada modo de falha a um padrão de frequência característico do sinal sonoro;
- d. Criar um dispositivo que seja capaz de verificar com precisão a presença ou não de trincas nos isoladores de porcelana instalados nas subestações da empresa, utilizando a RNA desenvolvida, proporcionando desta forma uma melhoria no processo de manutenção preditiva da Chesf, evitando falhas que possam afetar o SEP e trazer prejuízos para Empresa;
- e. Buscar aplicar métodos de compressão espectral para extrair os atributos dos RA com um algoritmo baseado na Transformada de Fourier, e checar sua viabilidade e desempenho frente à aplicação da TWP.

Referências Bibliográficas

ABNT, NBR 50328 - Isoladores para linhas aéreas com tensões acima de 1 000 V - Isoladores de porcelana ou vidro para sistemas de corrente alternada, 2ª edição – 2004.

Araújo, M. S. **Influência de *Wavelets*-mãe e da ordem delas no desempenho de um localizador de faltas em linhas aéreas de transmissão de energia elétrica**. Belém. Universidade Federal do Pará, 2011.

BERRY, R. **A Brief History of Porcelain Insulators**. Insulators: Glass and Porcelain, 2008. Disponível em: <http://www.insulators.info/porcelain/history.htm>. Acesso em: Julho/2014.

Ben Krose, B.; Smagt, Patrick V. **An introduction to neural networks**. 8ª Edição -Novembro 1996.

CAUVET, L. **Registro de patente**. Utility 48.906, Julho 1865. <http://reference.insulators.info/patents/detail/?patent=48906&type=U>. Acesso em: 13/05/2014.

CHESF, Instrução de Manutenção IM-MN-LT-M.055 – **Inspeção em Linhas de Transmissão e Barramentos Energizados** - 11ª Edição. Recife, 2011.

COSTA, B. F. **Uma Técnica de Diagnóstico em Tempo Real de Distúrbios Transitórios Baseada na Transformada *Wavelet* para Uso em Registradores Digitais de Perturbação**. UFCG. Campina Grande, Paraíba - Brasil. 2010.

Costa, B. F. **The Effects of the Mother *Wavelet* for Transmission Line Fault Detection and Classification**. 2011. Dissertação de Mestrado.

DAUBECHIES, I. **Ten Lectures on *Wavelets***. CBMS-NSF Regional Conference Series. SIAM: [s.n.]. 1992.

DENBY RETAIL LTD. Denby, 1809: Celebrating 200 years. **Denby Australia**, 2009. Disponível em: http://www.denby.com.au/PDF/denby_history.pdf. Acesso em: 30 Julho 2014.

FERREIRA, V. T. **Estimação inteligente da poluição de isolamentos elétricos baseada nos VECSE do ruído ultrassônico**. Universidade Federal de Campina Grande, 2011. Tese de Doutorado.

FUCHS, Rubens Dário: **Transmissão de Energia Elétrica: Linhas Aéreas**, Rio de Janeiro, Livros Técnicos e Científicos; Itajubá, Escola Federal de Engenharia, 1977.

GRAPS, A. **An Introduction of *Wavelets***. IEEE. [S.l.]: [s.n.]. 1995.

HAYKIN, S. **Redes neurais, princípios e prática**. 2ª Edição. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

JAIN, A. K.; MAO, J.; MOHIUDDIN, K. M. Artificial neural networks: A tutorial. **Computer**, v. 29, p. 31-44, Março 1996.

JANSSEN, F. **Influência dos parâmetros de envelhecimento nas propriedades elétricas de isoladores cerâmicos para sistemas de potência**. São Cristóvão: Universidade Federal de Sergipe, 2005. Dissertação de Mestrado.

KALMAN, B. L.; KWASNY, S. C. Why tanh: choosing a sigmoidal function. International Joint Conference on Neural Networks. Baltimore: [s.n.]. 1992. p. 578 - 581. ISBN: 0-7803-0559-0.

LIEBERMANN, J. **Reliability of materials for high-voltage insulators**. American Ceramic Society Bulletin, 79, 2000.

MALLAT, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition: The *wavelet* representation. **IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 11, 1989.

MINSKY, M.; PAPERT, S. **Perceptrons: an introduction to computational geometry**. Cambridge: MIT Press, 1969.

POLIKAR, R. Part I: Fundamental Concepts & an Overview of the *Wavelet* Theory. **The Wavelet Tutorial**, 1994. Disponível em: <<http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTpart1.html>>. Acesso em: 14/07/2014.

ANEXO 2 - Simulações famílias *wavelet*

Foram realizadas algumas simulações utilizando a TWP para as famílias *wavelets* implementadas em matlab, com o intuito de verificar e comparar as diversas assinaturas criadas pela transferência de energia dos coeficientes *wavelets*. Foi utilizado o banco de dados referente aos áudios gravados no ensaio de EA, para a primeira saia dos isoladores íntegros (bdS1B). Segue abaixo os resultados obtidos:

Figura 1: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Haar*.

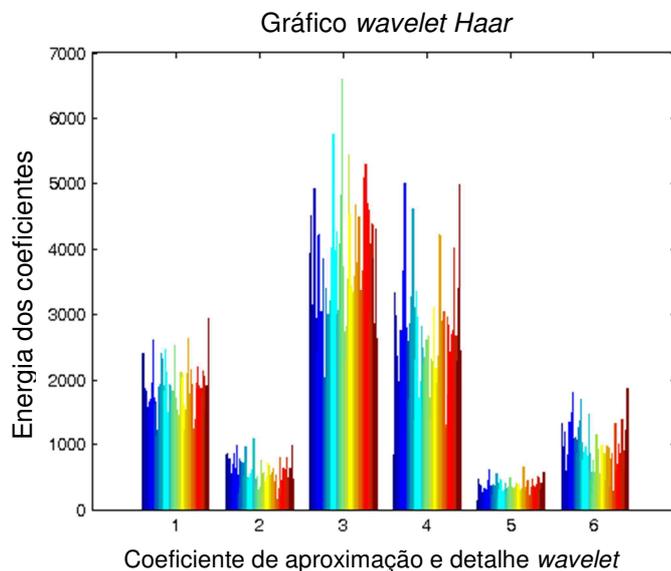


Figura 2: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Daubechies 4*.

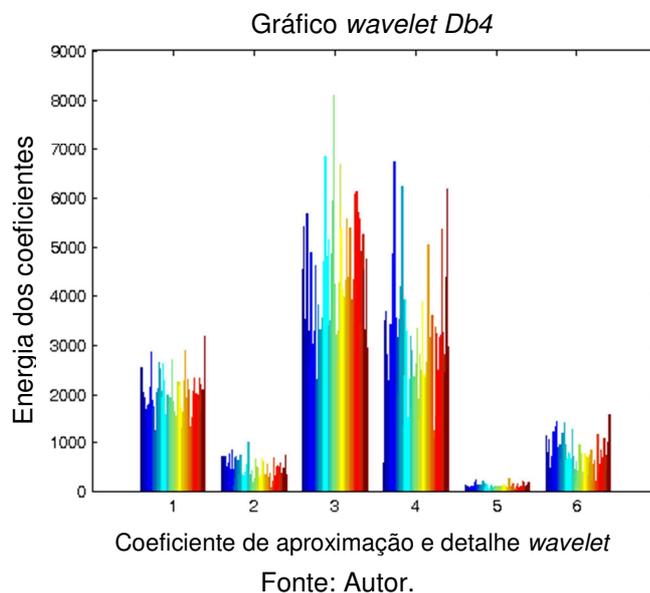


Figura 3: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Daubechies* 6.

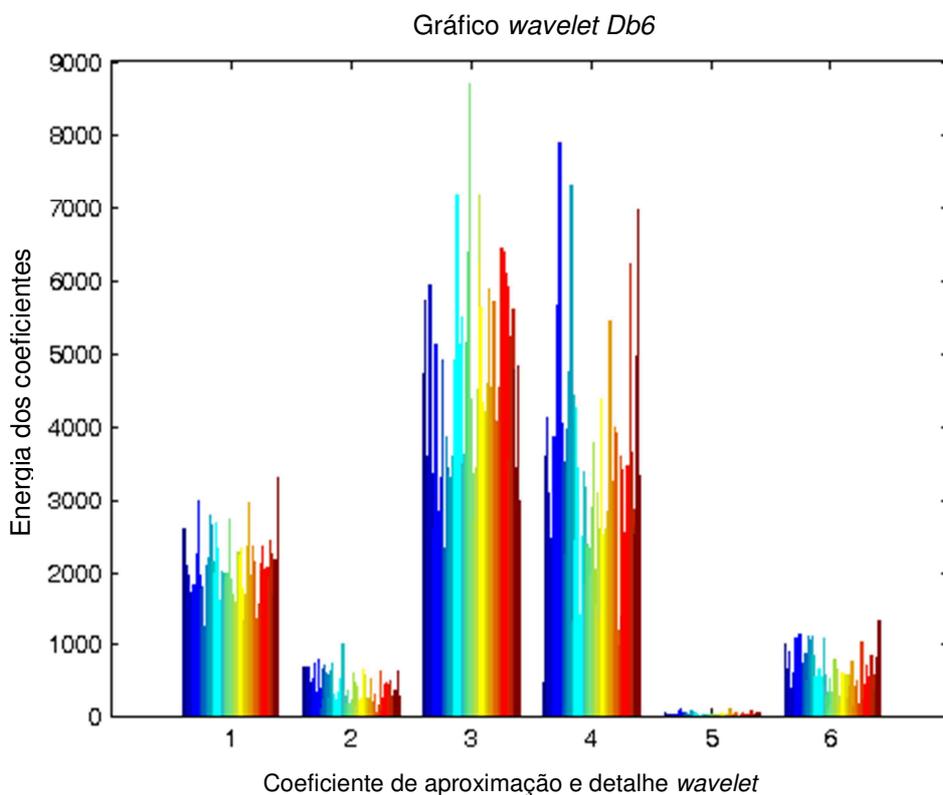


Figura 4: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Daubechies* 8.

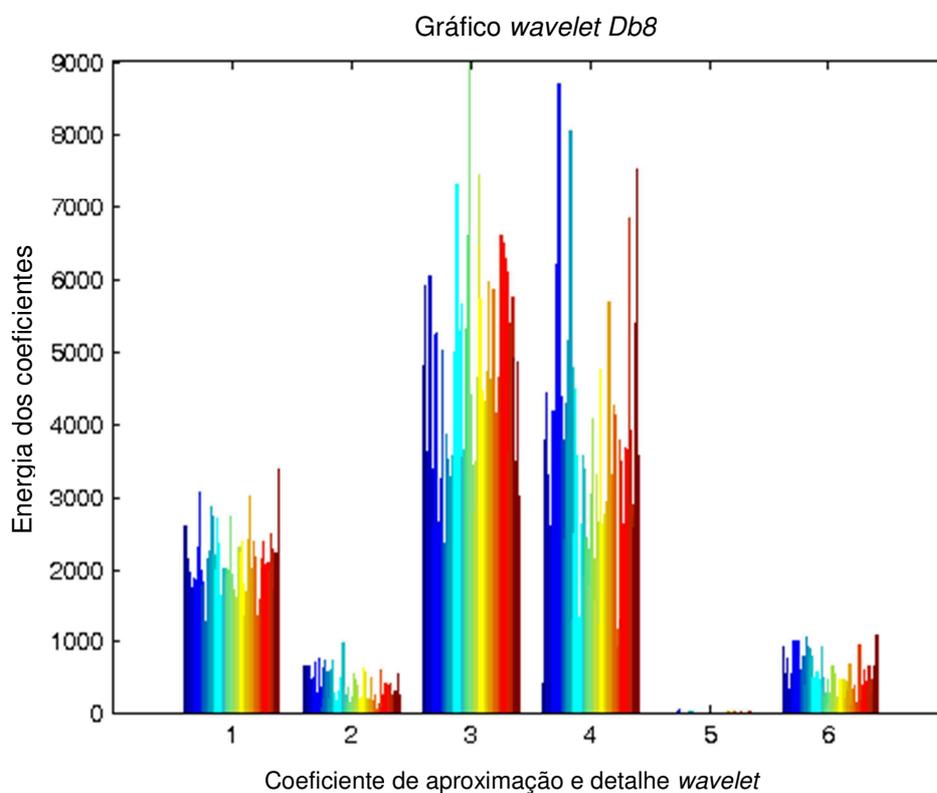
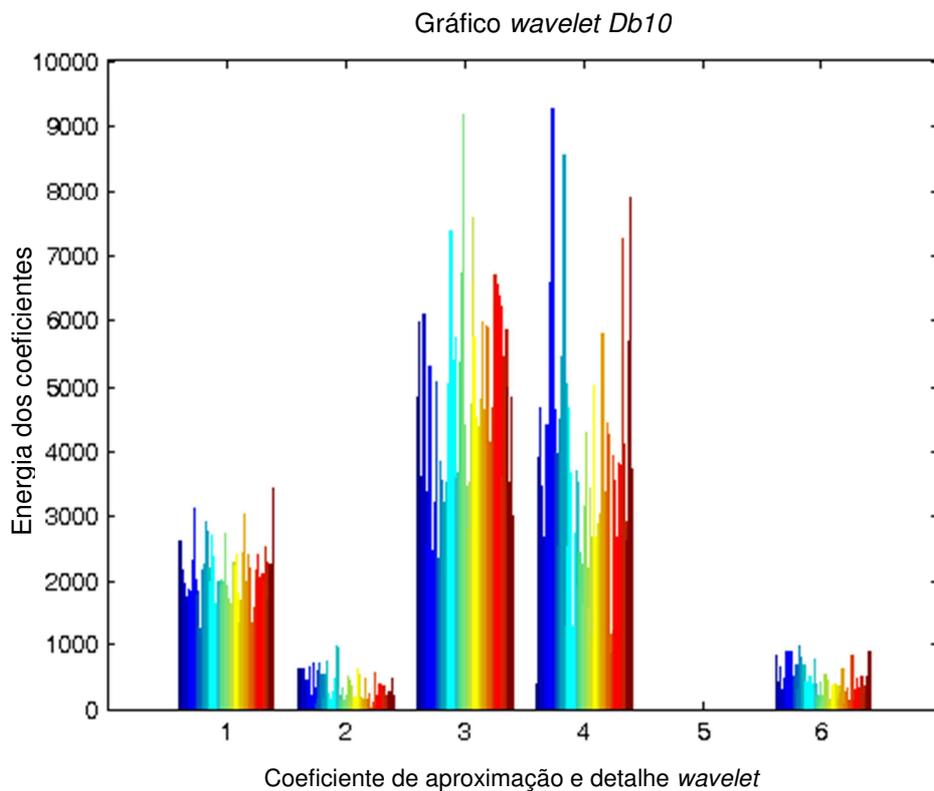
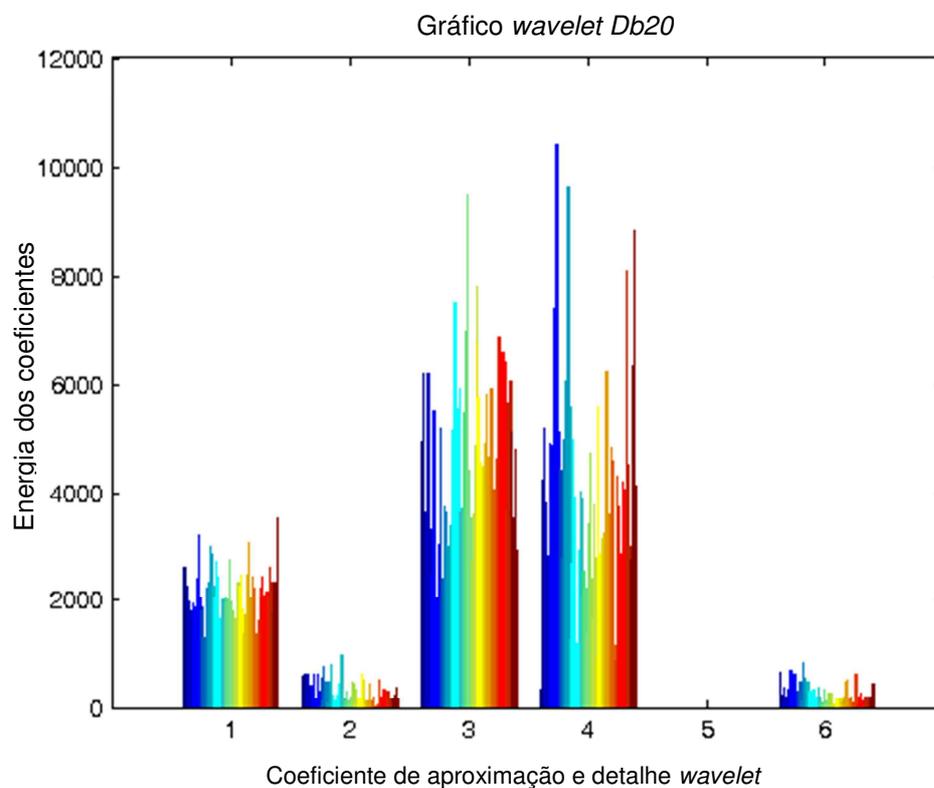


Figura 5: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Daubechies* 10.



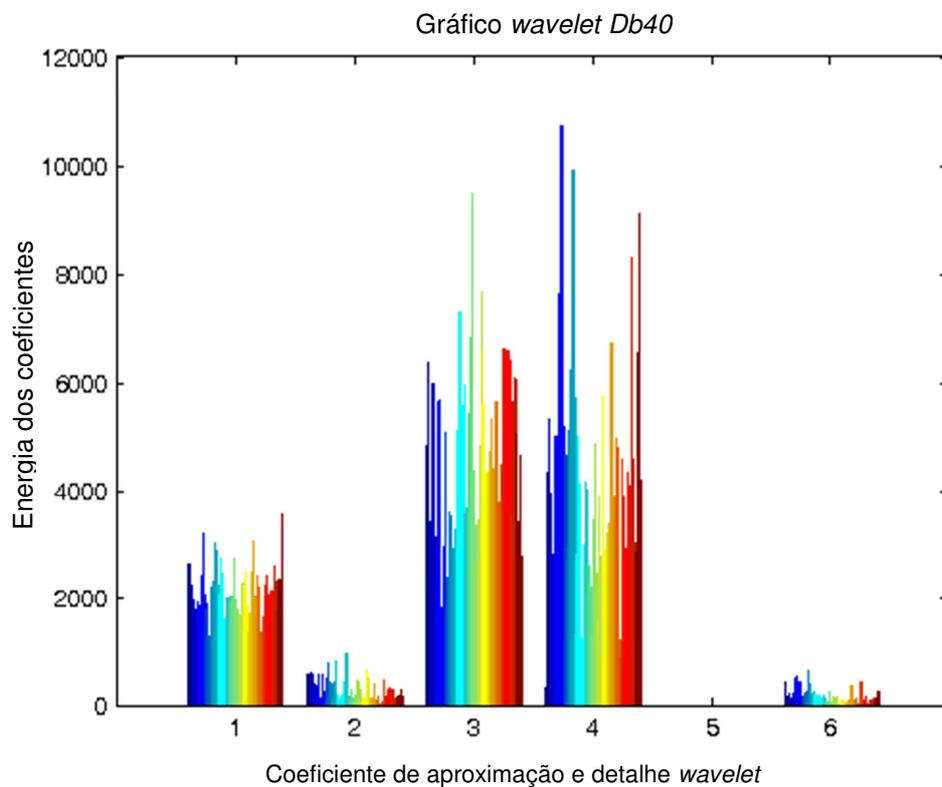
Fonte: Autor.

