

CENTRO UNIVERSITÁRIO DA FEI

SUZENE FAUSTO DE OLIVEIRA

**UTILIZAÇÃO DE *WAVELETS* PARA IDENTIFICAÇÃO DO RUÍDO IMPULSIVO NA
FAIXA DE FREQUÊNCIA DE RETORNO EM REDES HFC.**

São Bernardo do Campo
2014

SUZENE FAUSTO DE OLIVEIRA

**UTILIZAÇÃO DE *WAVELETS* PARA IDENTIFICAÇÃO DO RUÍDO IMPULSIVO NA
FAIXA DE FREQUÊNCIA DE RETORNO EM REDES HFC.**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Centro
Universitário da FEI para a obtenção do título de
Mestre em Engenharia Elétrica, orientado pelo
Prof. Dr. Aldo Artur Belardi

São Bernardo do Campo
2014

Oliveira, Suzene Fausto de.

Utilização de wavelets para identificação do ruído impulsivo na faixa de frequência de retorno em redes HFC/ Suzene Fausto de Oliveira. São Bernardo do Campo, 2014.

117 f. : il.

Dissertação - Centro Universitário da FEI.

Orientador: Prof. Aldo Artur Belardi.

1. Redes HFC. 2. Ruído impulsivo. 3. Wavelets. I. Belardi, Aldo Artur, orient. II. Título.

CDU 621.3.04



Centro Universitário da **FEI**

APRESENTAÇÃO DE DISSERTAÇÃO ATA DA BANCA JULGADORA

PGE-10

Programa de Mestrado de Engenharia Elétrica

Aluno: Suzene Fausto de Oliveira

Matrícula: 112117-7

Título do Trabalho: Utilização de Wavelets para identificação do ruído impulsivo na faixa de frequência de retorno em redes HFC.

Área de Concentração: Processamento de Sinais

Orientador: Prof. Dr. Aldo Artur Belardi

Data da realização da defesa: 27/02/2014

ORIGINAL ASSINADA

A Banca Julgadora abaixo-assinada atribuiu ao aluno o seguinte:

APROVADO

REPROVADO

São Bernardo do Campo, 27 de Fevereiro de 2014.

MEMBROS DA BANCA JULGADORA

Prof. Dr. Aldo Artur Belardi

Ass.: _____

Prof. Dr. Ivandro Sanches

Ass.: _____

Prof. Dr. Carlos Antonio França Sartori

Ass.: _____

VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO

**ENDOSSO DO ORIENTADOR APÓS A INCLUSÃO DAS
RECOMENDAÇÕES DA BANCA EXAMINADORA**

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

Prof. Dr. Carlos Eduardo Thomaz

Para Marcelo e Stéfano.

AGRADECIMENTOS

Ao Marcelo Costa e Stéfano Costa, pelo amor, carinho, apoio constante, estímulo, e compreensão.

Aos meus familiares, amigos e colegas que me impulsionaram com muitas ondas positivas em todos os momentos.

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Aldo Artur Belardi, pela confiança no meu trabalho.

Ao Prof. Dr. Ivandro Sanches, Prof. Dr. Carlos Eduardo Thomaz e Prof. Me. Marcelo Parada, do Centro Universitário da FEI que me auxiliaram com ricas contribuições teóricas e metodológicas para execução deste trabalho.

Ao Prof. Dr. Hélio Magalhães de Oliveira (UFPE - Universidade Federal do Pernambuco), Prof. Dr. Geraldo da Silva Gomes (UNITINS - Universidade do Tocantins) e Prof. Me. André Luiz Perin (Universidade Metodista) pela atenção e auxílio na realização deste trabalho.

A Coordenação e Secretaria de Pós-Graduação Stricto Senso, em especial aos amigos Adriana, Márcia e Ricardo pelas orientações, atenção e paciência durante a execução deste trabalho.

Ao CLE (Centro de Laboratórios da Elétrica) do Centro Universitário da FEI, em especial ao Acácio Nunes, pelo empréstimo do analisador de espectro e a atenção dispensada.

Ao Centro Universitário da FEI, em especial ao Programa de Pós-Graduação, pela oportunidade de realização do curso e por oferecer toda a infraestrutura necessária para a realização deste trabalho.

À CAPES, pelo apoio financeiro indispensável para a realização deste trabalho.

À todas as pessoas que contribuíram direta ou indiretamente para realização deste trabalho.

“O maior inimigo do conhecimento não é a ignorância, mas a ilusão do conhecimento.”

Stephen Hawking

RESUMO

As redes *Hybrid Fiber-Coaxial* (HFC) de televisão via cabo (CATV) se consolidaram como uma importante infra-estrutura para disponibilizar conteúdos interativos e acessos em banda larga à rede mundial de computadores, Internet. As redes HFC são cada vez mais exigidas nos aspectos de qualidade e capacidade de transporte de sinais digitais devido à disponibilidade de banda de transmissão e capilaridade em sua área de cobertura e deixam de ser apenas redes que servem canais de televisão (TV) e, nesta rede existem ruídos que interferem nos serviços disponibilizados pela operadora. O ruído impulsivo na faixa de frequência de retorno, *upstream*, é um dos principais problemas enfrentados pelas operadoras. Este ruído interfere nas portadoras dos *Cable Modems* (CM), ocasionando perdas das informações transmitidas e até mesmo a indisponibilidade dos serviços. A partir desta constatação o presente trabalho visa desenvolver uma metodologia para a utilização de *Wavelets* na identificação de ruídos impulsivos na faixa de frequência de retorno na rede HFC, por meio da análise dos coeficientes da Transformada *Wavelet* e um comparativo com o método da análise da energia do espectro. Os resultados obtidos foram satisfatórios pois foi possível a identificação do ruído impulsivo em todas as amostras em um tempo computacional baixo.

Palavras-chaves: Redes HFC. Ruído Impulsivo. *Wavelets*.

ABSTRACT

The Hybrid Fiber-Coaxial (HFC) networks of Cable TV (CATV) operators have been consolidated as an important infrastructure to distribute interactive contents and high speed Internet access to subscribers. HFC networks are increasingly required in aspects of quality and ability to transport digital signals due to availability of transmission bandwidth and penetration in your coverage area, and are not merely networks serving television channels anymore. On that same network, there is the presence of noise that interfere with the services provided by the operator. The impulsive noise in the return path frequency range, upstream, is one of the main problems faced by CATV operators, this type of noises interferes with Cable Modems carriers causing loss of transmitted information or the unavailability of the services. Therefore, the present work aims to develop a methodology for using Wavelets in identification of impulsive noise in the frequency range of return path on the HFC network, through analysis of the coefficients of Wavelet Transform and a comparison with the method of analysis of the energy spectrum. The results were satisfactory as it was possible to identify the impulsive noise in all samples at a low computational time.