Figura 6: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Daubechies* 20.



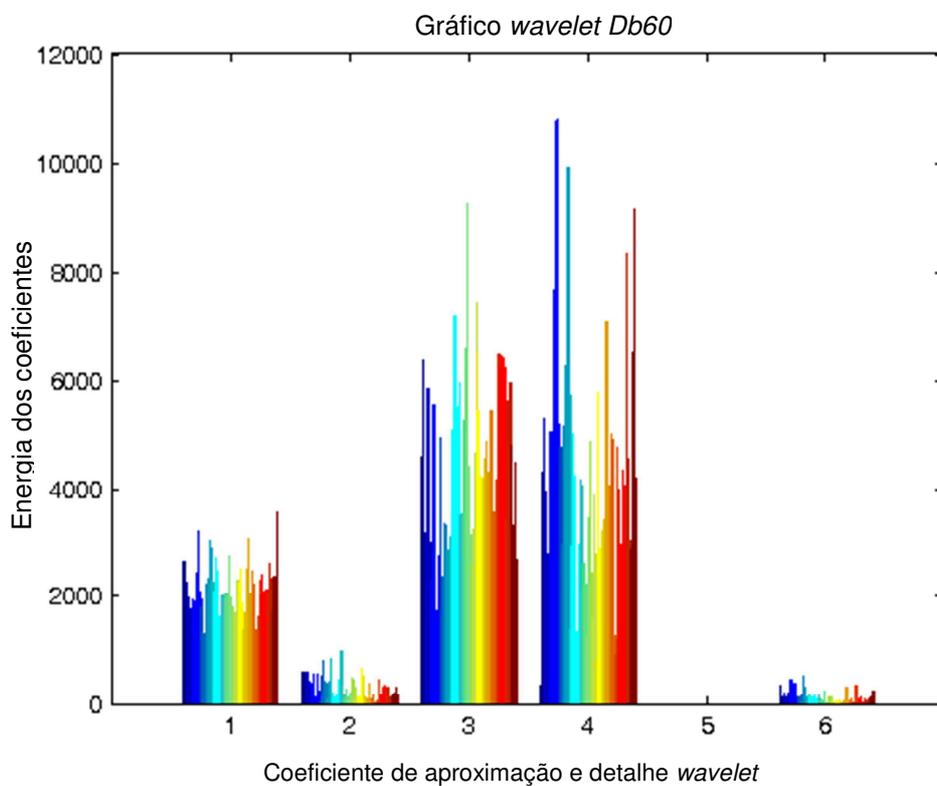
Fonte: Autor.

Figura 7: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Daubechies* 40.



Fonte: Autor.

Figura 8: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Daubechies* 60.



Fonte: Autor.

Figura 9: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Daubechies* 90.

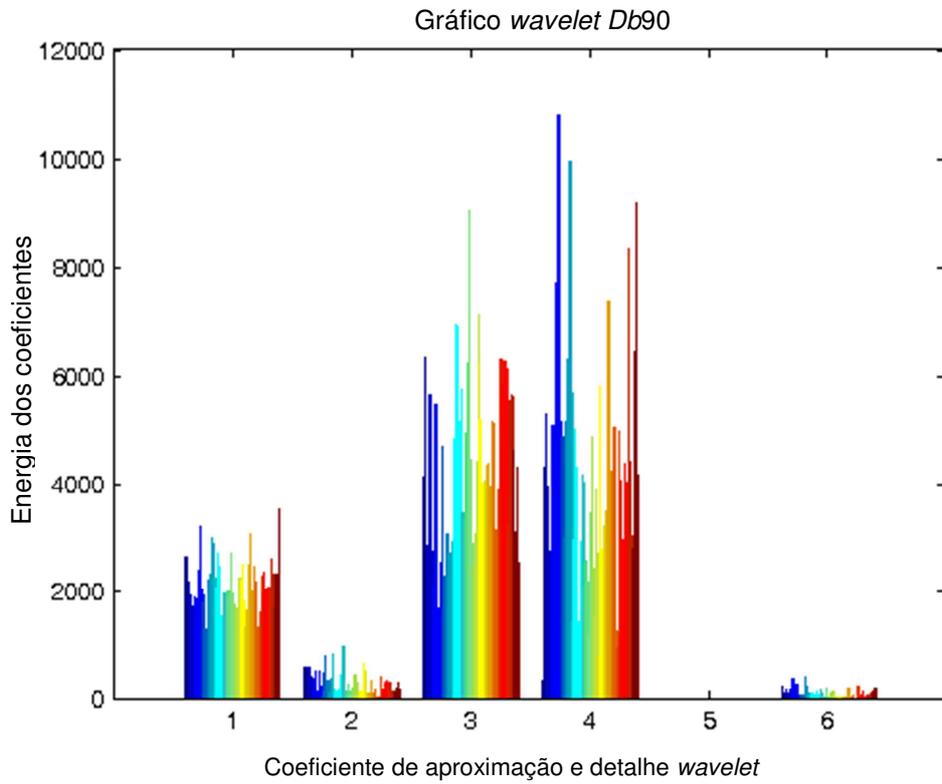


Figura 10: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Symlet* 4.

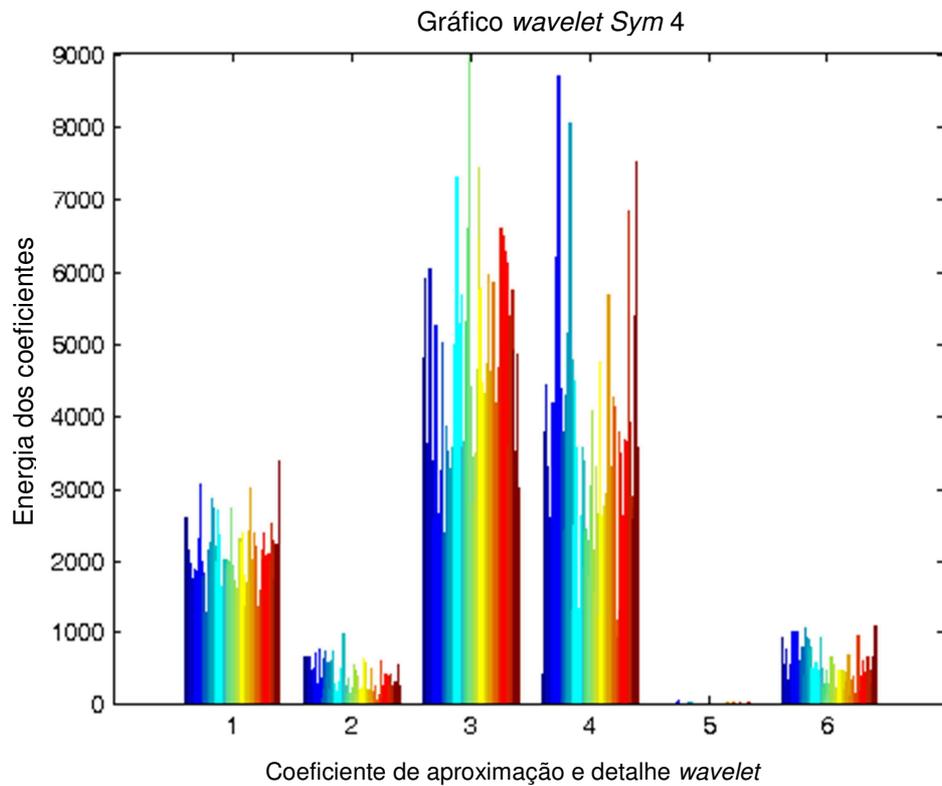
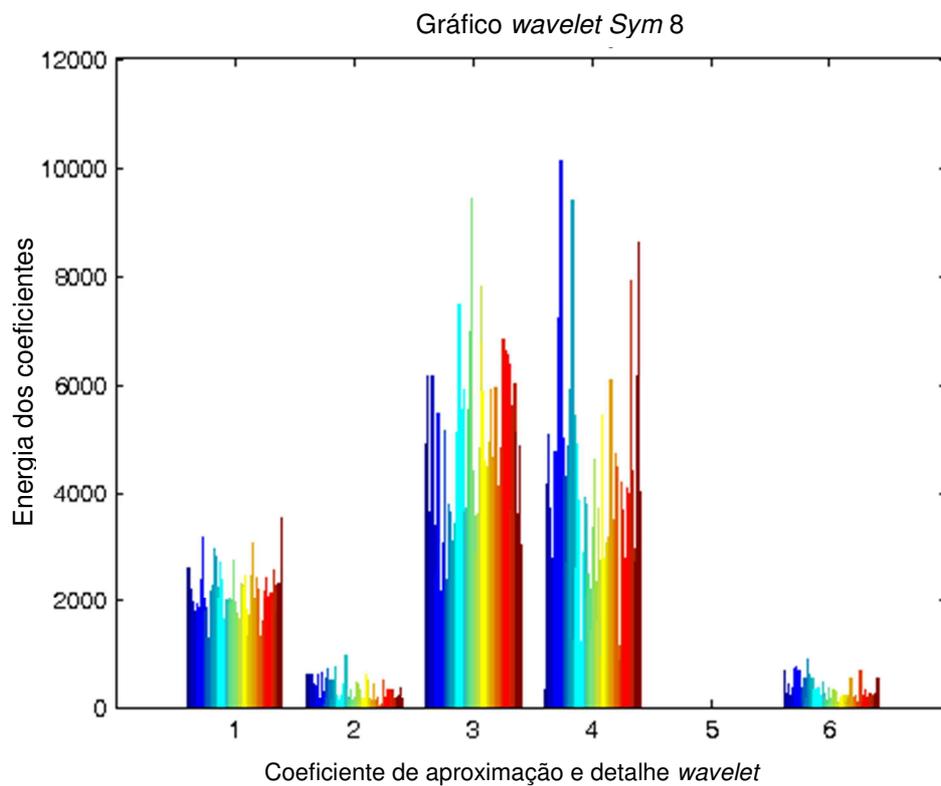
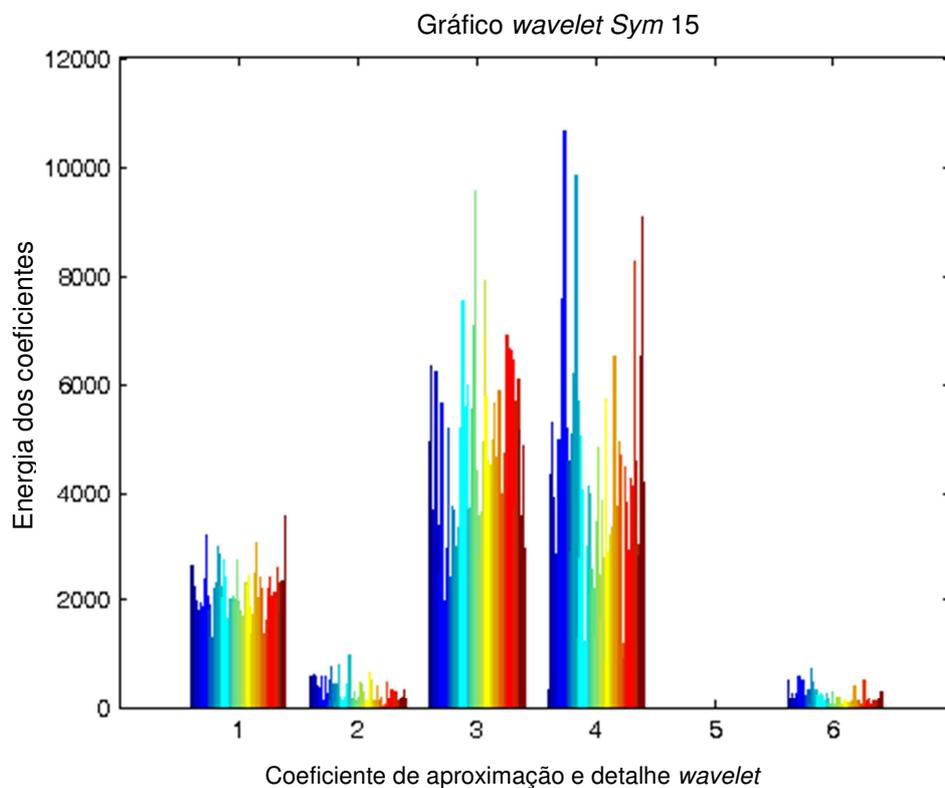


Figura 11: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Symlet* 8.



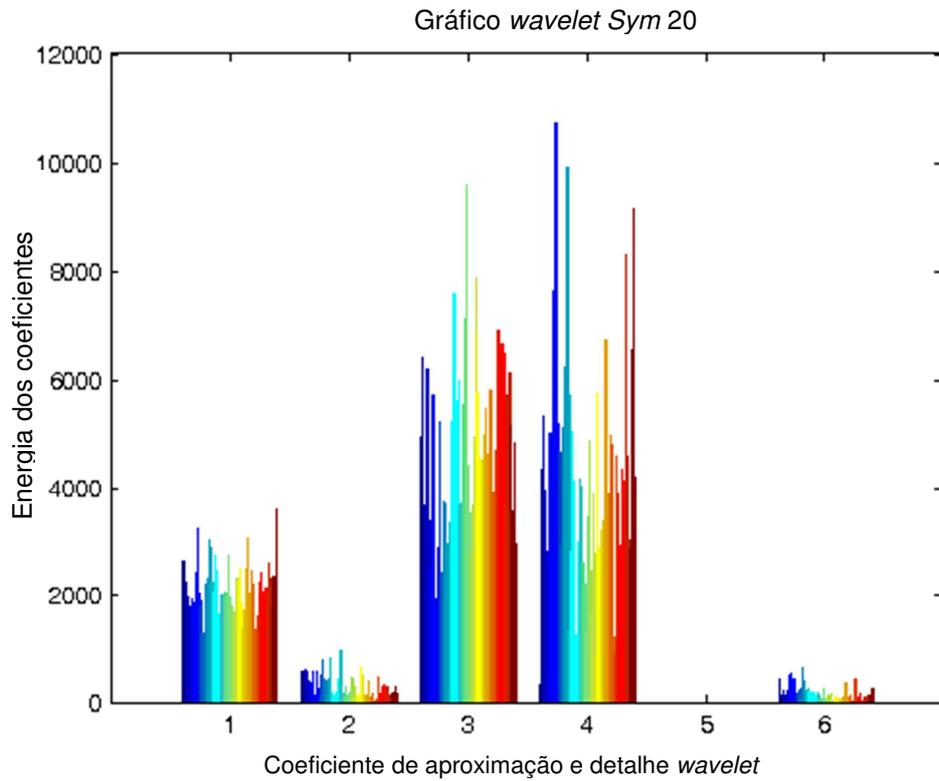
Fonte: Autor.

Figura 12: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Symlet* 15.



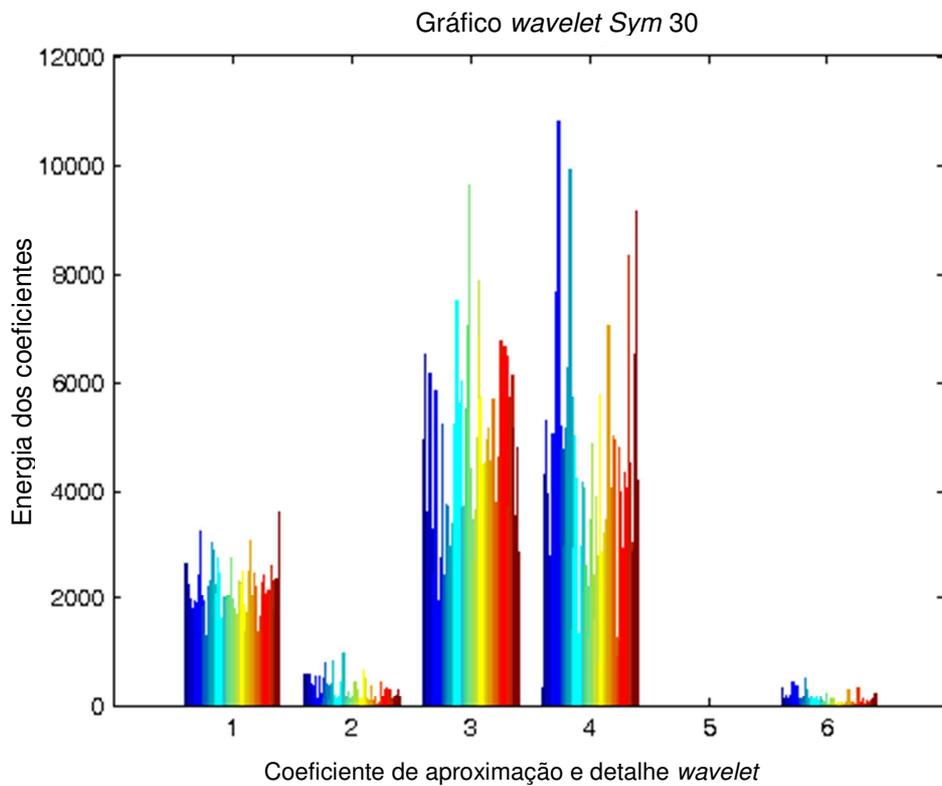
Fonte: Autor.

Figura 13: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Symlet* 20.



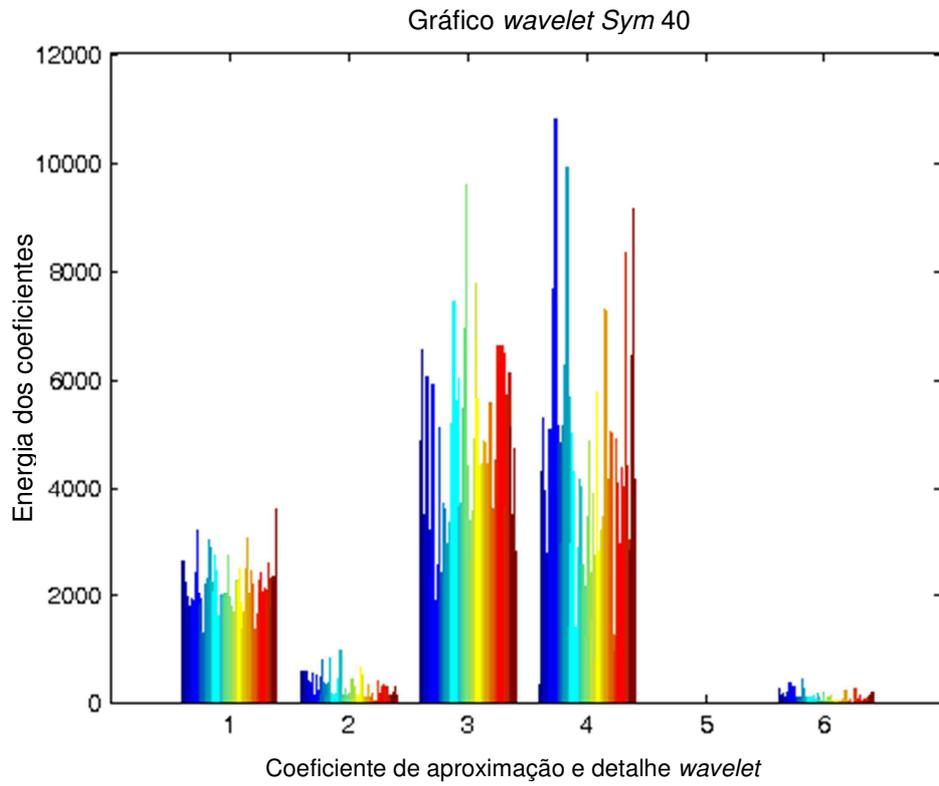
Fonte: Autor.

Figura 14: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Symlet* 30.



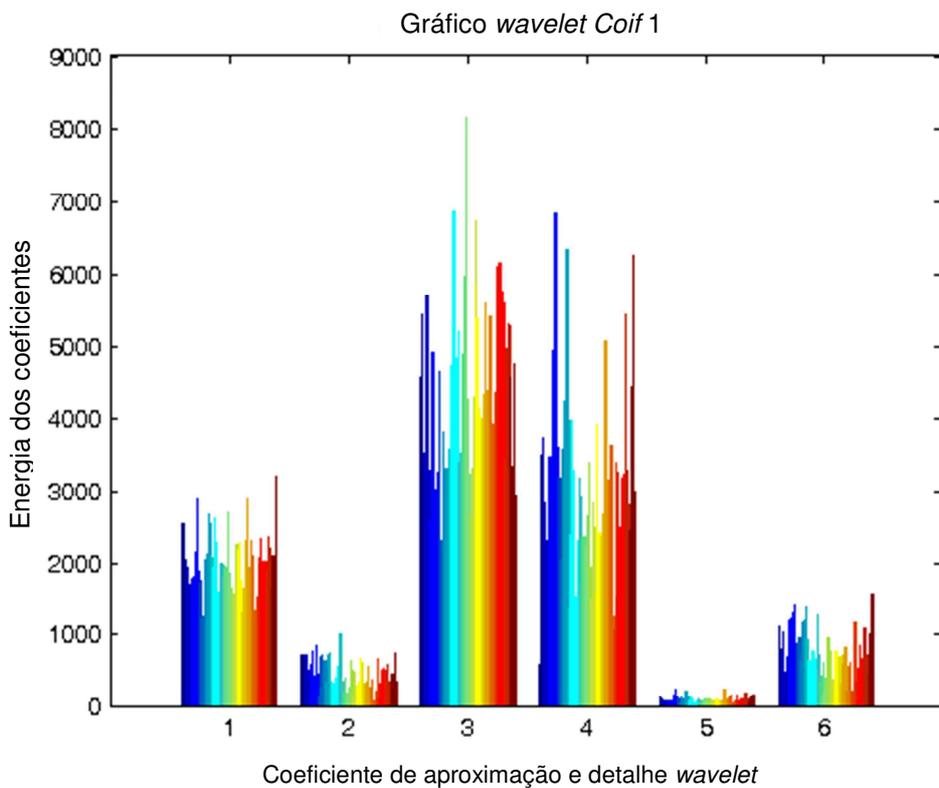
Fonte: Autor.

Figura 15: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Symlet* 40.



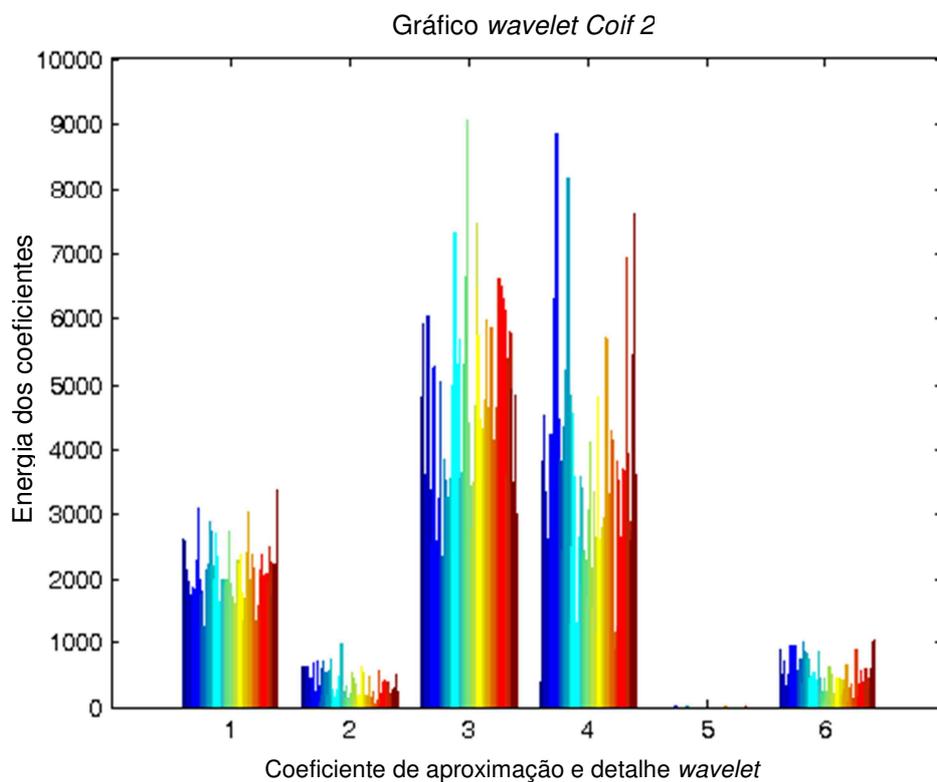
Fonte: Autor.

Figura 16: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Coiflet* 1.



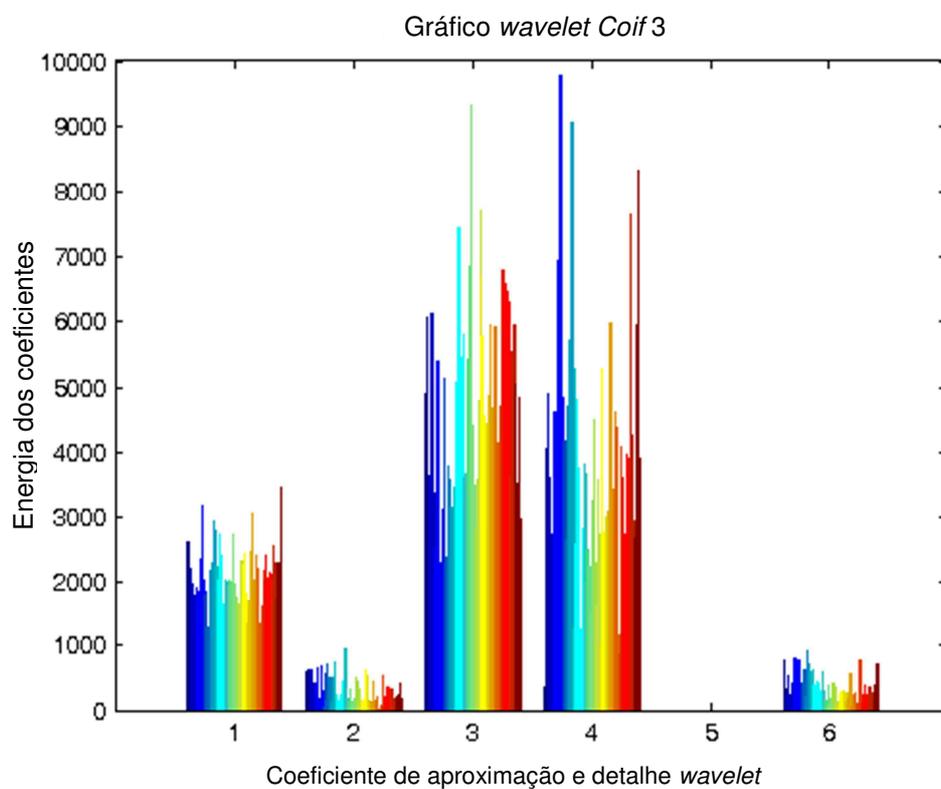
Fonte: Autor.

Figura 17: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Coiflet 2*.



Fonte: Autor.

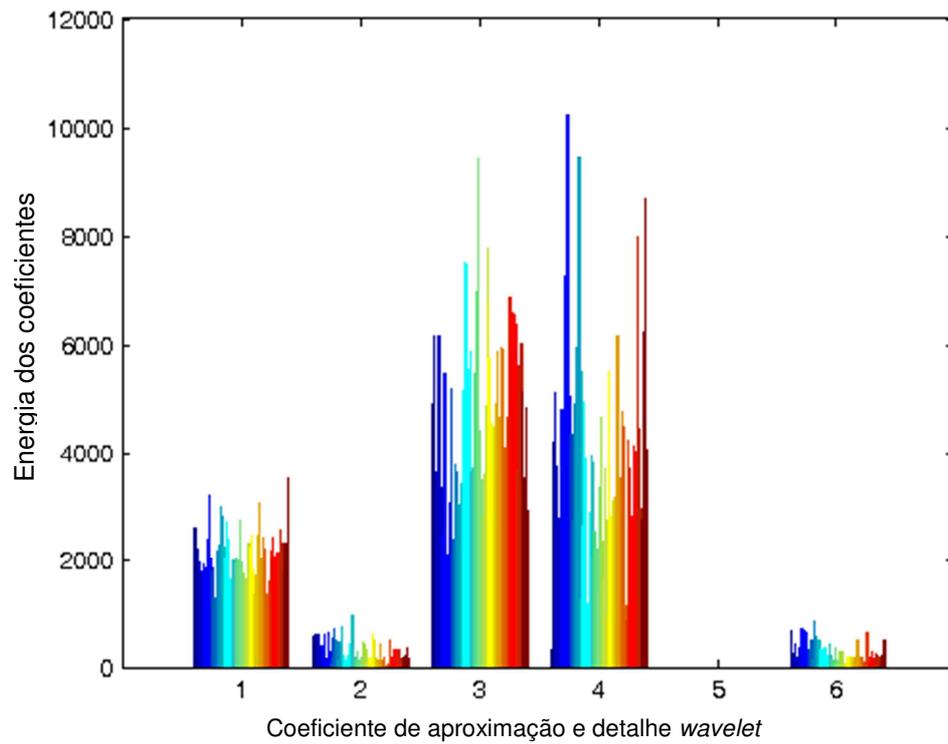
Figura 18: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Coiflet 3*.



Fonte: Autor.

Figura 19: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Coiflet 4*.

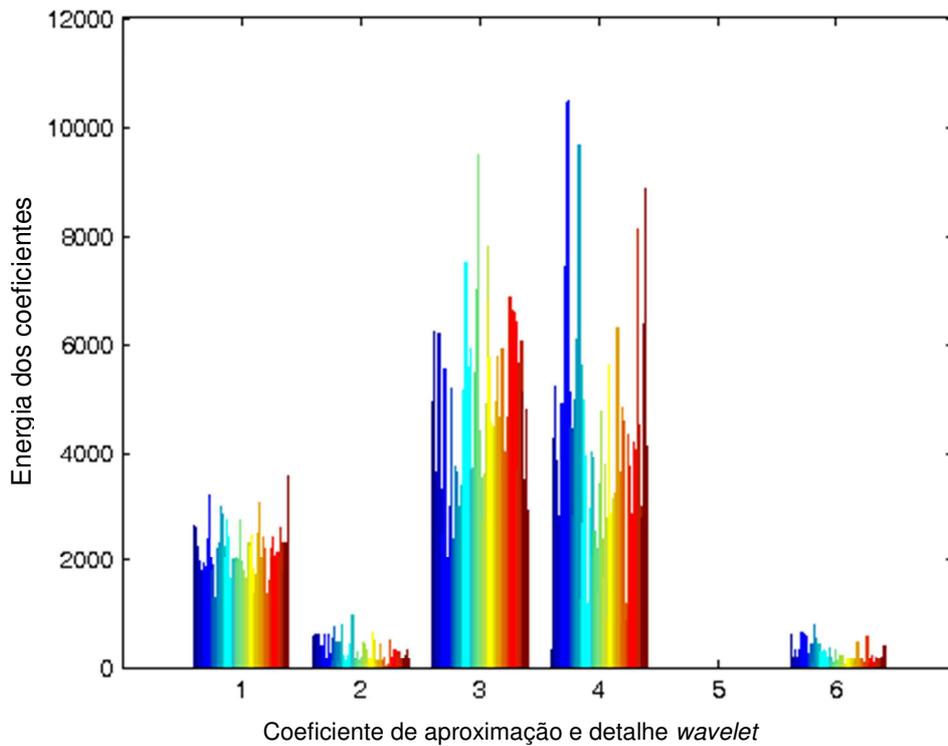
Gráfico *wavelet Coif 4*



Fonte: Autor.

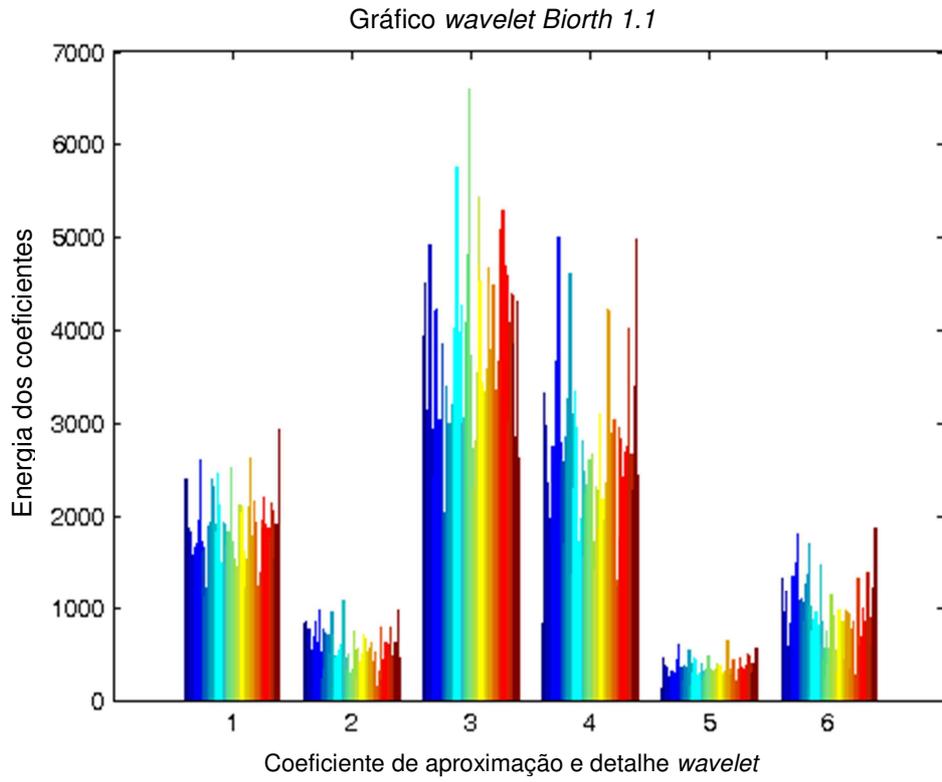
Figura 20: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Coiflet 5*.

Gráfico *wavelet Coif 5*



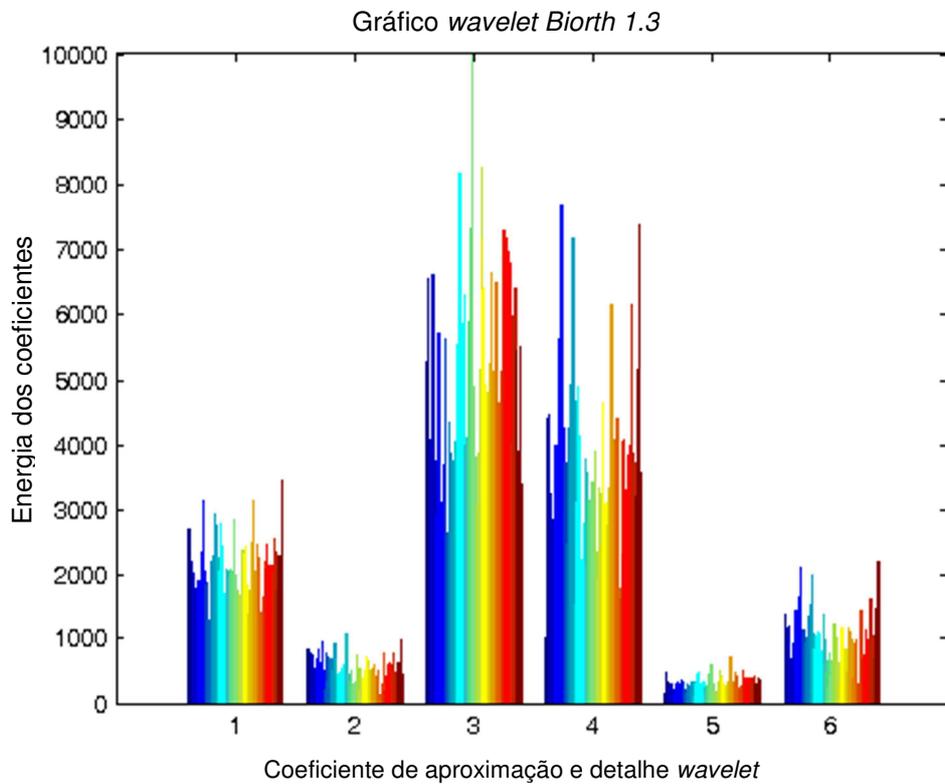
Fonte: Autor.