Keywords: HFC Networks. Impulsive Noise. Wavelets.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Divisão do uso de frequências em redes HFC	19
Figura 2 – Espectro do retorno com ingresso de rádio amador	20
Figura 3 – Espectro do retorno com problemas no amplificador	20
Figura 4 – Tubo de Raios Catódicos	28
Figura 5 – Disco de Nipkow	28
Figura 6 – Iconoscópio	29
Figura 7 – John Logie Baird	30
Figura 8 – Personagem O Gato Félix	31
Figura 9 – Assis Chateaubriand	32
Figura 10 – Pré Estréia da TV no Brasil	33
Figura 11 – TV Tupi	33
Figura 12 – Assis Chateaubriand TV Tupi	34
Figura 13 – TV Tupi	35
Figura 14 – Aurora 1953	35
Figura 15 – A CATV nos anos 40 - Séc.XX	36
Figura 16 – Empresas CATV anos 40 - Séc.XX	36
Figura 17 – Topologia de rede puramente coaxial	37
Figura 18 – Topologia de rede HFC	38
Figura 19 – Chassi Óptico	39
Figura 20 – Receptor Óptico	39
Figura 21 – <i>Headend</i>	40
Figura 22 – <i>Node</i> Óptico	41
Figura 23 – Portadora Analógica	42
Figura 24 – Portadora Digital	43
Figura 25 – Poste de HFC no Pará	44
Figura 26 – Esboço da <i>Wavelet</i> de Haar	48
Figura 27 – <i>Wavelet</i> de Haar	49
Figura 28 – Oito níveis da <i>Wavelet</i> de Haar	49
Figura 29 – <i>Wavelet</i> “Chapéu Mexicano”	50
Figura 30 – <i>Wavelets</i> Densidade Gaussiana	51
Figura 31 – <i>Wavelet</i> de Morlet	52
Figura 32 – <i>Wavelet</i> Complexa de Morlet	53
Figura 33 – <i>Wavelet</i> Complexa de Shannon	54
Figura 34 – <i>Wavelet</i> de Meyer	55
Figura 35 – <i>Wavelets</i> de Daubechies	56
Figura 36 – <i>Wavelets</i> Symmlets	56
Figura 37 – <i>Wavelets</i> Coiflets	57

Figura 38 – <i>Wavelet B-Spline</i>	58
Figura 39 – <i>Wavelet “deOliveira”</i>	59
Figura 40 – Módulo da <i>Wavelet “deOliveira”</i>	60
Figura 41 – <i>Wavelet “deOliveira”</i> parte real	60
Figura 42 – <i>Wavelet “deOliveira”</i> parte imaginária	61
Figura 43 – Amostra coletada na operadora 1	63
Figura 44 – Amostra coletada na operadora 2	64
Figura 45 – Coleta das Amostras 1	65
Figura 46 – Coleta das Amostras 2	66
Figura 47 – Coleta das Amostras 3	67
Figura 48 – Portadora 16QAM	70
Figura 49 – Piso de Ruído	71
Figura 50 – Ruído Impulsivo	73
Figura 51 – Modelo Final	73
Figura 52 – Representação em blocos de parte do <i>headend</i>	74
Figura 53 – Pré-tratamento	75
Figura 54 – Aplicação do Banco de Filtros	76
Figura 55 – Amostra primária segmentada	77
Figura 56 – Cálculo da energia Direto	78
Figura 57 – Bancos de filtros da Transformada Discreta de <i>Wavelet</i>	79
Figura 58 – Aplicação da Transformada Discreta <i>Wavelet</i>	79
Figura 59 – Cálculo da Energia dos Coeficientes <i>Wavelets</i>	81
Figura 60 – Análise por meio do Escalograma	83
Figura 61 – Espectro da amostra modelada	84
Figura 62 – Amostra primária	85
Figura 63 – Amostra primária	85
Figura 64 – Energia Direto	86
Figura 65 – Aplicação do Limiar	87
Figura 66 – Resultado final método 1	87
Figura 67 – Tempos consumidos pelo método 1	89
Figura 68 – Energia dos Coeficientes de Aproximação da Amostra 1	90
Figura 69 – Energia dos Coeficientes de Detalhes da Amostra 1	91
Figura 70 – Energia média da Amostra 1	92
Figura 71 – Energia média subtraída do valor de limiar da Amostra 1	93
Figura 72 – Resultado final do processo da Amostra 1	93
Figura 73 – Tempos consumidos pelo método 2	95
Figura 74 – Densidade da potência espectral - amostra 1	96
Figura 75 – Escala x frequência - Gauss2	97
Figura 76 – Escalograma - Gauss2	98

Figura 77 – Escala x frequência - Gauss4	98
Figura 78 – Escalograma - Gauss4	99
Figura 79 – Escala x frequência Gauss4 - Detalhe resultado	100
Figura 80 – Tempos consumidos pelo método 2	101
Figura 81 – Comparativo entre os 3 métodos	102
Figura 82 – Comparativo do tempo médio utilizado pelos 3 métodos	103
Figura 83 – Espectro da amostra 2	110
Figura 84 – Amostra 2 sem a portadora 16QAM	110
Figura 85 – Amostra 2 segmentada	111
Figura 86 – Amostra 2 - Aproximação	111
Figura 87 – Amostra 2 - Detalhes	112
Figura 88 – Amostra 2 - Coeficientes somados	112
Figura 89 – Amostra 2 após limiar	113
Figura 90 – Amostra 2 - Resultado	113
Figura 91 – Espectro da amostra 3	114
Figura 92 – Amostra 3 sem a portadora 16QAM	114
Figura 93 – Amostra 3 segmentada	115
Figura 94 – Amostra 3 - Aproximação	115
Figura 95 – Amostra 3 - Detalhes	116
Figura 96 – Amostra 3 - Coeficientes somados	116
Figura 97 – Amostra 3 após limiar	117
Figura 98 – Amostra 3 - Resultado	117
Figura 99 – Escala x frequência - MexH	118
Figura 100 – Escalograma - MexH	118
Figura 101 – Escala x frequência - Symmlet 2	119
Figura 102 – Escalograma - Symmlet 2	119

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AMR	Análise Multi Resolução
BBC	<i>British Broadcasting Corporation</i>
CATV	<i>Cable TV</i> ou Televisão à cabo
CM	<i>Cable Modem</i>
CWT	<i>Continuous Wavelet Transform</i> ou Transformada <i>Wavelet</i> Contínua
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i> ou Transformada <i>Wavelet</i> Discreta
ECG	Eletrocardiograma
FBI	<i>Federal Bureau of Investigation</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i> ou Transformada Rápida de Fourier
FIR	<i>Finite Impulse Response</i>
GE	<i>General Electric</i>
GTER	Grupo de Trabalho de Engenharia e Operações de Redes
HDTV	<i>High Definition Television</i>
HFC	<i>Hybrid Fiber-Coaxial</i>
IP	<i>Internet Protocol</i>
JPEG	<i>Joint Photographic Experts Group</i>
MPEG	<i>Moving Picture Experts Group</i>
NBC	<i>National Broadcasting Company</i>
NOC	<i>Network Operation Center</i>
OSI	<i>Open Systems Interconnection</i>
PLC	<i>Power Line Communication</i>
QAM	<i>Quadrature Amplitude Modulation</i>
RCA	<i>Radio Corporation of America</i>
RF	Radio Frequência
SAW	<i>Superficial Acoustic Wave</i>

SDV	<i>Switched Digital Video</i>
TCP	<i>Transmission Control Protocol</i>
TF	Transformada de Fourier
TV	Televisão
TW	Transformada <i>Wavelet</i>
UDT	<i>User Data Protocol</i>
VoD	<i>Video on Demand</i>
VOIP	<i>Voice Over IP</i>
WP	<i>Wavelets Pack</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

a	Variável de escala
b	variável de translação
$f(t)$	Sinal no domínio do tempo
$F(w)$	Espectro de um sinal $f(t)$
n	Nível das <i>Wavelets</i>
Q	Função de Daubechies
$S^{(deO)}(w)$	Pulso formatador da <i>Wavelet</i> deOliveira
α	Fator de rolamento da <i>Wavelet</i> deOliveira
$\phi(t)$	Função de escala
$\Phi(w)$	Espectro de uma função de escala
$\psi(t)$	<i>Wavelet</i> -mãe
$\psi_{a,b}(t)$	<i>Wavelet</i> -filha
$\psi_a(t)$	Função <i>Wavelet</i> de escalonamento
$\psi_b(t)$	Função <i>Wavelet</i> de deslocamento
$\psi^{(H)}(t)$	<i>Wavelet</i> de Haar
$\psi^{(MHat)}(t)$	<i>Wavelet</i> Sombrero ou Chapéu Mexicano
$\psi^{(fdG)}(t)$	<i>Wavelet</i> Função Densidade Gaussiana
$\psi^{(Mor)}(t)$	<i>Wavelet</i> de Morlet
$\psi^{(Sha)}(t)$	<i>Wavelet</i> de Shannon
$\psi^{(D)}(t)$	<i>Wavelet</i> de Daubechies
$\psi^{(deO)}(t)$	<i>Wavelet</i> deOliveira
$\psi^{(deO)}(w)$	Espectro de uma <i>Wavelet</i> deOliveira
Ψ	Transformada <i>Wavelet</i> Contínua
$\Psi_{a,b}(t)$	Função <i>Wavelet</i> Base
$\Psi(w)$	Espectro de uma <i>Wavelet</i> $\psi(t)$