Figura 21: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 1.1.



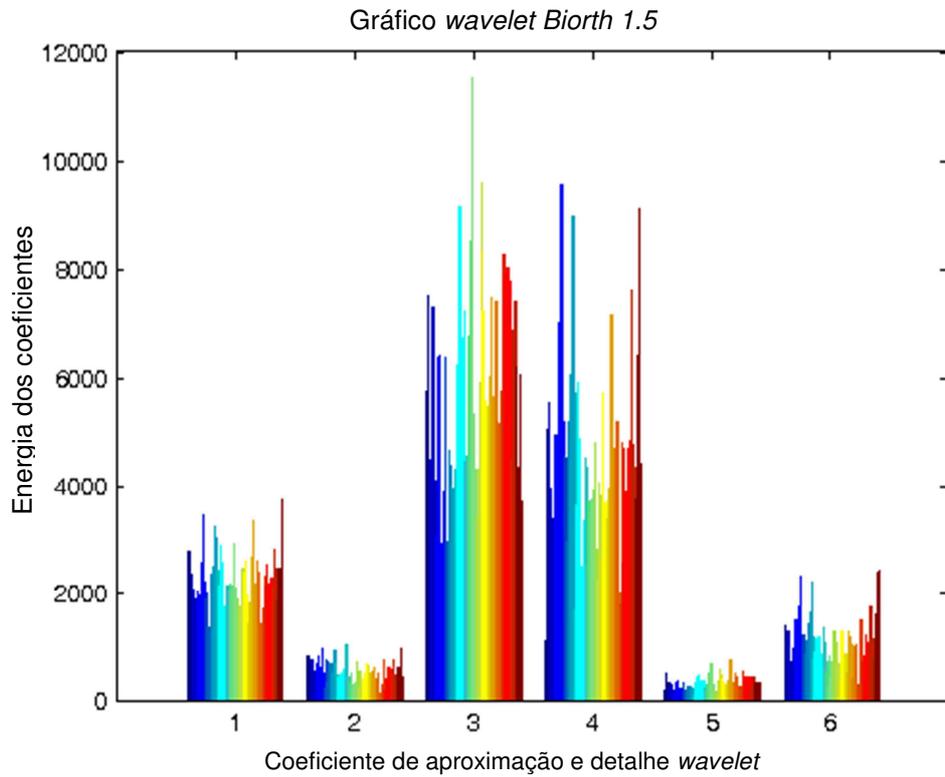
Fonte: Autor.

Figura 22: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 1.3.



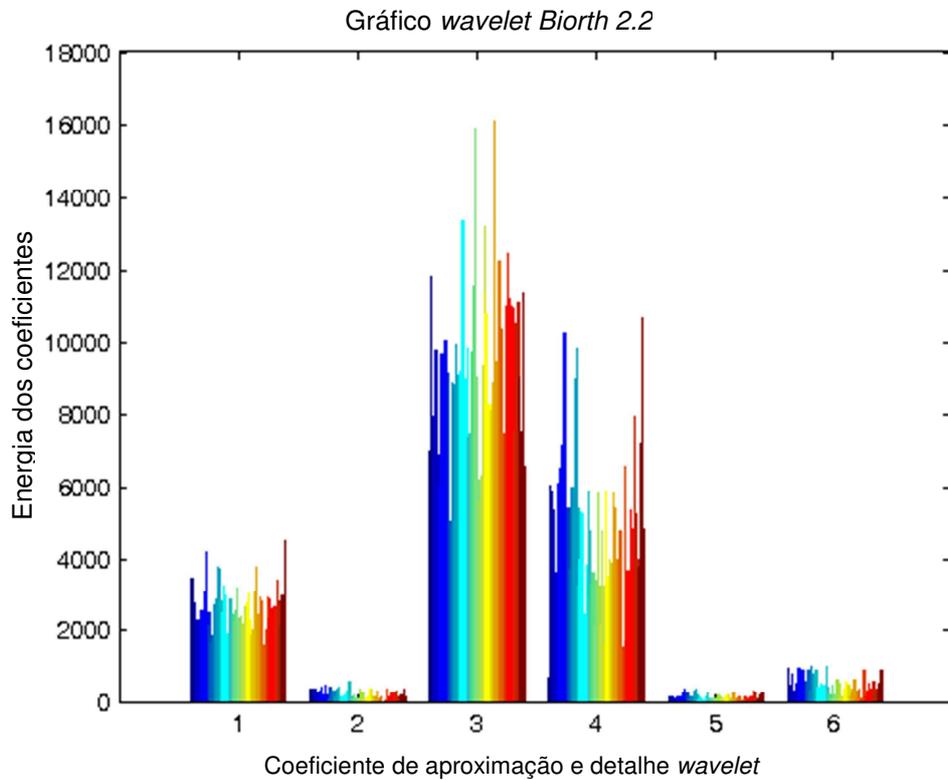
Fonte: Autor.

Figura 23: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 1.5.



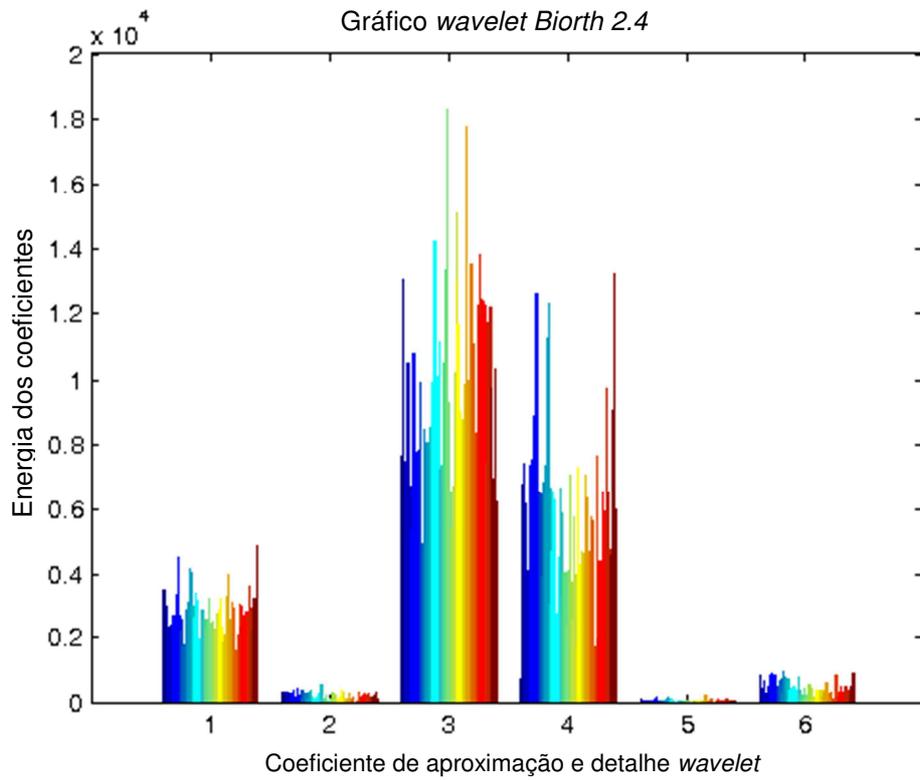
Fonte: Autor.

Figura 24: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 2.2.



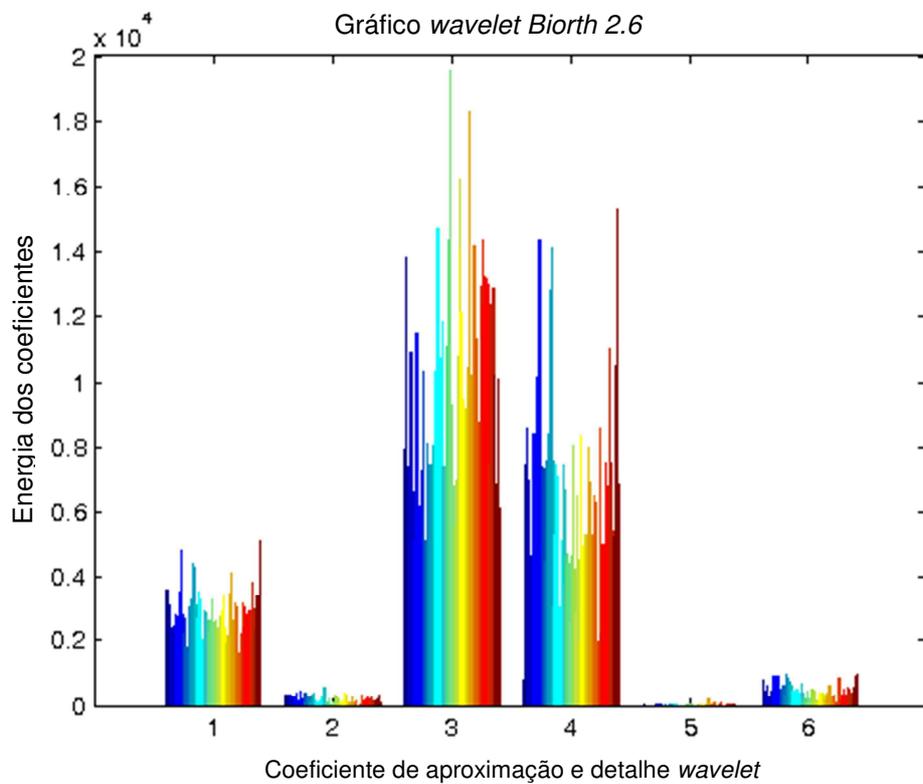
Fonte: Autor.

Figura 25: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 2.4.



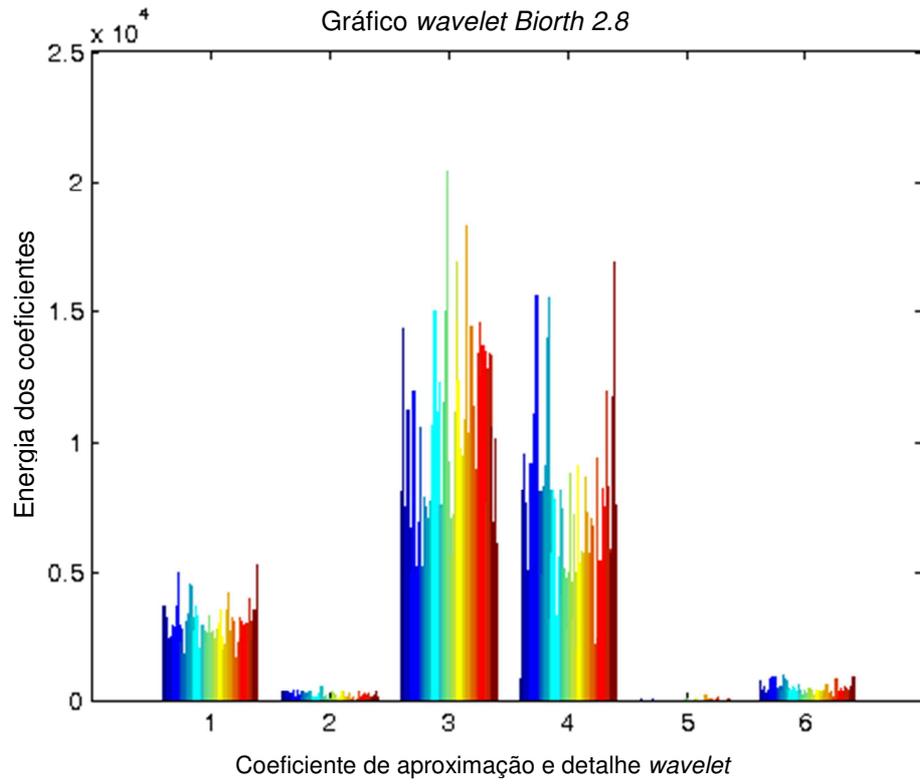
Fonte: Autor.

Figura 26: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 2.6.



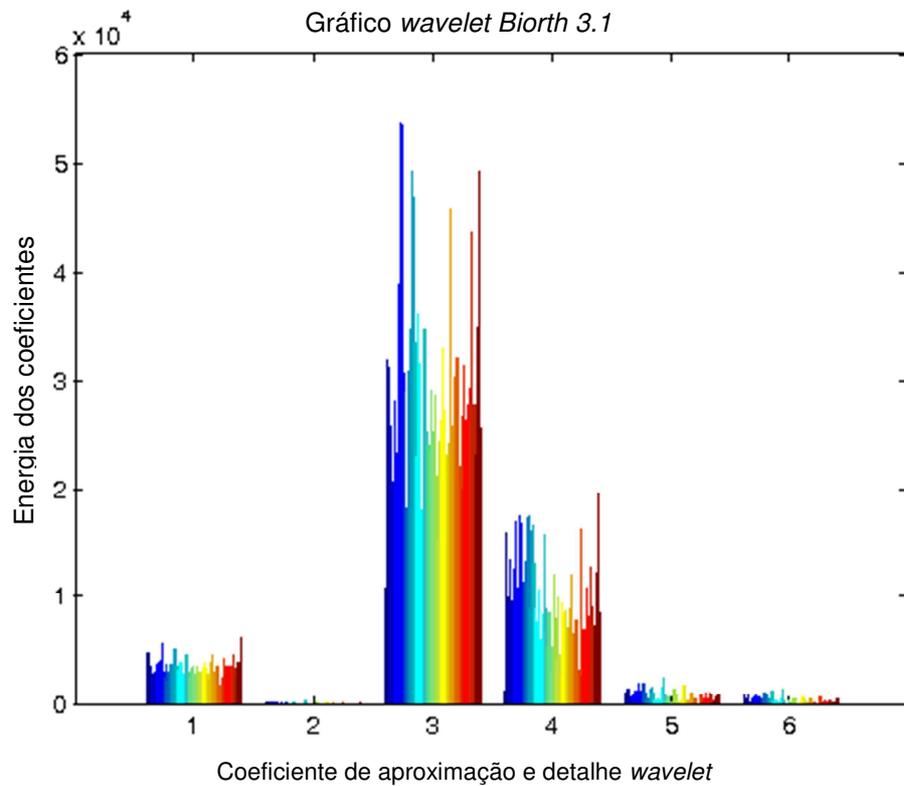
Fonte: Autor.

Figura 27: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal 2.8*.



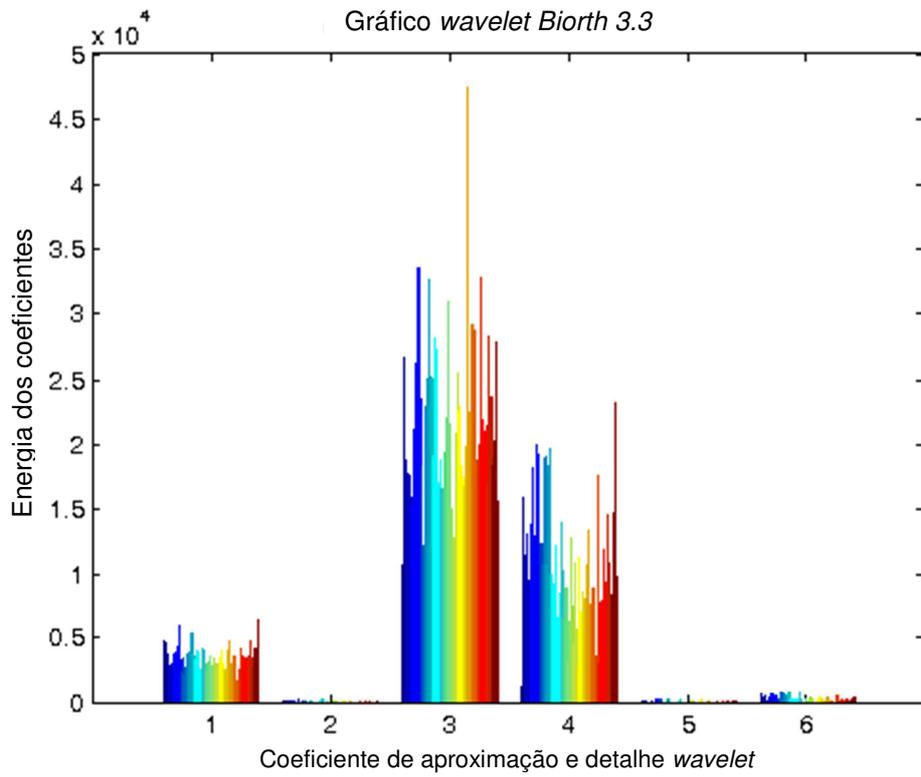
Fonte: Autor.

Figura 28: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal 3.1*.



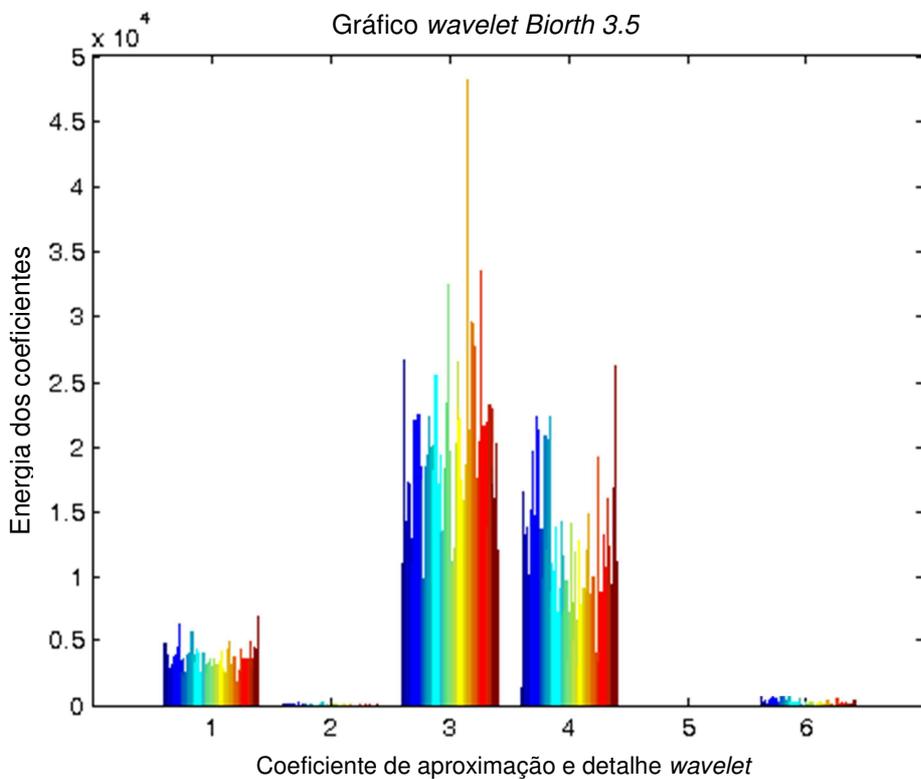
Fonte: Autor.