$\Psi_{a,b}(w)$	Espectro da <i>Wavelet</i> filha
$\Psi^{(deO)}(w)$	<i>Wavelet</i> Complexa deOliveira
Σ	Somatória
Π	Produtória
$\Pi(t)$	Função Porta Normalizada
$(\downarrow 2)$	<i>downsampling</i> de fator 2 ou Dizimação por 2

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	18
1.1	Apresentação do problema	18
1.2	Justificativas do trabalho	21
1.3	Objetivos	21
1.4	Estrutura do trabalho	21
2	FUNDAMENTOS TEÓRICOS	22
2.1	Revisão literária	22
2.2	História da TV	27
2.3	Cable TV (CATV)	36
2.3.1	Redes <i>Hybrid Fiber-Coaxial</i> (HFC)	37
2.4	Wavelets	45
2.4.1	Definição	46
2.4.2	<i>Wavelets</i> Contínuas	47
2.4.2.1	<i>Wavelet</i> de Haar	48
2.4.2.2	<i>Wavelet</i> Sombrero ou “Chapéu Mexicano”	50
2.4.2.3	<i>Wavelet</i> Densidade Gaussiana	50
2.4.2.4	<i>Wavelet</i> de Morlet	51
2.4.2.5	<i>Wavelet</i> de Shannon	53
2.4.2.6	<i>Wavelet</i> de Meyer	54
2.4.2.7	<i>Wavelet</i> de Daubechies	55
2.4.2.8	<i>Wavelet</i> Symmlets	56
2.4.2.9	<i>Wavelets</i> Coiflets	57
2.4.2.10	<i>Wavelet</i> B-Splines	57
2.4.2.11	<i>Wavelet</i> “deOliveira”	58
2.4.3	<i>Wavelets</i> Discretas	61
3	METODOLOGIA	63
3.1	Materiais utilizados	63
3.2	Modelamento Computacional da Amostra	68
3.2.1	Modelamento da Portadora QAM	68
3.2.2	Modelamento do Piso de Ruído	71
3.2.3	Modelamento dos Ruídos Impulsivos	72
3.2.4	Modelo Final	73
3.3	Pré-tratamento	74
3.4	Banco de filtros digitais	75
3.5	Primeiro método - Cálculo de energia Direto	77

3.6	Segundo método - Cálculo de energia dos coeficientes <i>Wavelets</i>	78
3.7	Terceiro método - Análise por meio do escalograma	81
4	RESULTADOS	84
4.1	Pré-tratamento	84
4.2	Banco de filtros digitais	85
4.3	Primeiro método - Cálculo de energia Direto	86
4.4	Segundo método - Cálculo de energia dos coeficientes <i>Wavelets</i>	89
4.5	Terceiro método - Análise por meio do escalograma	95
4.6	Comparativo entre os 3 métodos	101
5	CONCLUSÕES	104
	Referências	106
	APÊNDICE A – AMOSTRAS	110

1 INTRODUÇÃO

Atualmente grande é a dependência das pessoas à Internet, visto que “estar conectado” atinge domínios da recreação, entretenimento, educação e das atividades profissionais. Um indicador dessa dependência pode ser percebido em grande parte dos processos fiscais e corporativos que são realizados em tempo real por meio da Internet.

Para se “estar conectado” à Internet é necessário um serviço de acesso à rede. Existem diversas tecnologias que proveem este serviço de acesso. Uma das tecnologias existentes atualmente é o acesso através de redes HFC operadas pelas empresas de CATV. Tais redes possuem alta capilaridade ou inserção atingindo residências e comércios em larga distância em sua área instalada.

As operadoras de CATV, por meio da rede HFC, oferecem serviços e produtos aos seus clientes, como acesso à Internet em alta velocidade através do protocolo *Transmission Control Protocol/Internet Protocol* (TCP/IP), TV digital, telefonia IP, vídeo por demanda ou *Video on Demand* (VoD) e *Switched Digital Video* (SDV).

1.1 Apresentação do problema

Nas redes HFC existem ruídos de diversas naturezas que atrapalham os serviços oferecidos pela operadora de CATV e o ruído impulsivo na faixa de frequência de retorno, *upstream*, é um dos principais problemas enfrentados pelas operadoras, este ruído interfere nas portadoras dos *Cable Modems* (CM), ocasionando perdas das informações transmitidas e até mesmo a indisponibilidade dos serviços.

O ruído impulsivo consiste em picos de sinais de amplitude geralmente elevada que ingressam em todo o espectro do canal de retorno e provoca aumentos momentâneos muito fortes no nível de entrada (sinal-ruído) nos amplificadores e no laser que faz a conversão eletro-óptica de retorno. São caracterizados inicialmente por possuírem um comportamento no tempo semelhante ao de uma onda senoidal, com valores de pico decaindo exponencialmente, com duração de poucos segundos e tempo entre as ocorrências podendo variar desde 100 μ s até vários minutos. As frequências fundamentais desse comportamento senoidal são chamadas de pseudo-frequências, sendo que em um evento pode haver uma ou mais pseudofrequências, as quais são estimadas através da *Fast Fourier Transform* (FFT) (DEGARDIN et al., 2002).

Este tipo de ruído tem sua origem em várias fontes, tais como, descargas em redes de distribuição elétrica, por vezes localizadas nos mesmos postes condutores do cabo da rede CATV, descargas entre contatos de conectores oxidados e até mesmo aparelhos eletrodomésticos.

A divisão do espectro ou *mid-split* é mostrada na figura 1. Essa área é muito suscetível a ruídos, pois é uma região de baixa frequência onde existem diversas fontes emissoras no ambiente, como por exemplo, aparelho de microondas, chuveiro elétrico, reator de lâmpada fluorescente, entre outros.

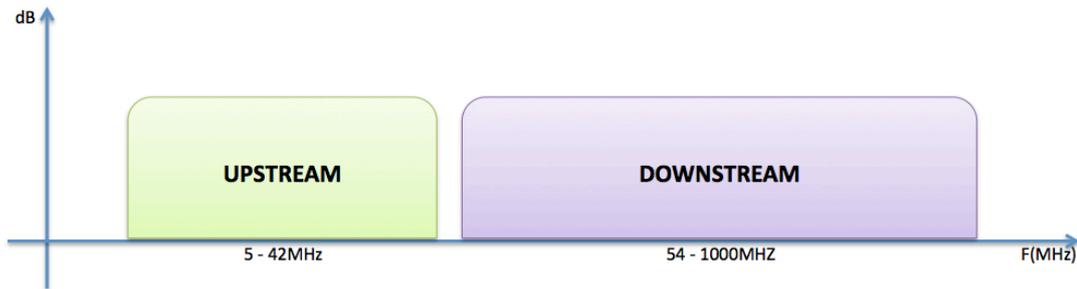


Figura 1 – Divisão do uso de frequências em redes HFC

Fonte: Autora

Outros tipos de ruídos, além do impulsivo, também podem ingressar na faixa de frequência de retorno da rede HFC, tais como ondas curtas, portadoras transmitidas por rádio amador ou até mesmo problemas com equipamentos na própria rede HFC.

Na figura 2, ítem A, é demonstrada a portadora transmitida pelo rádio amador e no ítem B um alto piso de ruído. A figura 3 apresenta um problema com o amplificador da rede HFC, que neste caso, foi um conector mal instalado. As imagens apresentadas nestas duas figuras são capturas de telas de um analisador de espectro e foram apresentadas por Carlos Berto e Marcelo Costa no 12^o Congresso do Grupo de Trabalho de Engenharia e Operações de Redes (GTER) em 2001 (BERTO; COSTA, 2001, São Paulo).

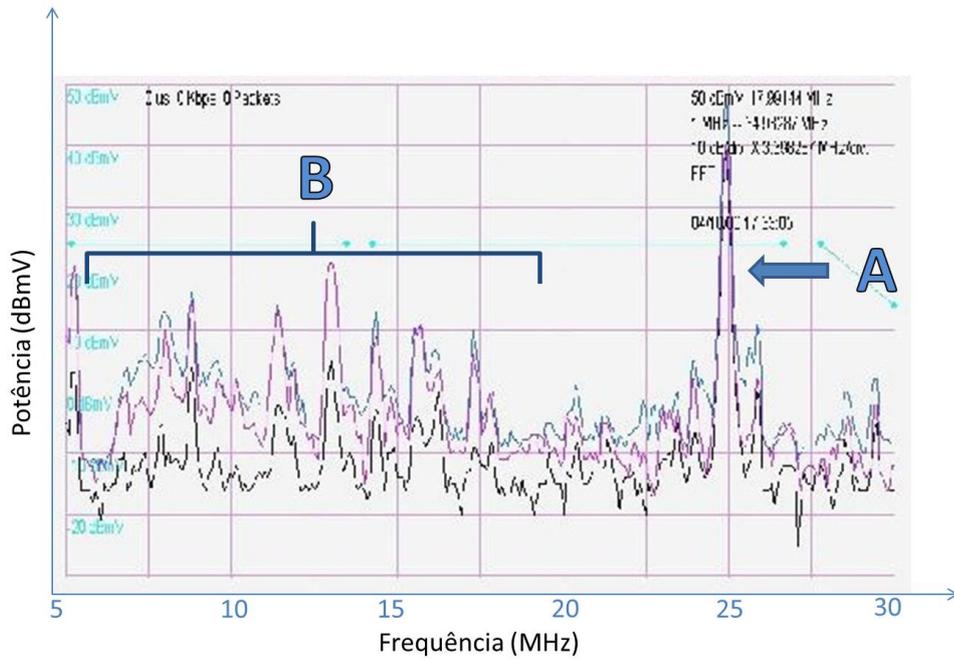


Figura 2 – Espectro do retorno com ingresso de rádio amador
 Fonte: (BERTO; COSTA, 2001,São Paulo)

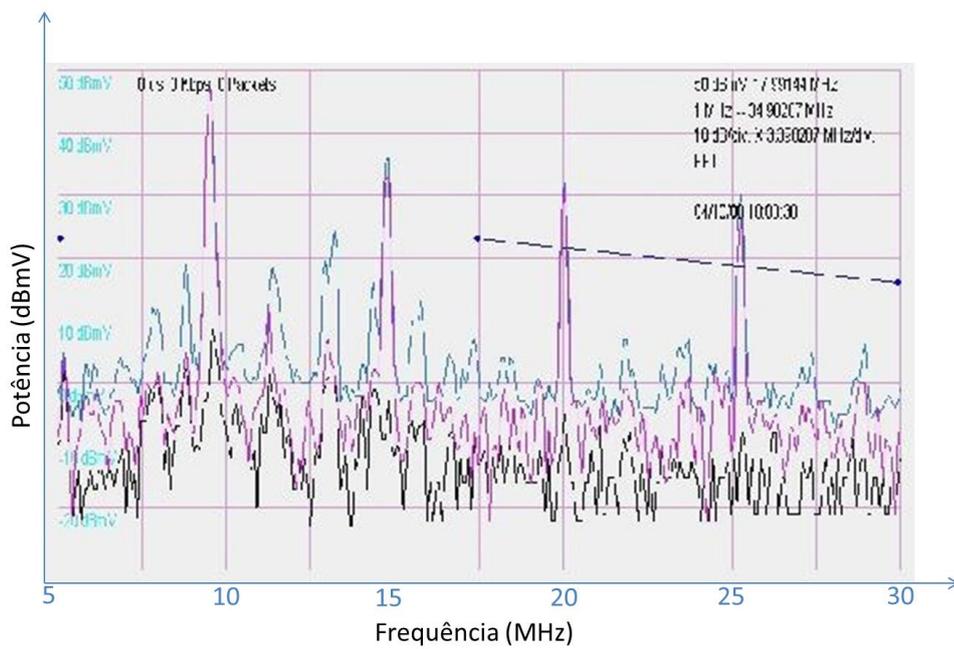


Figura 3 – Espectro do retorno com problemas no amplificador
 Fonte: (BERTO; COSTA, 2001,São Paulo)

1.2 Justificativas do trabalho

A alta disponibilidade de redes HFC é uma preocupação constante dos engenheiros e analistas de um *Network Operation Center* (NOC) da operadora CATV. O NOC é responsável em monitorar e gerir as células da rede HFC para que a qualidade do serviços inseridos nesta rede não seja inferior à meta acertada.

A obtenção do melhor desempenho da infra-estrutura existente é muito importante para disponibilizar o maior conteúdo de programação e um maior número de serviços. Consequentemente será possível disponibilizar uma maior interatividade aos seus clientes, com o melhor aproveitamento possível do espectro de frequência.

É evidente a importância da prévia análise dos parâmetros de qualidade da planta instalada, para possibilitar o correto dimensionamento e as melhorias necessárias.

A monitoração da qualidade dos serviços pode ser realizada de diversas maneiras, desde a contagem de pacotes IP não entregues ao equipamento destino quanto análise do espectro de Rádio Frequência (RF).

A análise do espectro de RF é muito importante pois permite verificar todos os serviços inseridos na rede, inclusive os que não possuem um protocolo. Vídeo analógico, por exemplo, não possui a mesma interatividade que o TCP/IP e, por isto, sua análise é feita somente na tomada de RF do assinante. Outros serviços, também, não possuem canais de retorno de informação impossibilitando que seja implementado um sistema de consulta, ao terminal do assinante, da qualidade do serviço prestado.

O fator negativo na monitoração do espectro de RF é o grande número de informações que necessitam ser armazenadas para sua análise, o que demanda altos custos de investimentos na infra-estrutura de armazenamento ou *storage*.

1.3 Objetivos

O objetivo deste trabalho é utilizar as *wavelets*, como ferramenta de análise, para identificar o ruído impulsivo no conteúdo de uma amostra do espectro de retorno em redes HFC e, ao mesmo tempo, para redução da quantidade de informação armazenada necessária para análise.

1.4 Estrutura do trabalho

Este trabalho está dividido em 5 capítulos. No capítulo 1 encontram delineados os detalhes da investigação tais como a introdução, o problema, as justificativas do trabalho e os objetivos. O capítulo 2 apresenta a revisão literária, um breve relato da história dos primórdios da televisão no mundo e no Brasil, histórico da CATV, redes HFC e os fundamentos teóricos de *wavelets*. A metodologia com os modelos matemáticos e aplicações é apresentada no capítulo 3. O capítulo 4 tem os resultados obtidos na realização deste trabalho. As conclusões encontram-se no capítulo 5.

2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

2.1 Revisão literária

História da TV

Em (ROBIN; POULIN, 2000) os autores apresentam as primeiras bases da TV digital e iniciam com um breve histórico dos primórdios da TV analógica. Apresentam os fundamentos de vídeo e áudio para a TV digital, compressão e distribuição do sinal digital, utilização dos padrões de compressão de imagens *Joint Photographic Experts Group* (JPEG) e *Moving Picture Experts Group* (MPEG-1 e MPEG-2), a TV multimídia e o *High Definition Television* (HDTV).