Figura 29: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 3.3.



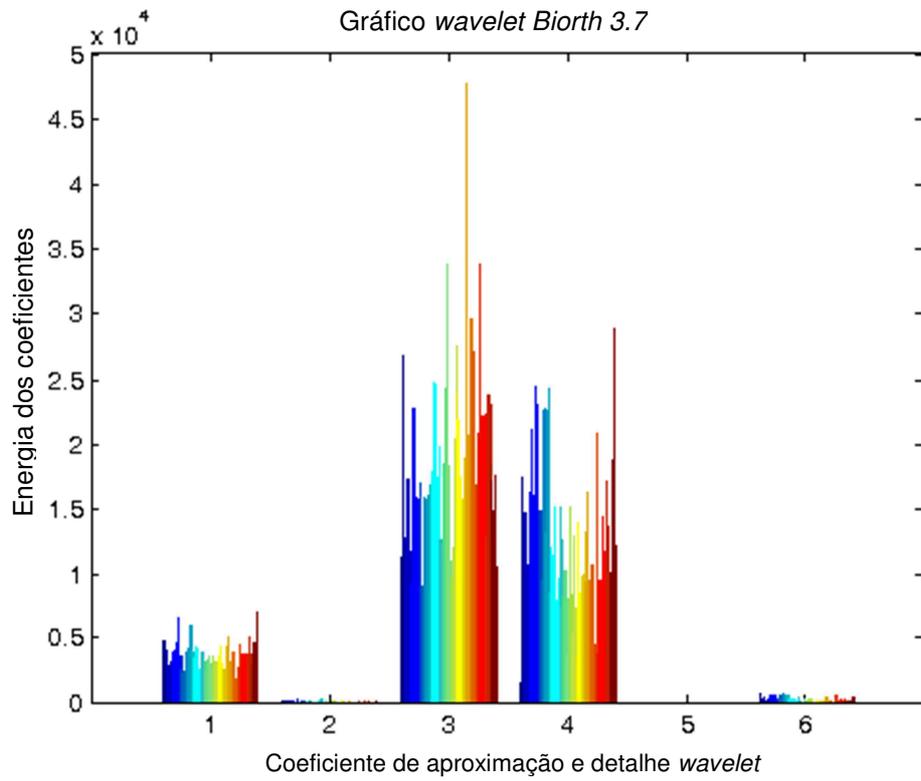
Fonte: Autor.

Figura 30: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 3.5.



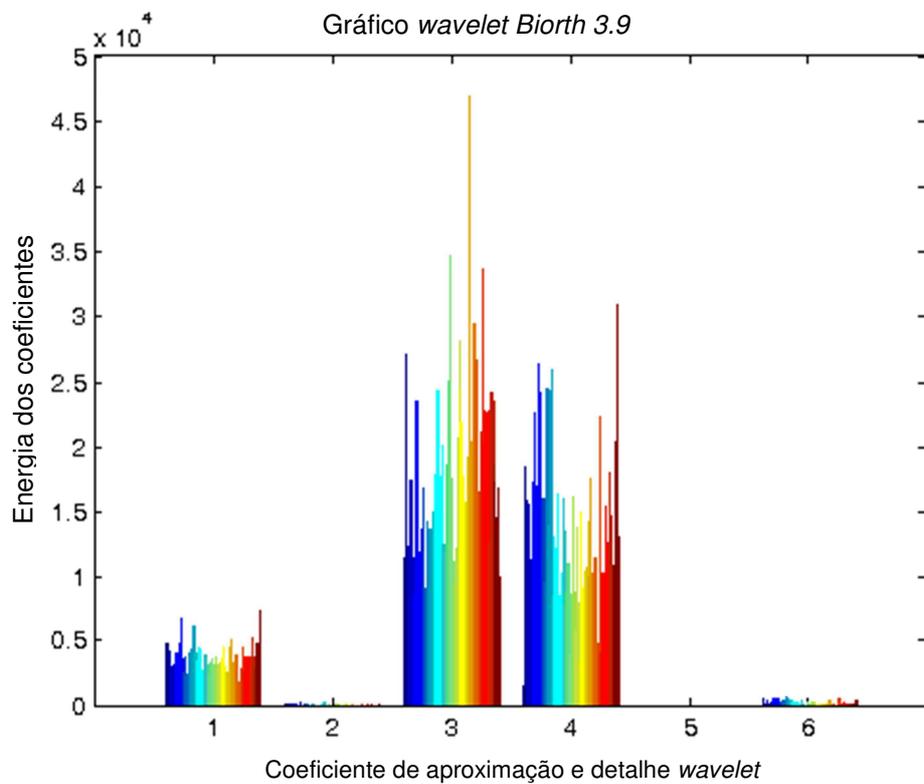
Fonte: Autor.

Figura 31: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 3.7.



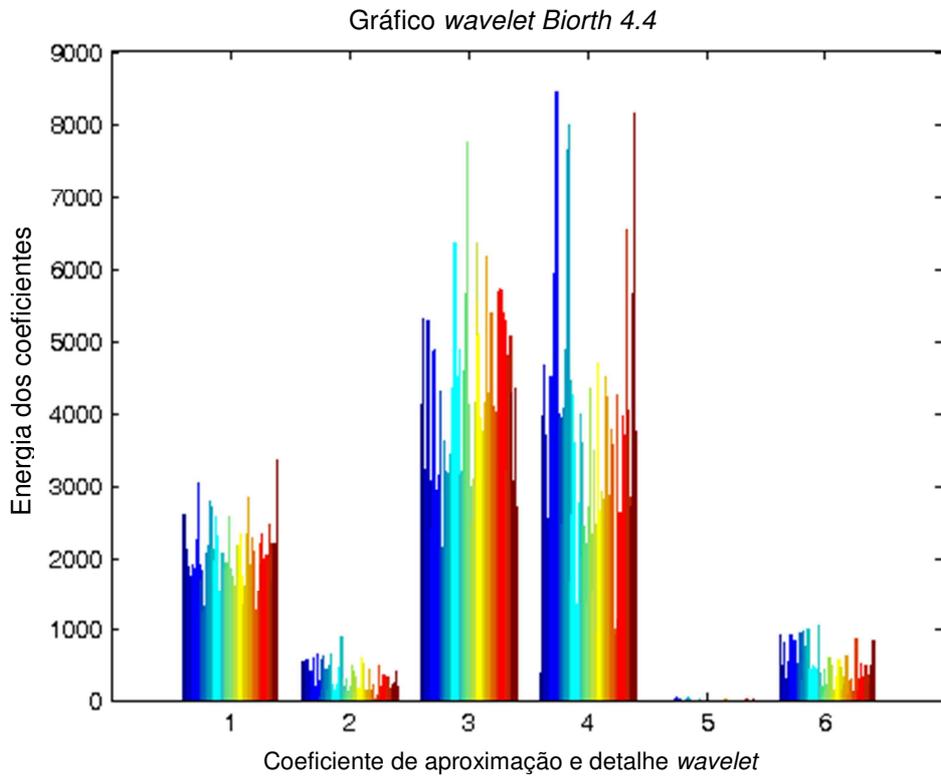
Fonte: Autor.

Figura 32: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 3.9.



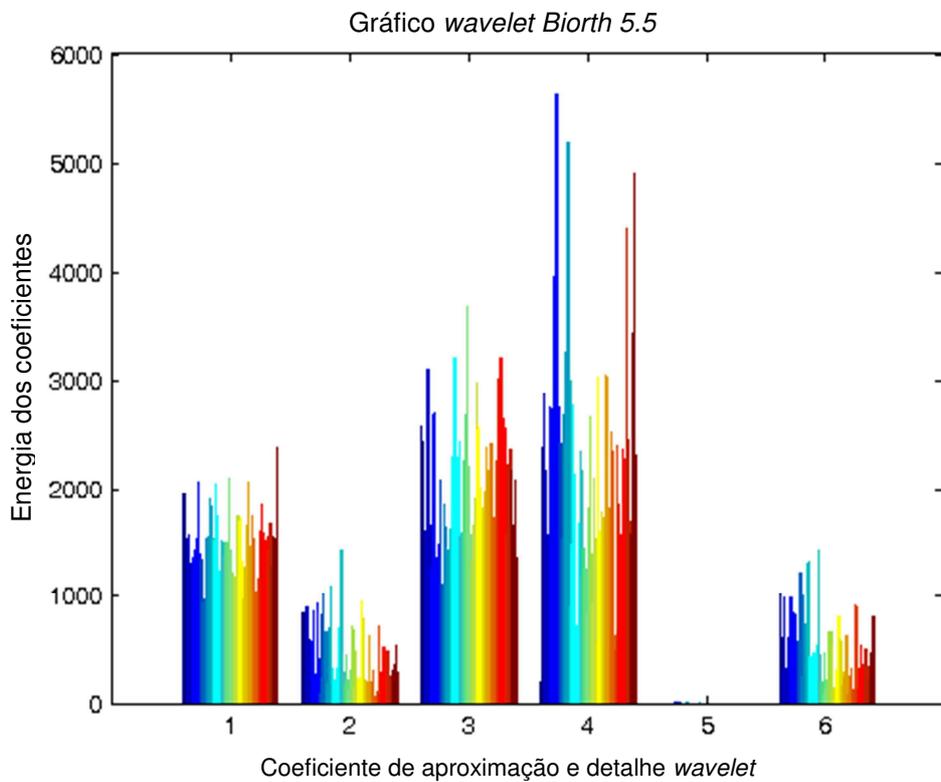
Fonte: Autor.

Figura 33: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 4.4.



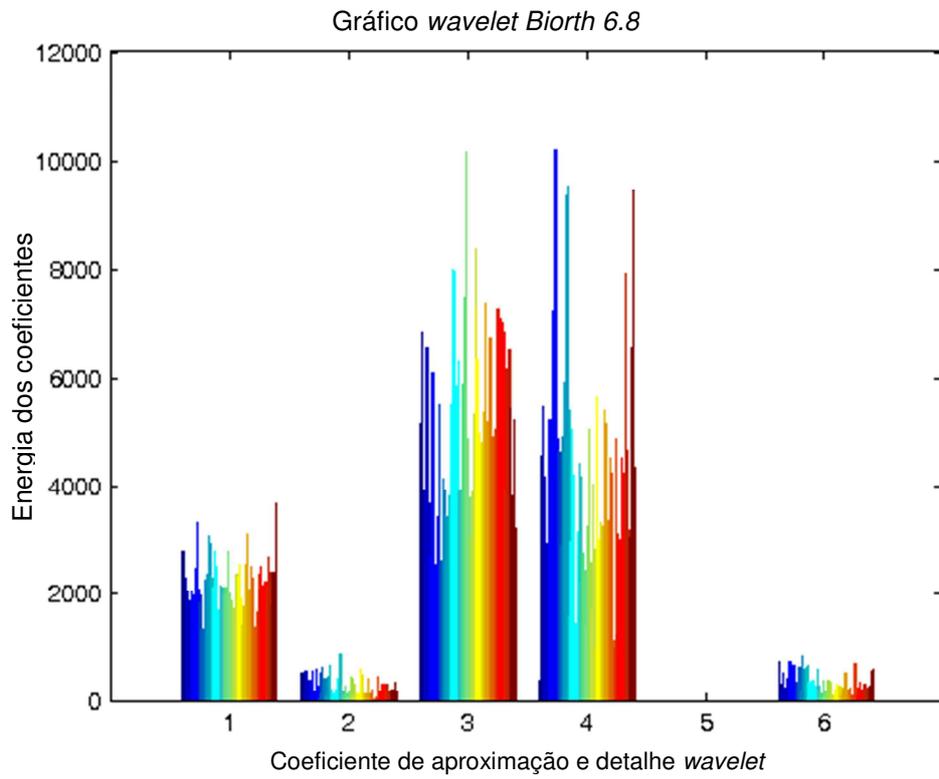
Fonte: Autor.

Figura 34: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 5.5.



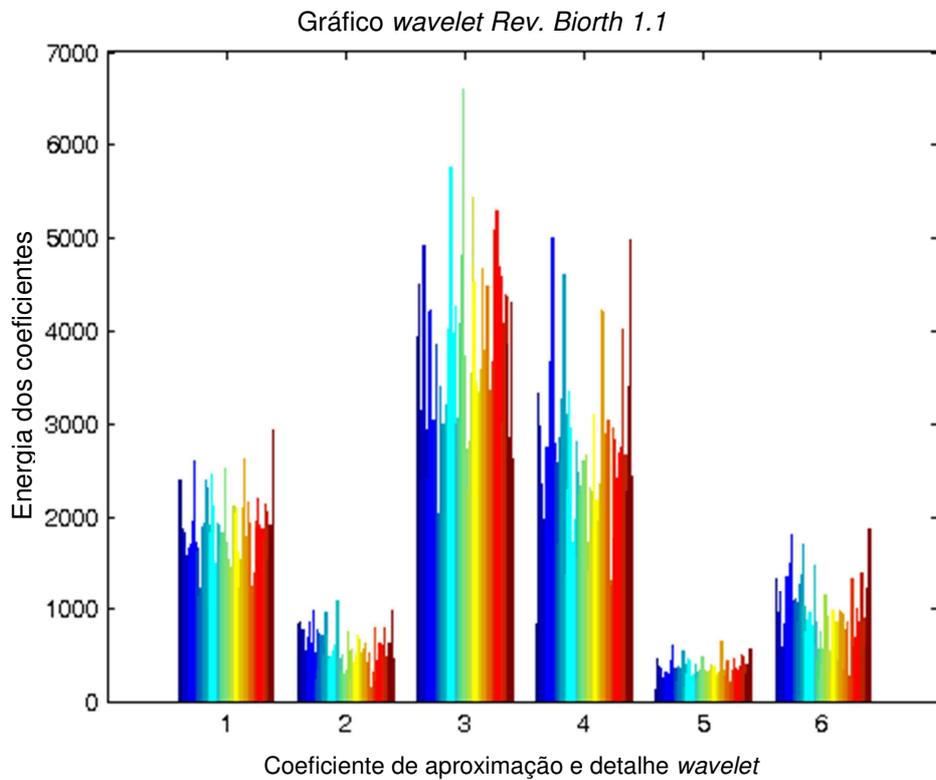
Fonte: Autor.

Figura 35: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Biorthogonal* 6.8.



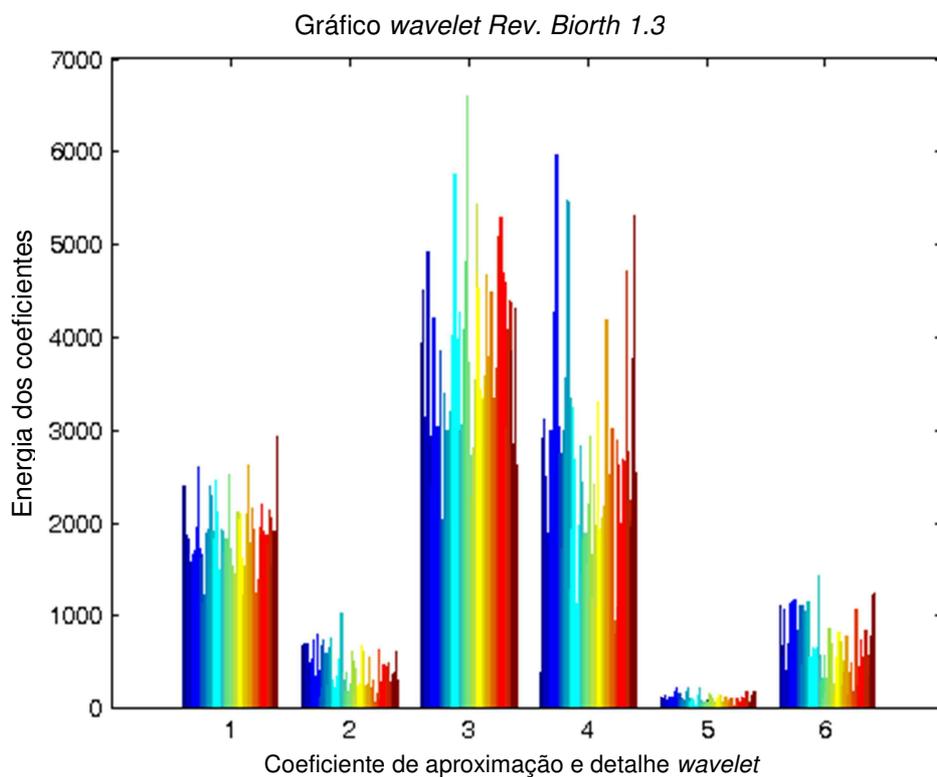
Fonte: Autor.

Figura 36: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal* 1.1.



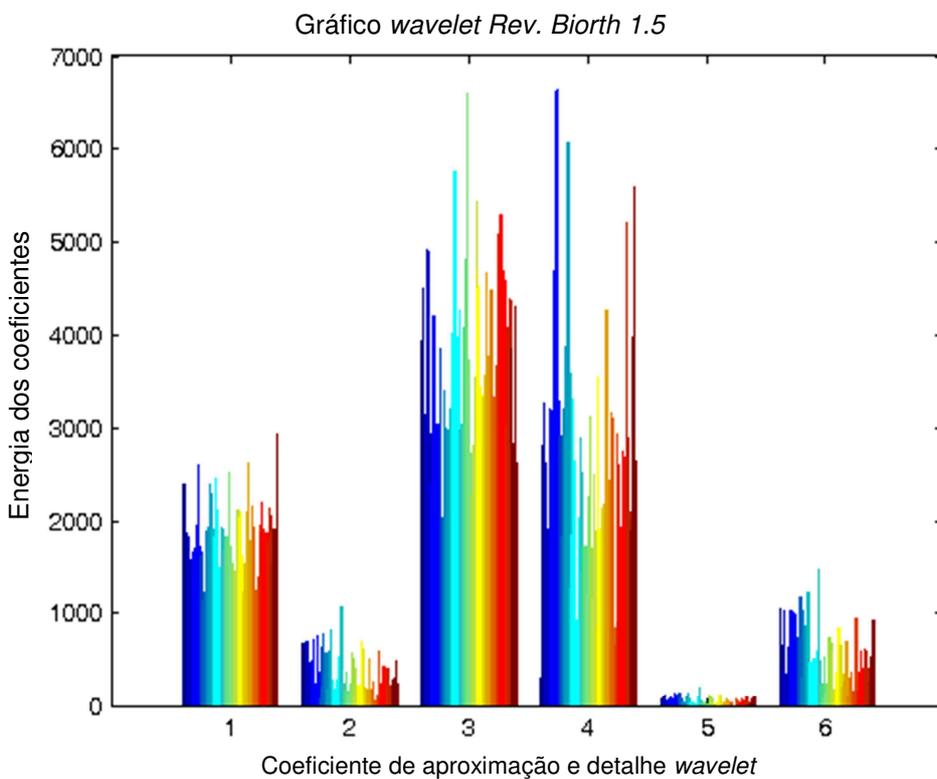
Fonte: Autor.