(RIBEIRO; SACRAMENTO; ROXO, 2010) contam a história da TV no Brasil, as primeiras transmissões na década de 50, século XX, inauguração da primeira emissora de TV, a TV Tupi, a popularização da TV nos anos 60, século XX, com as novas emissoras, TV Excelsior, TV Globo e TV bandeirantes e comenta sobre o comportamento da sociedade perante o novo veículo de comunicação.

(ALENCAR, 2012) faz um histórico da TV no Brasil sob um olhar tecnológico, desde o início das transmissões das imagens até TV digital e em três dimensões. Nos fundamentos da TV digital são bem detalhados os padrões nacionais e internacionais de transmissão e codificação de vídeo e de canal. Para este trabalho, foi estudado o capítulo sobre a Teoria da Modulação, no qual é utilizado a Modulação em Quadratura, ou seja, *Quadrature Amplitude Modulation* (QAM) especificamente o 16QAM.

Redes HFC

(MILLER; THOMAS, 1976) mostra o estudo da comparação da eficiência relativa de um detector não linear e outro linear, em ruídos impulsivos modelado em um processo misto de ruído de distribuição gaussiana de pequena variância e outro ruído impulsivo de grande variância.

(MIDDLETON, 1979) apresenta um resumo técnico dos resultados dos principais modelos de ruídos desenvolvidos pelo autor e as implicações nas medições e no desempenho das predições.

Em (TSIHRINTZIS; NIKIAS, 1995) é realizado uma comparação do desempenho de receptores projetados para detectar sinais dentro de ruídos impulsivos, modelados com o processo de variância simétrica infinita α -stable.

(WOLTERS, 1996) faz um estudo do ruído no espectro de retorno em duas das maiores operadoras de CATV da Europa e mostra que ambas apresentam um ruído acumulado elevado. O autor conclui, também, que o ruído no espectro de retorno é dependente do tempo, ou seja, não está sempre presente, e que não é causado apenas pelos assinantes do serviço da operadora CATV.

(TANENBAUM, 1997) apresenta um estudo das redes de computadores, corporativas e pessoais, *Hardware* e *Software* de rede, explica em detalhes todos os protocolos de comu-

nicação envolvidos, onde utiliza o modelo de referência *Open Systems Interconnection* (OSI) para posicionar cada protocolo. Na camada de transporte o autor apresenta os dois protocolos de transporte da Internet, o *User Data Protocol* (UDP), protocolo orientado sem conexão e o *Transmission Control Protocol* (TCP), protocolo orientado à conexão.

O trabalho (DEGARDIN et al., 2002) mostra um estudo de ruídos impulsivos em redes *Power Line Communication* (PLC) onde o autor analisa os métodos de medições deste tipo de ruído e suas características estatísticas propondo um modelo de ruído utilizado para otimizar os métodos de transmissão neste modelo de rede de comunicação.

(JIARONG; YING; GUOJUN, 2009) faz uma análise da infraestrutura do serviço de *Video on Demand* (VoD) e das características do espectro das redes HFC onde conclui que existem diversos tipos de sinais nesta rede. O autor faz uma análise das diversas origens do ingresso de ruído na rede e aponta algumas recomendações de como evitá-los.

(ZHANG et al., 2010) referencia o trabalho (WOLTERS, 1996) onde faz uma análise mais profunda e investigativa no tema do ruído acumulado nas redes HFC. Com instrumentos específicos para esta análise, ele consegue caracterizar diversos parâmetros destes sinais como tipo, causa, efeitos no espectro e a frequência com que surgem. Este resultado é apresentado em seu trabalho na forma de espectro ou constelação e pode ser muito útil em estudos futuros.

O artigo (FONSECA et al., 2010) apresenta os serviços suportados pelas redes HFC e a arquitetura dessa tecnologia, detalhando os serviços de CATV, *Voice Over IP* (VOIP), *Cable Modem* (CM), com enfoque na métrica da relação sinal-ruído, *Signal-To-Noise Ratio* (SNR) e mostra um estudo de caso à partir das medições de desempenho do CM.

Wavelets

Nos últimos anos o interesse pelas *Wavelets* teve um crescimento significativo, pois, em 1985, foi dado um novo impulso a esta teoria através da contribuição de matemáticos e especialistas em processamento de sinais, tais como Yves Meyer que em 1993, (MEYER, 1993), dá uma retrospectiva histórica das *Wavelets* desde Fourier em 1807, passando por Haar em 1910, Alberto Pedro Calderón em 1960, Grossmann e Morlet em 1980 até os dias de hoje. Do ponto de vista de algoritmo, pode-se utilizar a série de Fourier quando se trata de sinais estacionários, mas poucos algoritmos a considerar nos sinais não estacionários, dentre os quais aqueles que operam com *Wavelets* em tempo-escala e tempo-frequência.

Um fato importante sobre as *Wavelets* é que, sendo definidas no espaço, são ideais para analisar sinais estacionários, que pode conter transitórios, enquanto que nas bases de Fourier, pequenas mudanças em algumas das observações podem provocar mudanças em todos os componentes da série, o que não acontece com as *Wavelets*. A idéia na análise de Fourier como na análise que utiliza *Wavelets*, ou qualquer outra base, é aproximar uma função por uma combinação de funções ortogonais. Funções com descontinuidades e picos necessitarão um número menor de *Wavelets* do que de senos e cossenos, para uma aproximação comparável.

Em 1996 diversos trabalhos sobre *Wavelets* foram publicados, tais como o artigo de

(MALLAT, 1996) que mostra a aplicação das *Wavelets* direcionadas para a visão, o autor apresenta as *Wavelets* discretas que utilizam algoritmo piramidal ou em cascata, o qual é composto por filtros normalizados passa-baixa, que calculam a média dos coeficientes e o passa-alta, que leva em consideração as diferenças. Já (SCHRODER, 1996) apresenta as *Wavelets* aplicadas na computação gráfica e mostra que através da sua decomposição, as curvas e superfícies podem ser mais ricas em detalhes e sua convergência é mais rápida. Compara o método com outros tipos de funções, tal como a *Wavelet B-Spline*, que são bastante utilizadas para estimar funções densidade e que também são usadas para gerar as *Wavelets* de Battle-Lemarié. Em (UNSER; ALDROUBI, 1996) os autores apresentam uma revisão de *Wavelets* em aplicações biomédicas, descreve as propriedades, em particular na análise de sinais fisiológicos unidimensionais obtidos de eletrocardiogramas e no processamento de imagem na detecção de microcalcificações em mamografias e aplicam a AMR para o estudo estatístico dos sinais e da imagem. Indicam uma aplicação voltada para a ressonância magnética na qual os sinais coletados são modelados com uma excitação bidimensional. (COHEN; KOVACEVIC, 1996) fazem uma revisão no equacionamento matemático comparando a Transformada de Fourier (TF) com a Transformada *Wavelets* (TW). Discutem sistemas de amostragem variando-se os níveis de resolução, apresenta algoritmos matemáticos de alta velocidade e a reconstrução das *Wavelets* através de algoritmos especiais.

Em (LIANG; ELANGO VAN; DEVOTTA, 1998) os autores apresentam uma aplicação das *Wavelets* nas linhas de transmissão, com comentários do porque utilizá-las no aspecto da precisão e eficiência. Exemplifica através de linhas uniformes e não uniformes e concluem que com o uso das *Wavelets* abrem-se novas perspectivas em termos de otimização e processamento.

(FLORKOWSKI, 1999) apresenta as aplicações das *Wavelets* de Daubechies na detecção de ruídos em motores e apresenta os resultados em diferentes níveis de resolução e utiliza pacotes computacionais prontos.