Figura 37: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal* 1.3.



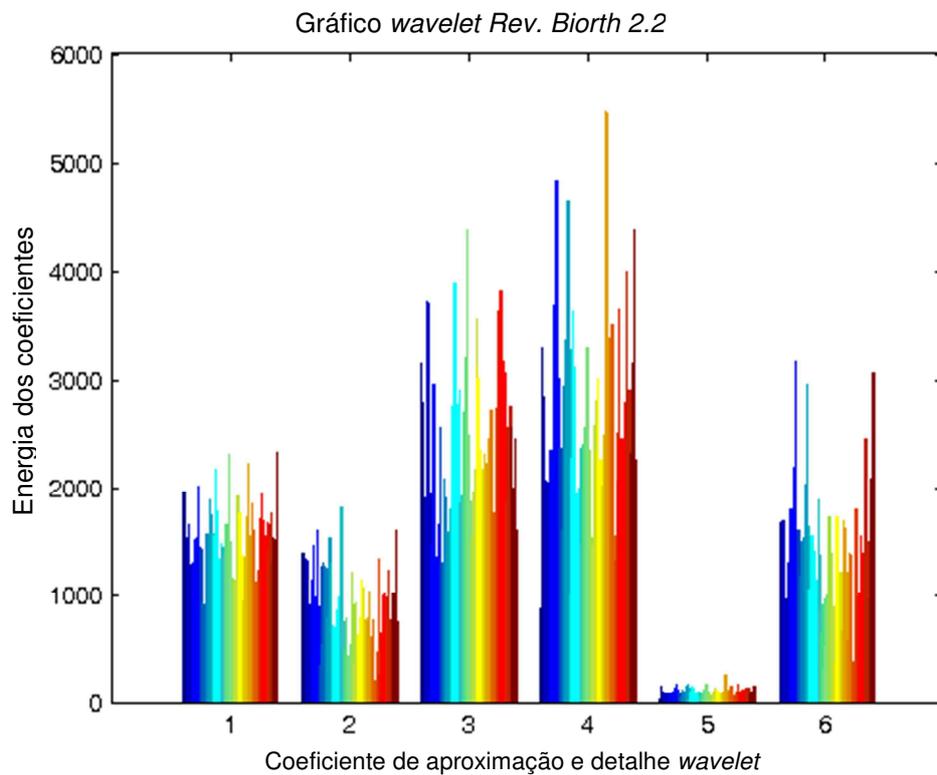
Fonte: Autor.

Figura 38: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal* 1.5.



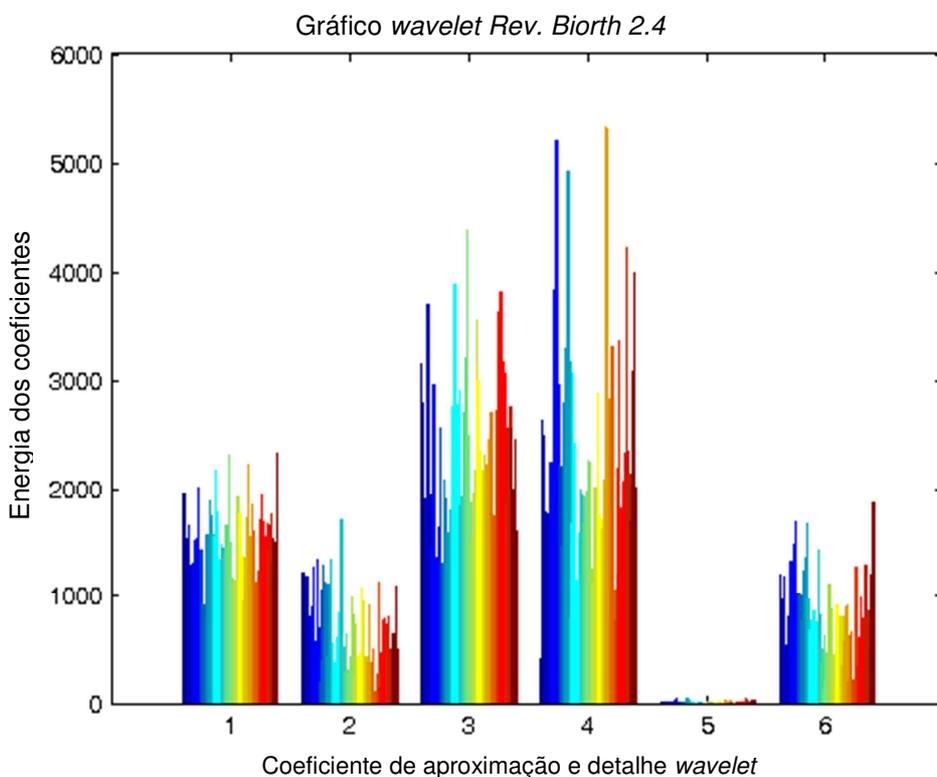
Fonte: Autor.

Figura 39: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal 2.2*.



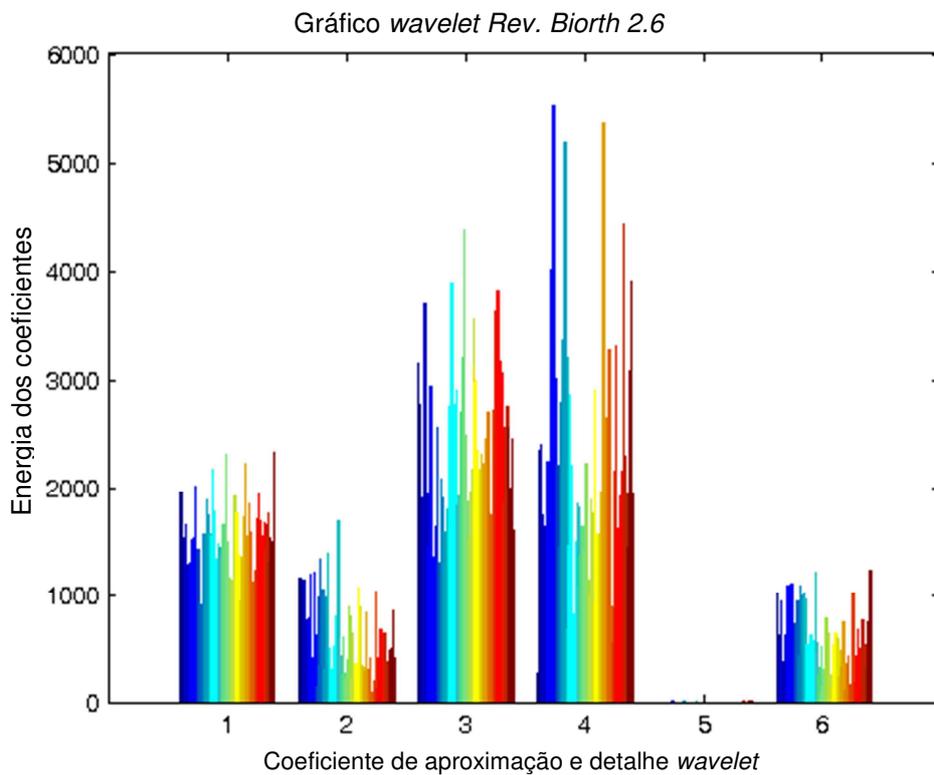
Fonte: Autor.

Figura 40: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal 2.4*.



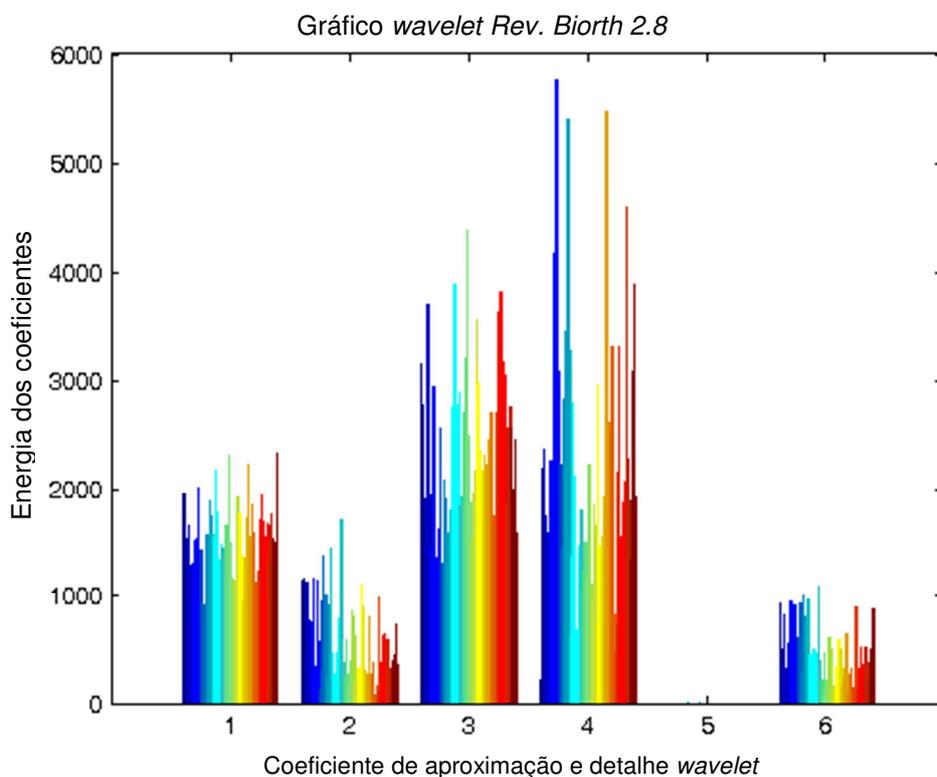
Fonte: Autor.

Figura 41: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal 2.6*.



Fonte: Autor.

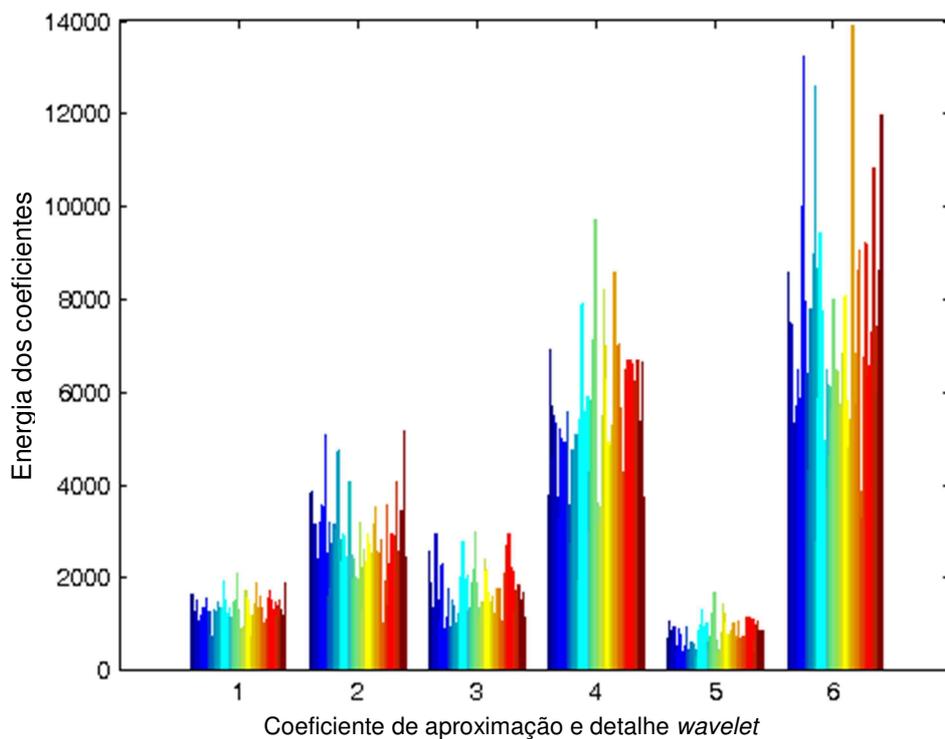
Figura 42: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal 2.8*.



Fonte: Autor.

Figura 43: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal 3.1*.

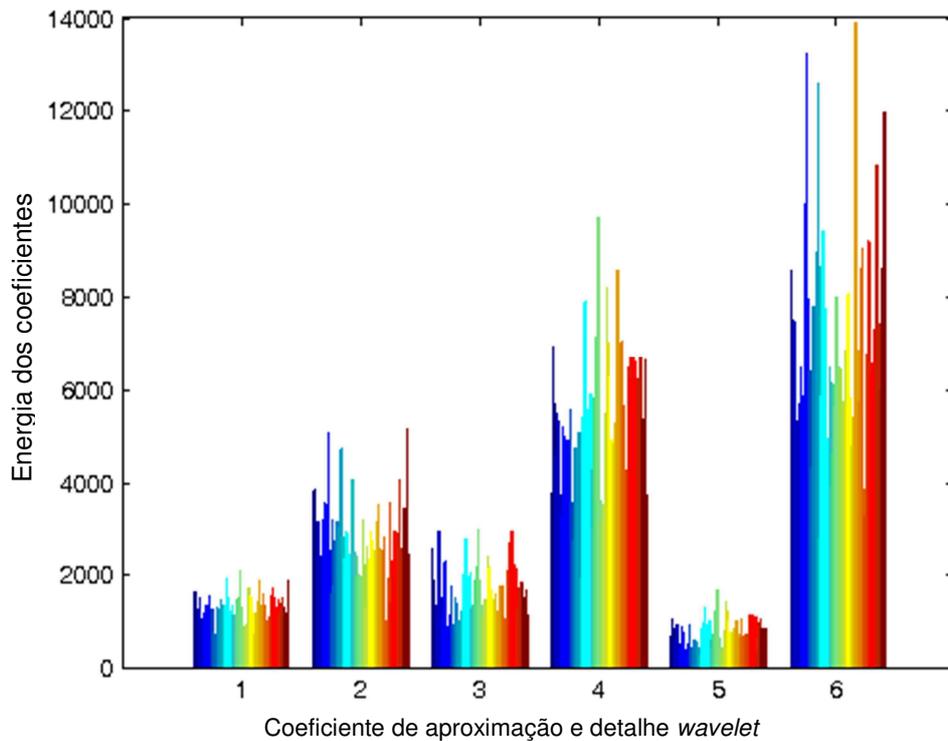
Gráfico *wavelet Rev. Biorth 3.1*



Fonte: Autor.

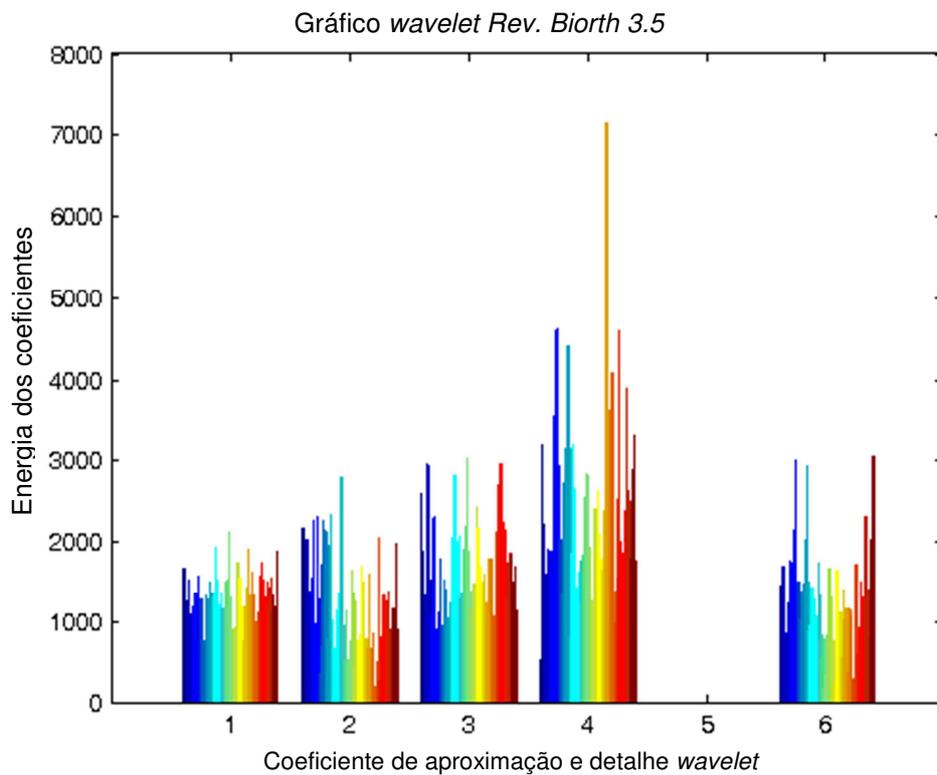
Figura 44: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal 3.3*.