O estudo das *Wavelets*, segundo (MORETTIN, 1999), tem um desenvolvimento recente, embora desde 1950 elas já figurassem em trabalhos de alguns matemáticos, no início dos anos 80, século XX, elas já eram utilizadas por vários cientistas como uma alternativa à análise de Fourier clássica, sendo que o físico Alexander Grossmann juntamente com Jean Morlet, foram os responsáveis pelo desenvolvimento do formalismo das *Wavelets* contínuas, que são funções que satisfazem certas propriedades, mensuráveis e de quadrado integrável sobre o conjunto do campo dos números reais. O autor menciona que na realidade existem outros algoritmos que permitem a reconstrução dos dados à partir dos coeficientes das *Wavelets*. Mostra que os níveis de resolução são parâmetros fundamentais para obtermos os detalhes necessários, apresenta outras ferramentas de programação que, juntamente com as *Wavelets*, permitem melhorar a resolução e os detalhes da imagem.

Um histórico é apresentado por (MORETTIN, 1999) que inicia pela tradução do inglês *Wavelet* e o do francês *Ondelette* e, dada a sua conotação diminutiva resolveu passar a usar o termo Ondaleta, inexistente na língua portuguesa. O autor sugere que em praticamente todas

as áreas de conhecimento as *Wavelets* tem encontrado aplicações tais como: na medicina, na oceanografia, na música, na estatística em regressão não-paramétrica, na estimação de funções densidades de probabilidade e também no processamento de sinais. O processamento da imagem por exemplo, envolve tarefas de codificação, quantização e compressão, transmissão, síntese e reconstrução, ou seja, acaba por se transformar em uma matriz de dados, que pode ser enorme, e pode-se utilizar algoritmos como a FFT. Contudo as *Wavelets* se prestam a tarefa de compressão devido a matriz envolvida na Transformada *Wavelet* (TW) estar esparsa e muitas entradas com possibilidades de serem nulas ou quase nulas. O autor menciona que as *Wavelets* podem ser consideradas competidoras ou talvez alternativas a outros sistemas de funções usadas como base para a representação de funções pertencentes a certos espaços como senos, cossenos, polinômios ortogonais, etc e apresenta o desenvolvimento das séries temporais e demonstra a matemática da Análise de Fourier clássica e das *Wavelets*, passando pelas séries temporais de Walsh. A série de Walsh trata de um sistema de funções ortonormais que assume somente os valores +1 e -1, podendo ser ordenadas segundo o número de mudanças de sinal do intervalo de 0 a 1 ou segundo o cruzamento do nível zero no mesmo intervalo. As *Wavelets* não são, dessa forma, uma substituta ou competidora da Análise de Fourier, mas sim uma alternativa que apresenta vantagens em determinadas situações.

(SHAO; YANG; LAVERS, 2002) apresentam o algoritmo de AMR na solução de problemas de campos elétricos e magnéticos e calcula a densidade superficial de carga através da decomposição das *Wavelets*. Apresentam aplicações em um painel eletrizado e em uma geometria especial que contém um furo. Mostra as vantagens do uso das *Wavelets* em relação a outros métodos no que diz respeito à obtenção de matrizes esparsas.

(OLIVEIRA; FALK; TÁVORA, 2002) introduziram as *Wavelets* ortogonais padrões sobre Corpos Finitos, também são abordadas as *Finite Field Wavelets (FF-Wavelets)*, incluindo a *FF-Haar* e a *FF-Daubechies*. *FF-Wavelets* não ortogonais, como a *B-Splines* também são investigadas. São mostrados alguns exemplos de AMR sobre corpos finitos e condições matriciais sobre os coeficientes do filtro suavizador da AMR para garantir a nulidade de momentos de uma *Wavelet*.

Uma abordagem das *Wavelets* voltada para a engenharia foi realizada por (OLIVEIRA, 2007), o autor apresenta em detalhes as notações matemáticas da Análise de Fourier à Análise *Wavelets*. Nesta abordagem é demonstrado o Teorema de Parseval, o Princípio da Incerteza de Gabor-Heisenberg, a Transformada de Fourier (TF) e o detalhamento das principais *Wavelets* em uma cronologia à partir de Alfred Haar, em 1909, até a *Wavelet* “de Oliveira”, em 2006, criada pelo autor.

A *Wavelet* “de Oliveira” é uma nova família de *Wavelets* ortogonais complexas baseada no critério clássico de Nyquist para eliminação de Interferência Intersimbólica em Sistemas de Comunicação Digital. As propriedades das funções escala e *wavelet*-mãe são apresentadas pelo autor, que demonstra como usar esta família de *wavelets* para implementar uma Análise Multi Resolução (AMR) ortogonal. As *wavelets* possuem espectro típico passa-faixa ideal, ou seja

plano, com regiões de rolamento assimétricas, porém mantendo a filosofia básica da análise a Q constante de Daubechies.

(OLIVEIRA, 2007) apresenta um estudo de caso sobre a decomposição via *Wavelet* de Daubechies para um sinal Eletrocardiograma (ECG) com seis níveis de decomposição. A decomposição mostra visualmente que no nível 6, temos a *wavelet*-mãe db2. As características procuradas na análise do sinal podem estar melhor demonstrada numa dada escala. Em um ECG, por exemplo, uma determinada patologia cardíaca pode ser melhor identificada ou diagnosticada em uma dada escala.

No artigo (CHANDLER; HEMAMI, 2007), os autores apresentam uma métrica com base em *Wavelets* eficiente para quantificar a fidelidade visual de imagens naturais de propriedades próxima ou superior ao limiar da visão humana.

2.2 História da TV

”A idéia de trabalhar com imagens está ligada à história da civilização. Já nos tempos primitivos, o homem deixava suas impressões em forma de desenhos para que gerações posteriores pudessem aprender ou os reverenciar.”

Maurício Valim

Segundo (PATERNOSTRO, 1999), a invenção da TV ocorreu devido ao trabalho de vários cientistas e não se pode afirmar especificadamente por quem, nem quando a TV foi criada. Entretanto, pode se afirmar que ocorreu uma espécie de corrida científica e tecnológica.

As pesquisas de Maurício Valim, jornalista responsável pelo *site* Tudo sobre TV, (VALIM; COSTA, 2010), as transmissões por ondas eletromagnéticas, ou seja, por ondas de rádio as quais chamamos de radiotransmissão, possibilitaram, primeiramente, as transmissões de voz, posteriormente de imagens e nos dias de hoje a transmissão de dados. Em 1904 o padre Roberto Landell de Moura cria o projeto de transmissão de imagens à distância, ou seja, a televisão e deixa ainda os registros do telégrafo sem fio e telefone sem fio.

Valim explica que como padre Landell encontrava sérias dificuldades perante a igreja, que não via com bons olhos seus inventos, foi transferido para cidades sem energia elétrica e foi considerado louco por suas idéias, inclusive por pessoas ligadas ao governo. Landell não conseguiu financiamento do governo e nem do setor privado para continuar as suas pesquisas e construir equipamentos de rádio em escala industrial.

Desde o início do século XIX cientistas, matemáticos e físicos, estudavam a transmissão de imagens à distância, e o primeiro sucesso que se tem notícia foi em 1842 com o invento de Alexander Bain, que patenteou a idéia em 1843, foi transmitida uma imagem via *fac-símile*, atualmente conhecido com *fax*. O primeiro protótipo para comercialização do aparelho foi criado em 1926 nos laboratórios Bell (VALIM; COSTA, 2010).

O químico sueco Jons Jakob Berzelius descobriu em 1817 as propriedades do Selênio de transformar energia luminosa em energia elétrica, mas essa descoberta somente foi comprovada em 1873 pelo inglês Willoughby Smith e então foi formulada a transmissão de imagens por meio de corrente elétrica (VALIM; COSTA, 2010).