Gráfico *wavelet Rev. Biorth 3.3*



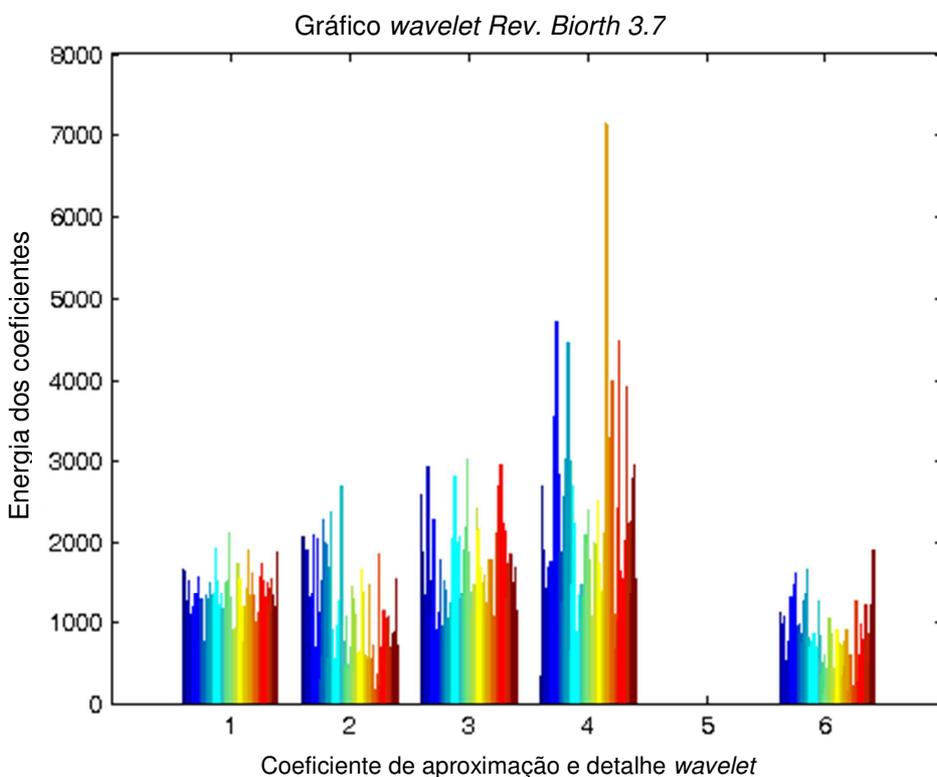
Fonte: Autor.

Figura 45: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal 3.5*.



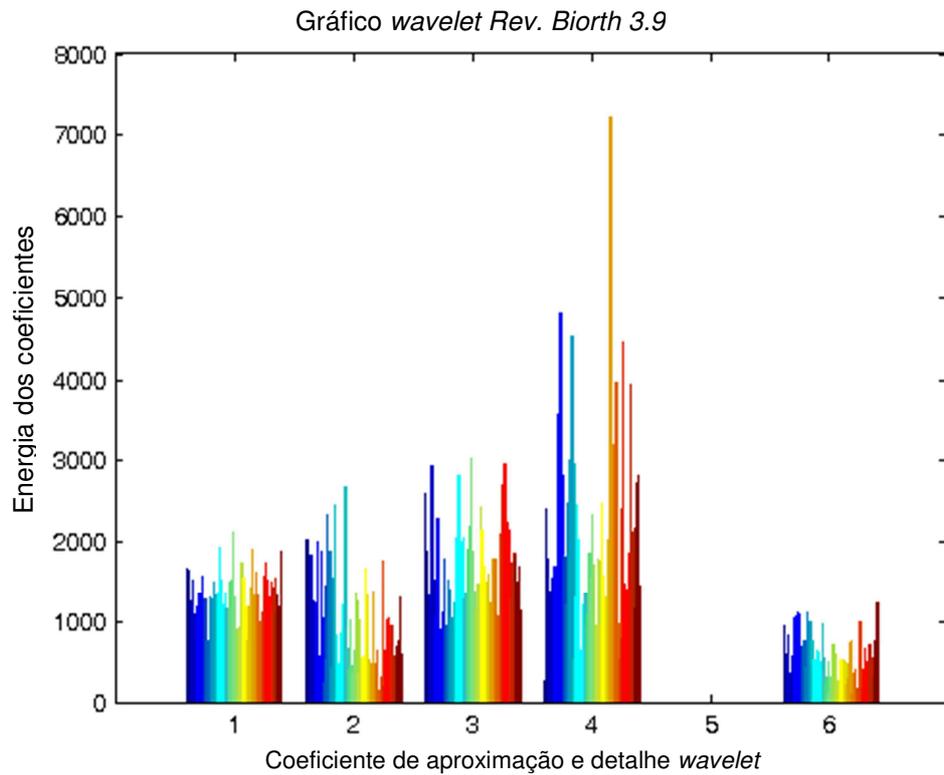
Fonte: Autor.

Figura 46: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal 3.7*.



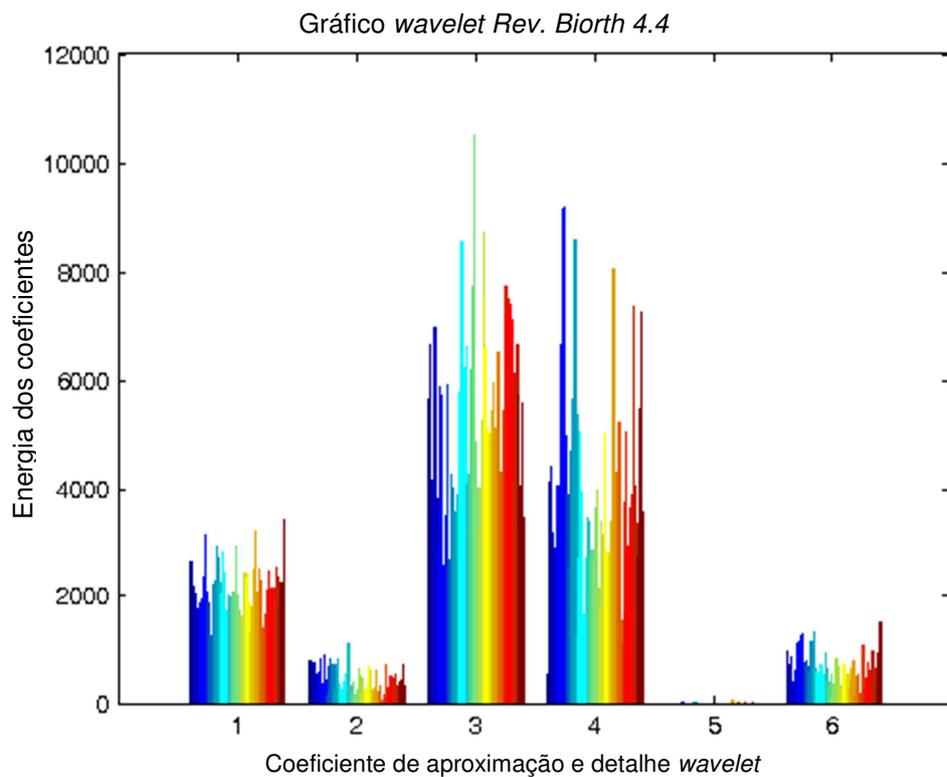
Fonte: Autor.

Figura 47: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal* 3.9.



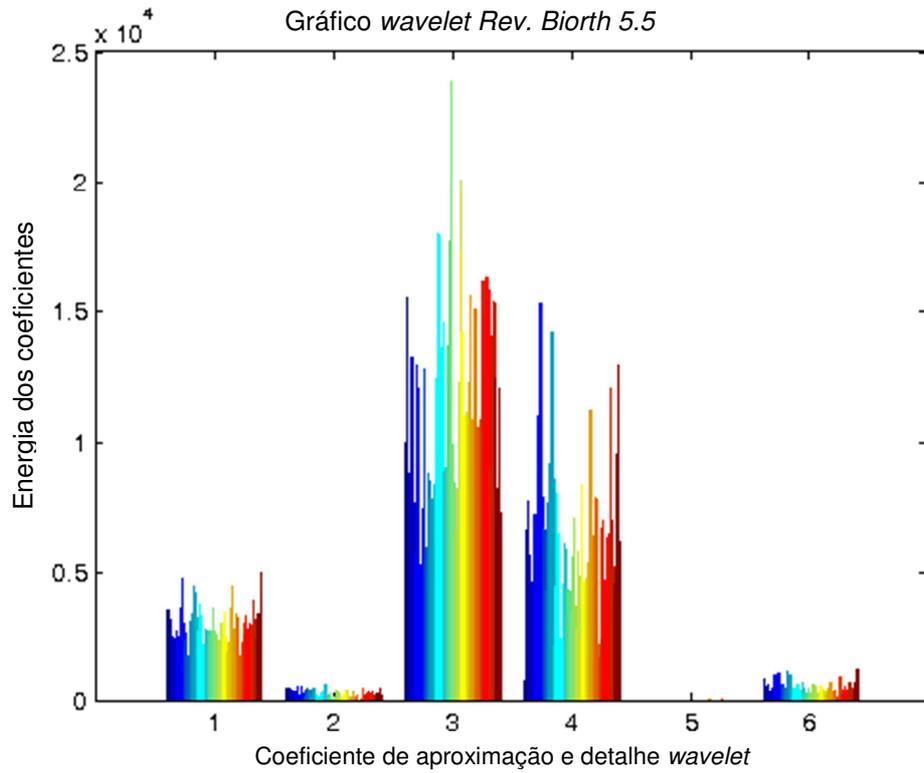
Fonte: Autor.

Figura 48: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal* 4.4.



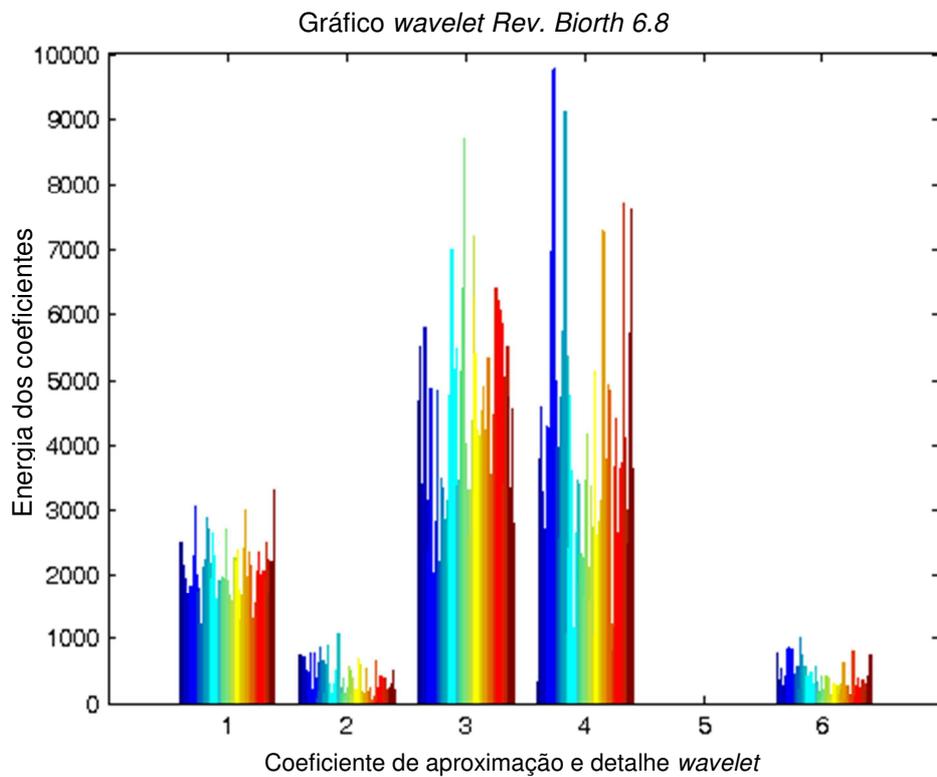
Fonte: Autor.

Figura 49: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal* 5.5.



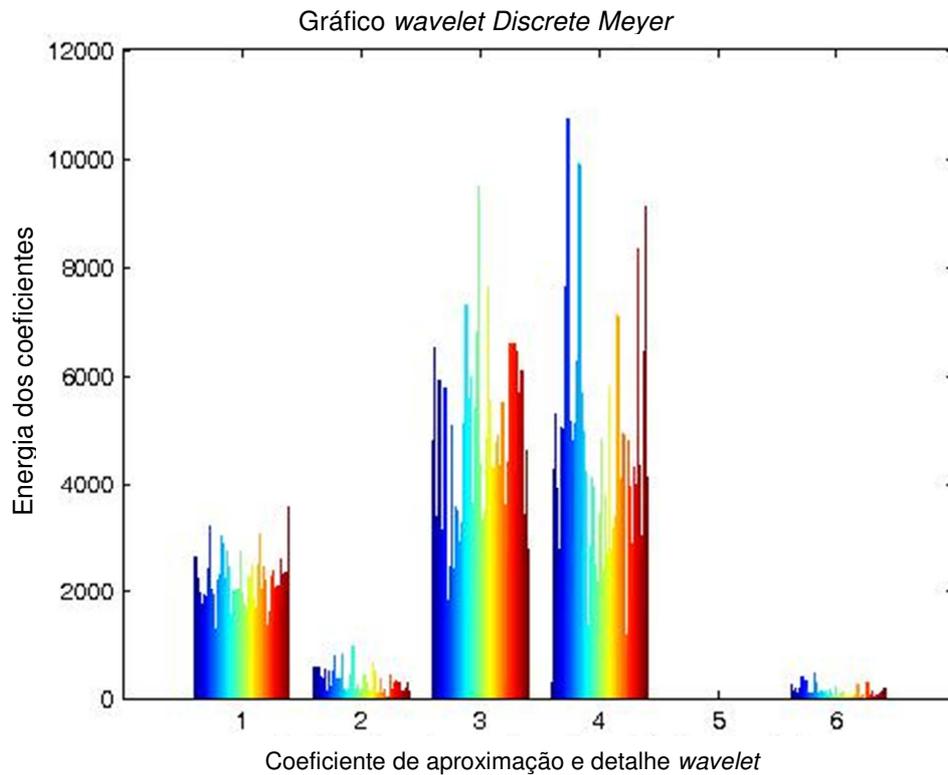
Fonte: Autor.

Figura 50: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Reverse Biorthogonal* 6.8.



Fonte: Autor.

Figura 51: Energia dos coeficientes da TWP para Família *Discrete Meyer*.



Fonte: Autor.

Conforme observado nos gráficos gerados da energia dos coeficientes *wavelet*, percebe-se certa similaridade na assinatura que representa as funções *wavelet* *Symlet*, *Coiflet*, *Discret Meyer*, *Haar* e *Daubechies* nas várias escalas apresentadas, não denotando com isso nenhum atributo que diferencie o sinal sonoro adquirido nos ensaios de EA, ou seja, para a RNA proposta não deverá haver diferença significativa de desempenho caso seja utilizada uma destas famílias. No caso das funções *Biorthogonal* e *Reverse Biorthogonal*, algumas escalas mostraram diferença de concentração de energias entre os coeficientes *wavelet* calculados e mudanças no padrão gráfico. O cálculo da TWC, conforme visualizado nas tabelas abaixo, mostra as famílias *wavelet* que melhor se correlacionam com o sinal sonoro em estudo, considerando 50 escalas e a média dos valores obtidos na matriz de 9312 linhas (elementos do RA) por 50 colunas (escalonamentos realizados pela *wavelet*).

Valores da TWC para cada família wavelet *Daubechies*.

Família wavelet	Coef. C (TWC)	Família wavelet	Coef. C (TWC)	Família wavelet	Coef. C (TWC)
Db1	0,2355	Db15	0,1976	Db29	0,1949
Db2	0,2232	Db16	0,1972	Db30	0,1949
Db3	0,2141	Db17	0,1971	Db31	0,1949
Db4	0,2091	Db18	0,1969	Db32	0,1947
Db5	0,2062	Db19	0,1966	Db33	0,1945
Db6	0,2041	Db20	0,1963	Db34	0,1945
Db7	0,2026	Db21	0,1962	Db35	0,1945
Db8	0,2016	Db22	0,1960	Db36	0,1945
Db9	0,2010	Db23	0,1959	Db37	0,1943
Db10	0,2002	Db24	0,1956	Db38	0,1942
Db11	0,1994	Db25	0,1955	Db39	0,1942
Db12	0,1989	Db26	0,1954	Db40	0,1943
Db13	0,1986	Db27	0,1953	Db41	0,1942
Db14	0,1981	Db28	0,1951	Db42	0,1942

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

Valores da TWC para cada família wavelet *Coiflet, Symlet e Discrete Meyer*.

Família wavelet	Coef. C (TWC)	Família wavelet	Coef. C (TWC)	Família wavelet	Coef. C (TWC)
Coiflet 1	0,2226	Symlet 6	0,2044	Symlet 16	0,1994
Coiflet 2	0,2085	Symlet 7	0,2034	Symlet 17	0,1996
Coiflet 3	0,2039	Symlet 8	0,2023	Symlet 18	0,1990
Coiflet 4	0,2020	Symlet 9	0,2018	Symlet 19	0,1988
Coiflet 5	0,2008	Symlet 10	0,2011	Symlet 20	0,1987
Symlet 1	0,2355	Symlet 11	0,2011	Symlet 30	0,1978
Symlet 2	0,2232	Symlet 12	0,2004	Symlet 40	0,1972
Symlet 3	0,2141	Symlet 13	0,2002	Dmey	0,1975
Symlet 4	0,2092	Symlet 14	0,1998		
Symlet 5	0,2061	Symlet 15	0,1998		

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

Valores da TWC para cada família wavelet *Coiflet*, *Symlet* e *Discrete Meyer*.

Família wavelet	Coef. C (TWC)	Família wavelet	Coef. C (TWC)	Família wavelet	Coef. C (TWC)
Biorthogonal 1.1	0,2355	Biorthogonal 3.7	0,4119	Reverse Biorthogonal 2.6	0,1681
Biorthogonal 1.3	0,2210	Biorthogonal 3.9	0,3909	Reverse Biorthogonal 2.8	0,1685
Biorthogonal 1.5	0,2198	Biorthogonal 4.4	0,2170	Reverse Biorthogonal 3.1	0,1811
Biorthogonal 2.2	0,3778	Biorthogonal 5.5	0,1632	Reverse Biorthogonal 3.3	0,1633
Biorthogonal 2.4	0,3074	Biorthogonal 6.8	0,2169	Reverse Biorthogonal 3.5	0,1584
Biorthogonal 2.6	0,2872	Reverse Biorthogonal 1.1	0,2355	Reverse Biorthogonal 3.7	0,1564
Biorthogonal 2.8	0,2810	Reverse Biorthogonal 1.3	0,2431	Reverse Biorthogonal 3.9	0,1555
Biorthogonal 3.1	1,6097	Reverse Biorthogonal 1.5	0,2466	Reverse Biorthogonal 4.4	0,2106
Biorthogonal 3.3	0,6593	Reverse Biorthogonal 2.2	0,1700	Reverse Biorthogonal 5.5	0,2695
Biorthogonal 3.5	0,4715	Reverse Biorthogonal 2.4	0,1681	Reverse Biorthogonal 6.8	0,1933

Fonte: Tabela elaborada pelo autor.

Verifica-se que a família wavelet *Biorthogonal* possui os melhores valores da TWC.

SIMULAÇÕES FAMÍLIAS BIORTHOGONAL.

Segue abaixo as simulações em Matlab das energias calculadas pela TWP para a família *Biorthogonal*, considerando todos os sons captados nos ensaios de EA:

Figura 52: Energia dos coeficientes da TWP para família **wavelet Biorthogonal 3.1** em bdS1B.