A célula fotoelétrica foi resultante dos experimentos dos físicos alemães Julius Elster e Hans Getiel em 1892, (VALIM; COSTA, 2010), utilizando como matéria-prima o Selênio. Em 1906 foi desenvolvido um sistema de TV por raios catódicos por Arbwehnel e simultaneamente na Rússia por Boris Rosing, tal sistema empregava a exploração mecânica de espelhos somada ao tubo de raios catódicos, conforme figura 4 (OLIVEIRA, 2012).

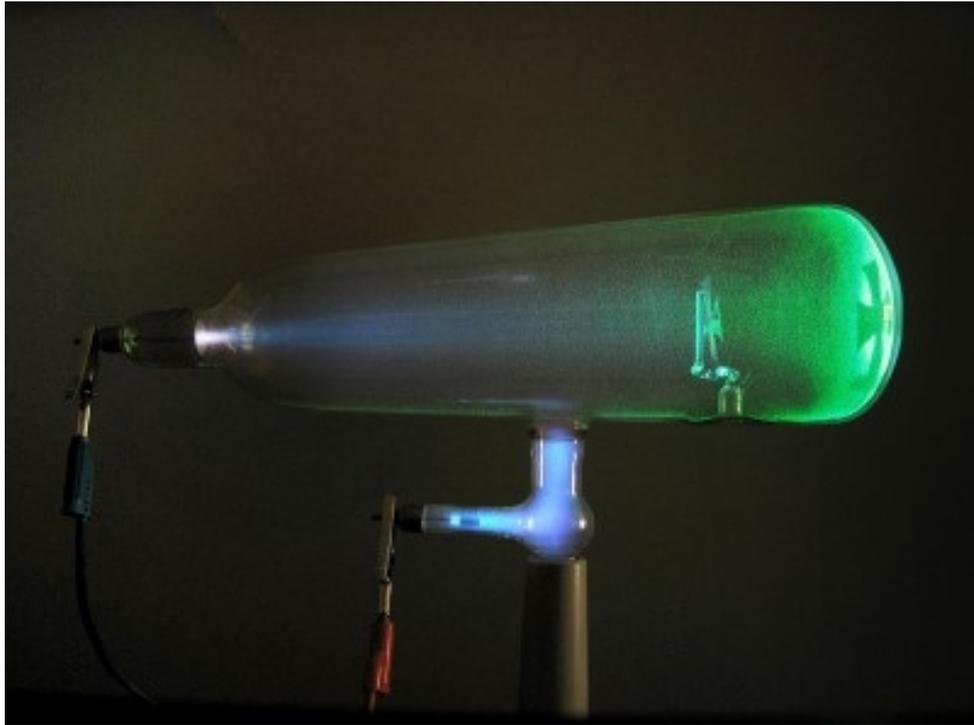


Figura 4 – Tubo de Raios Catódicos

Fonte: Adilson de Oliveira

Transmissões mais consistentes foram realizadas pelo engenheiro escocês John Logie Baird, em 1924, (FREITAS, 2012) com o sistema mecânico baseado no invento de Paul Julius Gottlieb Nipkow. Nipkow foi um inventor alemão que em 1884 criou o disco de Nipkow, ilustrado na figura 5, que era um aparelho para enviar uma imagem em movimento de um local para outro, por meio de condução elétrica utilizando as propriedades do Selênio.

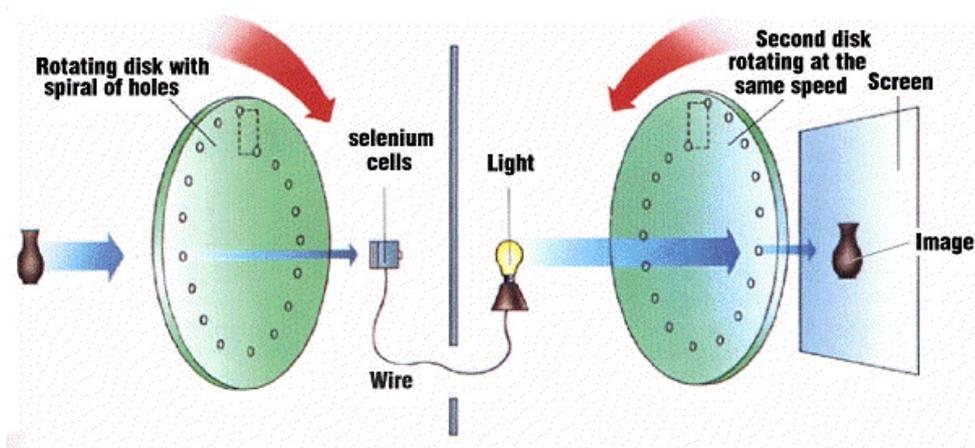


Figura 5 – Disco de Nipkow

Fonte: *Colorize Media Learning*

Em 1924 o iconoscópio foi patenteado pelo engenheiro russo Vladimir Kozmich Zworykin, (MUNDO DA TV, 2012), figura 6, como uma tentativa de reprodução eletrônica do olho humano, que segundo o próprio Zworykinum, este aparelho em futuro próximo, seria essencial para a invenção da TV.

A *Radio Corporation of America* (RCA) o convidou para chefiar a equipe que produziria o primeiro tubo de televisão, o *orticon*. Este tubo de TV foi produzido em escala industrial à partir de 1945 (VALIM; COSTA, 2010).



Figura 6 – O Iconoscópio de Vladimir Zworykin

Fonte: Mundo da TV

Em fevereiro de 1924 Baird transmitiu imagens estáticas, apenas contornos de objetos à distância e no ano seguinte fisionomias de pessoas e as primeiras imagens em movimento (MUNDO DA TV, 2012). A primeira demonstração aconteceu em 1926 no Royal Institution em Londres para a comunidade científica, aproximadamente 50 cientistas, em seguida assinou contrato com a *British Broadcasting Corporation* (BBC) para transmissões experimentais, na época o padrão de definição era mecânico e possuía apenas 30 linhas.



Figura 7 – John Logie Baird e seu invento

Fonte: Tecnoartenews

Neste momento começam a despontar figuras e personagens de sucesso, por exemplo, o Gato Félix, que é considerado o primeiro personagem a ter sua imagem veiculada na TV em 1928, figura 8, (CAMARGO, 2009; PROGRAMA GLOBOCIÊNCIA, 2012). A imagem era utilizada para regular os aparelhos transmissores, pois o personagem era preto e branco, cores perfeitas para o ajustes dos equipamentos. O desenho do gato foi feito em papel e transmitido ao longo de duas horas por dia e as imagens recebidas eram de apenas dois centímetros de altura, (CAMARGO, 2009).



Figura 8 – Imagem do personagem Gato Félix

Fonte: Tecmundo

A expansão da TV, enquanto veículo de comunicação, teve uma incidência maior à partir de 1935 nos países do hemisfério norte, na Alemanha, na França, sendo que os equipamentos emissores foram instalados na Torre Eiffel e posteriormente a TV foi implantada em países vizinhos (VALIM; COSTA, 2010). A própria cerimônia de coroação de Jorge VI, (CAMARGO, 2009), realizada em Londres em 1937, foi transmitida por três câmeras para aproximadamente cinquenta mil telespectadores, já utilizando imagens com definição de 405 linhas.

Na Rússia as transmissões regulares começaram em 1938 e no ano seguinte nos Estados Unidos (VALIM; COSTA, 2010). A *National Broadcasting Company* (NBC) transmitia, inicialmente, para aproximadamente 400 aparelhos na cidade de Nova Iorque, e utilizava uma resolução de 340 linhas com trinta quadros por segundo.