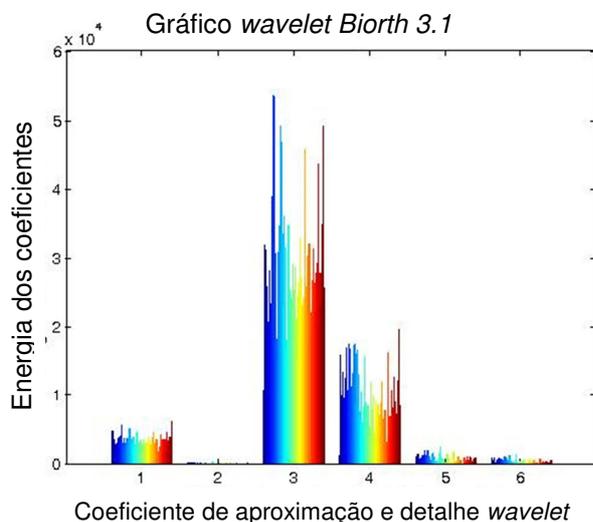
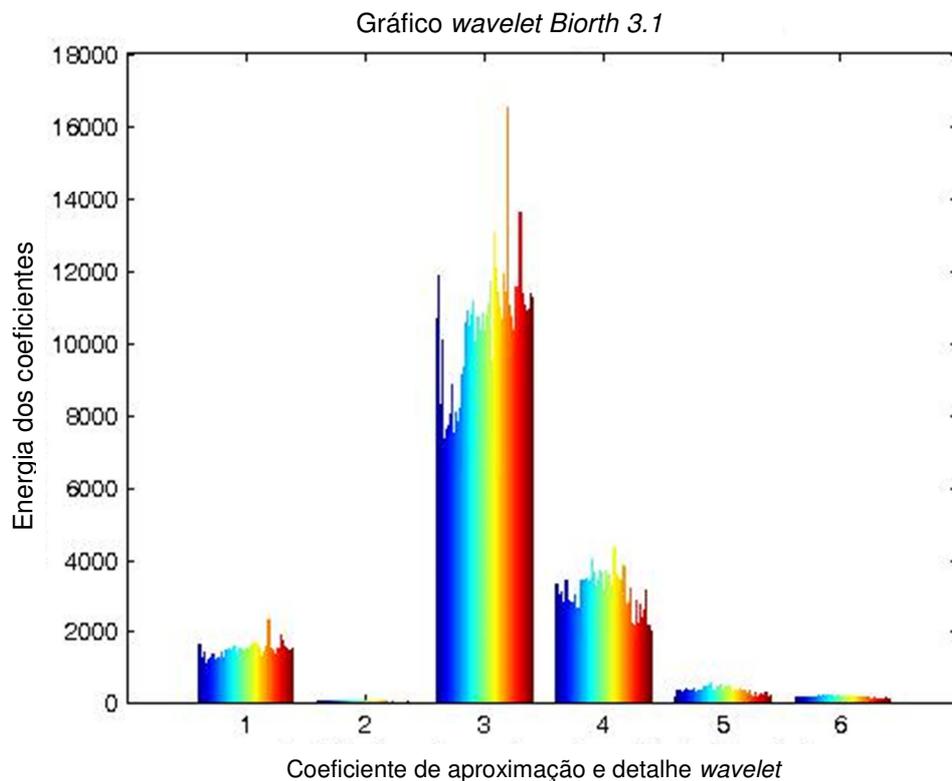
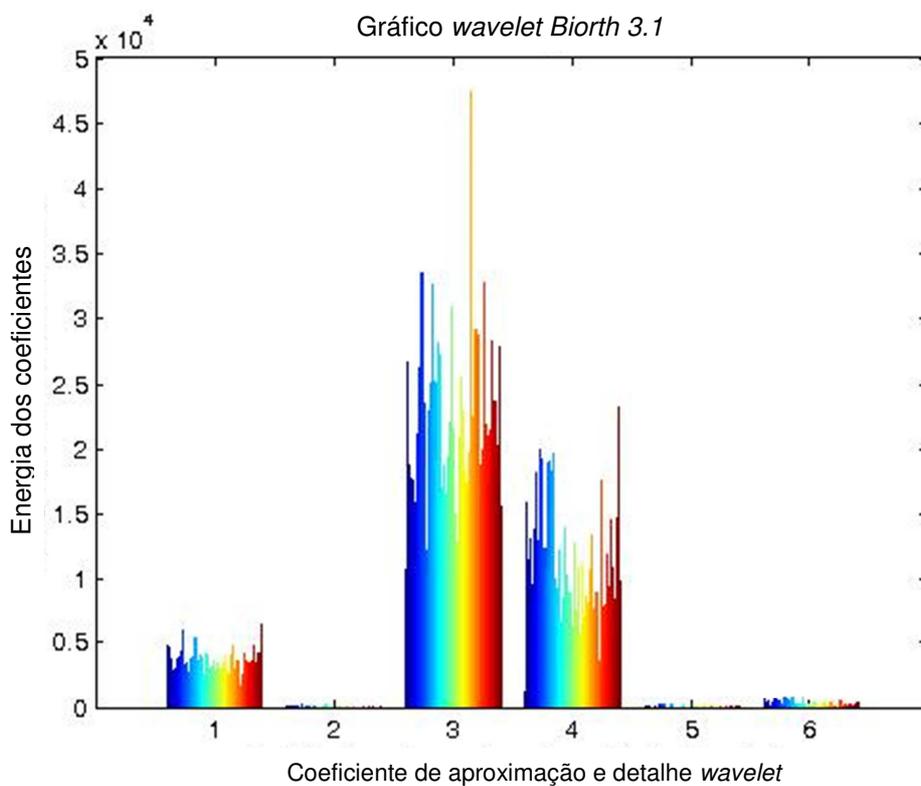


Figura 53: Energia dos coeficientes da TWP para família **wavelet Biorthogonal 3.1** em bdS1R.



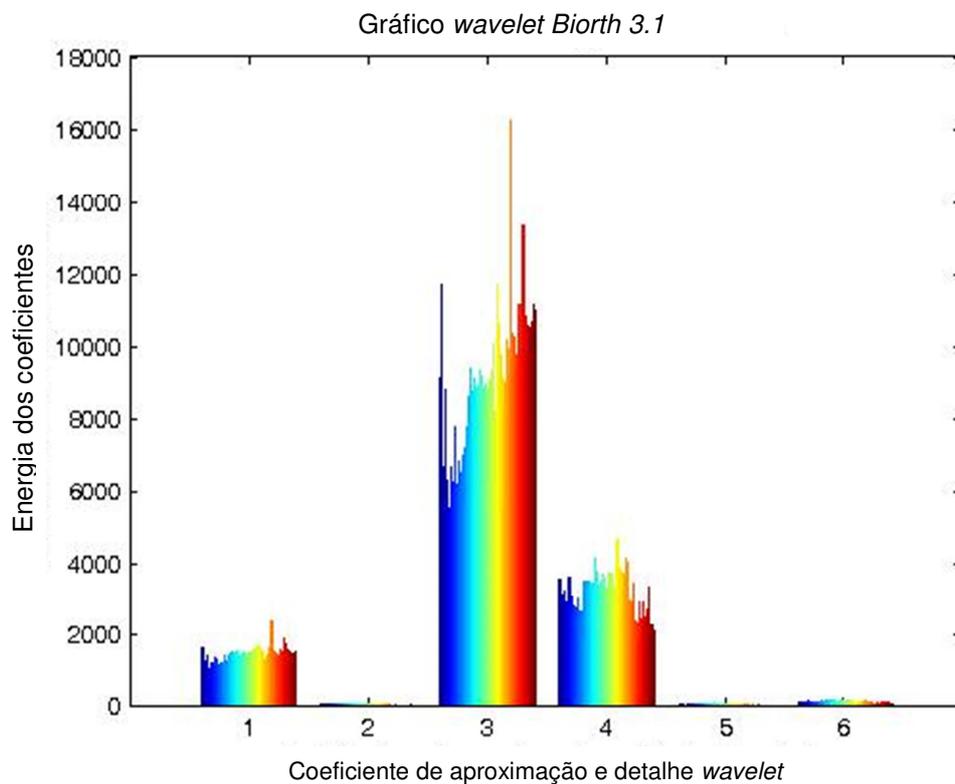
Fonte: Autor.

Figura 54: Energia dos coeficientes da TWP para família **wavelet Biorthogonal 3.1** em bdS2B.



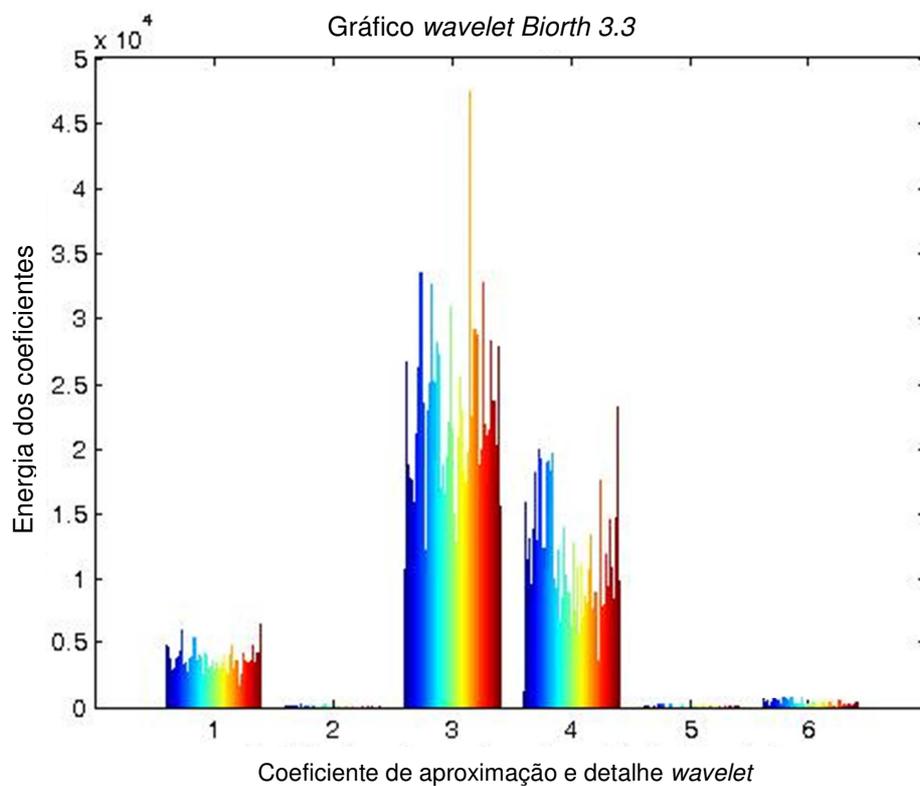
Fonte: Autor.

Figura 55: Energia dos coeficientes da TWP para família **wavelet Biorthogonal 3.1** em bdS2R.



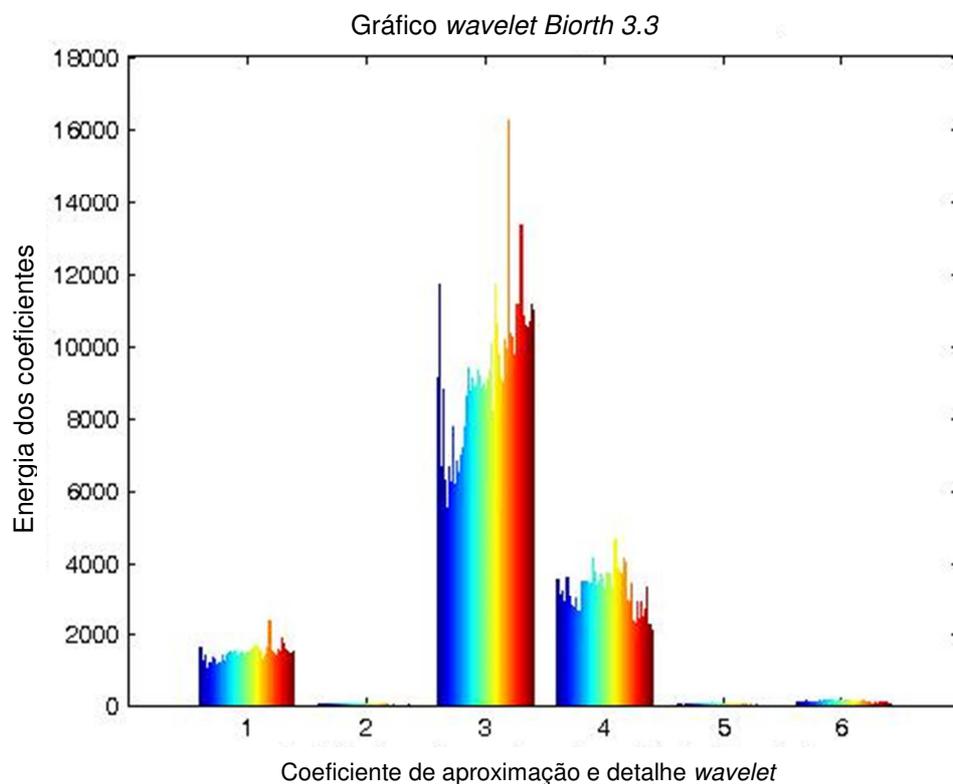
Fonte: Autor.

Figura 56: Energia dos coeficientes da TWP para família **wavelet Biorthogonal 3.3** em bdS1B.



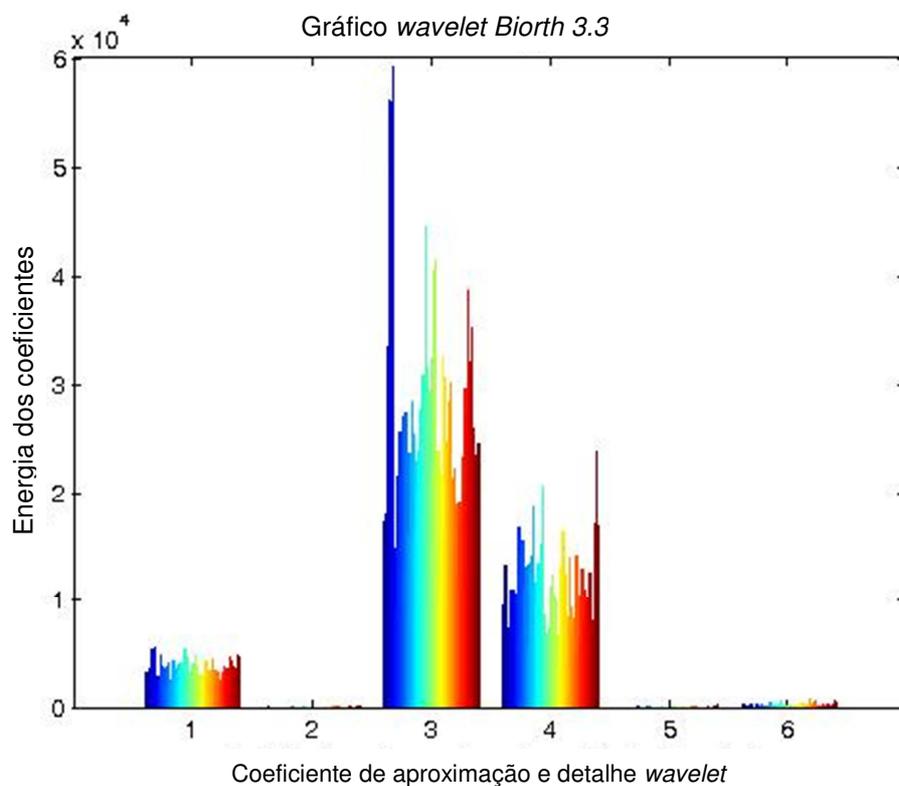
Fonte: Autor.

Figura 57: Energia dos coeficientes da TWP para família **wavelet Biorthogonal 3.3** em bdS1R.



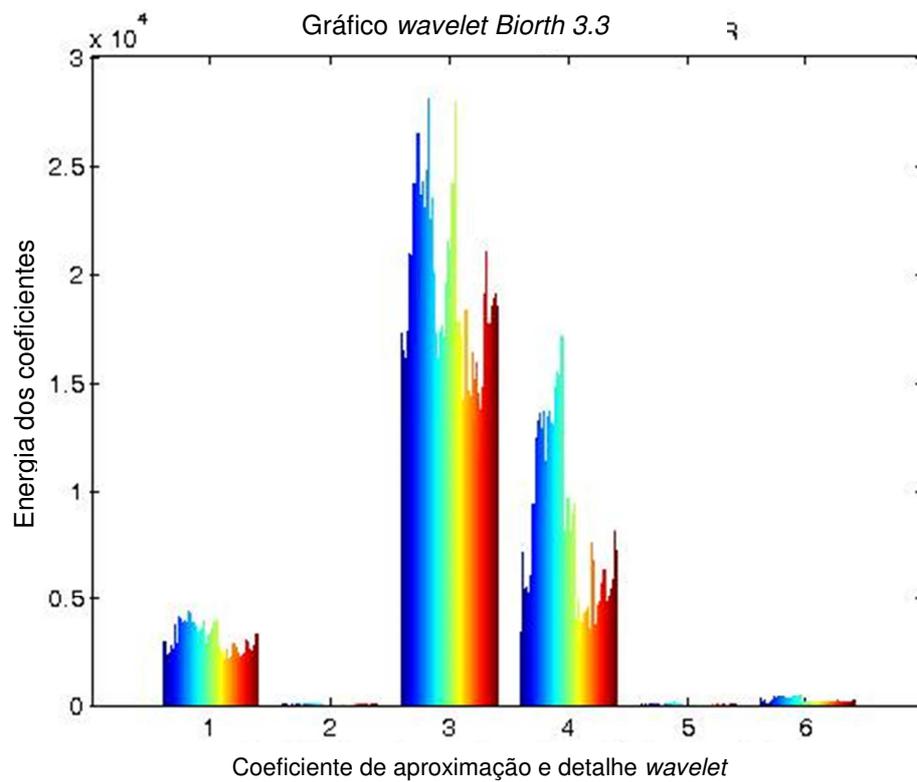
Fonte: Autor.

Figura 58: Energia dos coeficientes da TWP para família **wavelet Biorthogonal 3.3** em bdS2B.



Fonte: Autor.

Figura 59: Energia dos coeficientes da TWP para família **wavelet Biorthogonal 3.3** em bdS2R.



Fonte: Autor.

Podem-se verificar os altos valores de energia que são obtidos nesta família *wavelet*.