A Segunda Guerra Mundial contribuiu para alavancar o desenvolvimento dos aparelhos de TV e tecnologias de transmissão, pois as pesquisas nesta época se intensificaram (CAMARGO, 2009). Durante a guerra, a Alemanha foi o único país da Europa a manter a TV no ar. Paris voltou com as transmissões em outubro de 1944, Moscou em dezembro de 1945 e a BBC em junho de 1946, transmitindo o desfile da vitória.

A primeira transmissão da TV no Brasil aconteceu em 1939, (FEDERICO, 1982), durante a Feira Internacional de Amostras na cidade do Rio de Janeiro, na época a capital do Brasil, utilizando equipamentos de origem alemã. Em janeiro de 1944 a revista *Seleções do Reader's Digest* publica um anúncio da empresa *General Electric* (GE) ocupando uma página com o título: “A eletrônica trará a televisão ao nosso lar”.

Os textos encontrados na literatura que se referem aos primórdios da TV no Brasil, (RIBEIRO; SACRAMENTO; ROXO, 2010), destacam o empreendedor Francisco de Assis Chateaubriand Bandeira de Mello, também conhecido por Chatô, (MORAIS; ALMEIDA, 1994), que, numa espécie de corrida em direção à nova tecnologia, não mediu esforços para implantar,

pioneiramente, a TV no Brasil.

Assis Chateaubriand era proprietário dos Diários Associados, cadeia de jornais e emissoras de rádio, que em experiências adquiridas nos Estados Unidos, trouxe para o país a tecnologia. Viajou para Nova York em 1948, para comprar equipamentos de TV, acompanhado de 2 técnicos, que iniciaram estágios na RCA e na NBC para aprenderem a utilizar os equipamentos que chegariam ao Brasil dois anos depois (RIBEIRO; SACRAMENTO; ROXO, 2010).



Figura 9 – Assis Chateaubriand

Fonte: Fernando Machado

A pré-estréia da TV no Brasil foi no dia 3 de Abril de 1950, (MATTOS, 2002), mas as imagens não ultrapassaram o saguão do prédio dos Diários Associados, localizado na rua 7 de Abril em São Paulo, onde havia alguns aparelhos instalados.

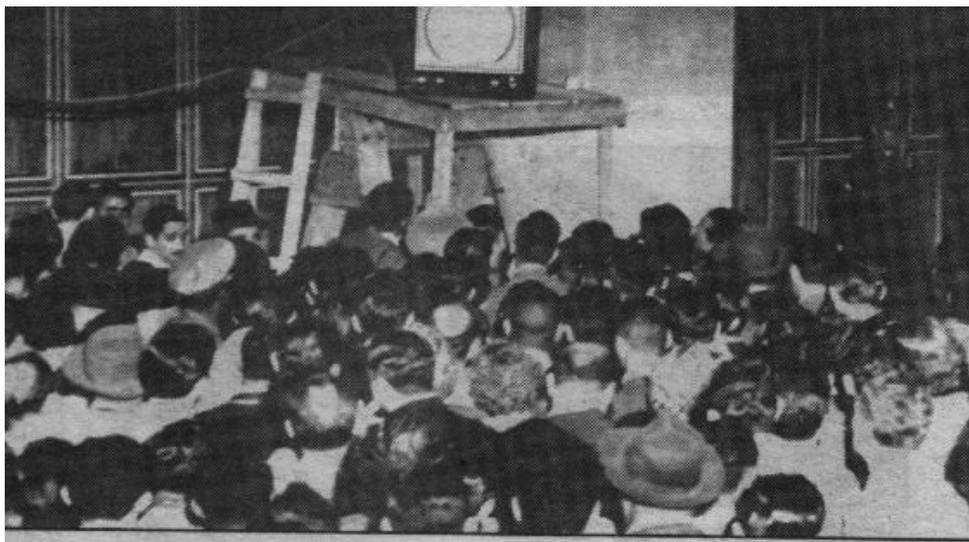


Figura 10 – Pré Estréia da TV no Brasil

Fonte: Viajando no Tempo

Em 18 de setembro de 1950, Assis Chateaubriand, inaugura a primeira emissora de TV do Brasil, a TV Tupi Difusora de São Paulo, canal 3, Chateaubriand importou 200 aparelhos de TV e os espalhou pela cidade (FONTECOM, 2012; SACONI, 2010).



Figura 11 – Primeiras transmissões da TV Tupi

Fonte: Estadão



Figura 12 – Assis Chateaubriand em uma transmissão da TV Tupi

Fonte: Fontecom

No decorrer da década de 50, século XX, além da TV Tupi, foram inauguradas as emissoras TV Paulista, TV Record e TV Rio. Na década seguinte três novas emissoras entraram na disputa pelo público, TV Excelsior, TV Globo e TV Bandeirantes (RIBEIRO; SACRAMENTO; ROXO, 2010).

Em 20 de setembro de 1960, vai ao ar a TV Cultura de São Paulo, de propriedade dos Diários Associados de Assis Chateaubriand (VALIM; COSTA, 2010). Com a implantação da TV Cultura no canal 2, as imagens interferiam no canal 3, TV Tupi, e vice-versa, então a TV Tupi passou a operar no canal 4. Alguns anos mais tarde a TV Tupi foi fechada, por problemas financeiros e posteriormente o SBT passou a operar no canal 4.

O logotipo da TV Tupi, conforme figura 13, com a famosa imagem do indiozinho.

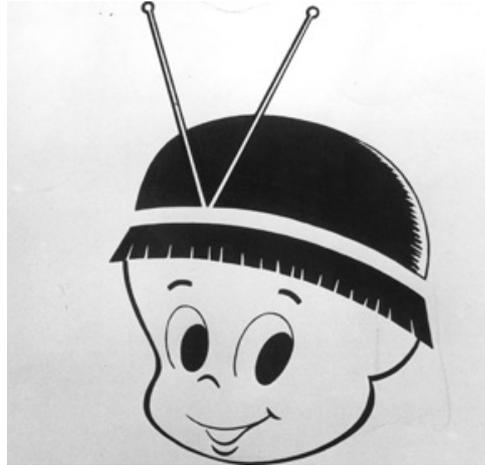


Figura 13 – Logotipo da TV Tupi - Primeira emissora de TV do Brasil

Fonte: Estadão

A figura 14 mostra o primeiro televisor portátil produzido no Brasil, o Aurora 1953, caixa de madeira e tela bem pequena (PROGRAMA GLOBOCIÊNCIA, 2012).



Figura 14 – Aurora 1953 - Primeira TV portátil produzida no Brasil

Fonte: Globo Ciência

Desta época até os dias de hoje, ocorreram muitos avanços tecnológicos, no Brasil e no mundo e os cientistas e pesquisadores continuam a trabalhar no aperfeiçoamento de transmissão e recepção de imagens e modernização do aparelhos de TV.

2.3 Cable TV (CATV)

A expressão *Cable TV* (CATV) originou-se por volta de 1948, (QUADROS, 2013), nos Estados Unidos, com o nome original de *Community Antenna Television*.



Figura 15 – A CATV nos anos 40 - Séc.XX

Fonte: Juarez Quadros



Figura 16 – Empresas CATV anos 40 - Séc.XX

Fonte: Google Imagens

A implantação da CATV iniciou com a dificuldade de recepção das emissoras de TV por motivos de distância ou relevo (montanhas) entre a fonte de sinal (empresa geradora do sinal de TV) e a antena de recepção. Grandes conjuntos de antenas eram construídos e a distribuição era feita através de cabos coaxiais.

Originalmente as redes para distribuição de TV eram estruturadas somente com cabo coaxial, conforme apresentado na figura 17, e com sua expansão, problemas foram surgindo, como baixo nível do sinal de TV devido a atenuação do meio, ingresso de ruído, necessidade de maior número de amplificadores em linha, aumentando o ruído.

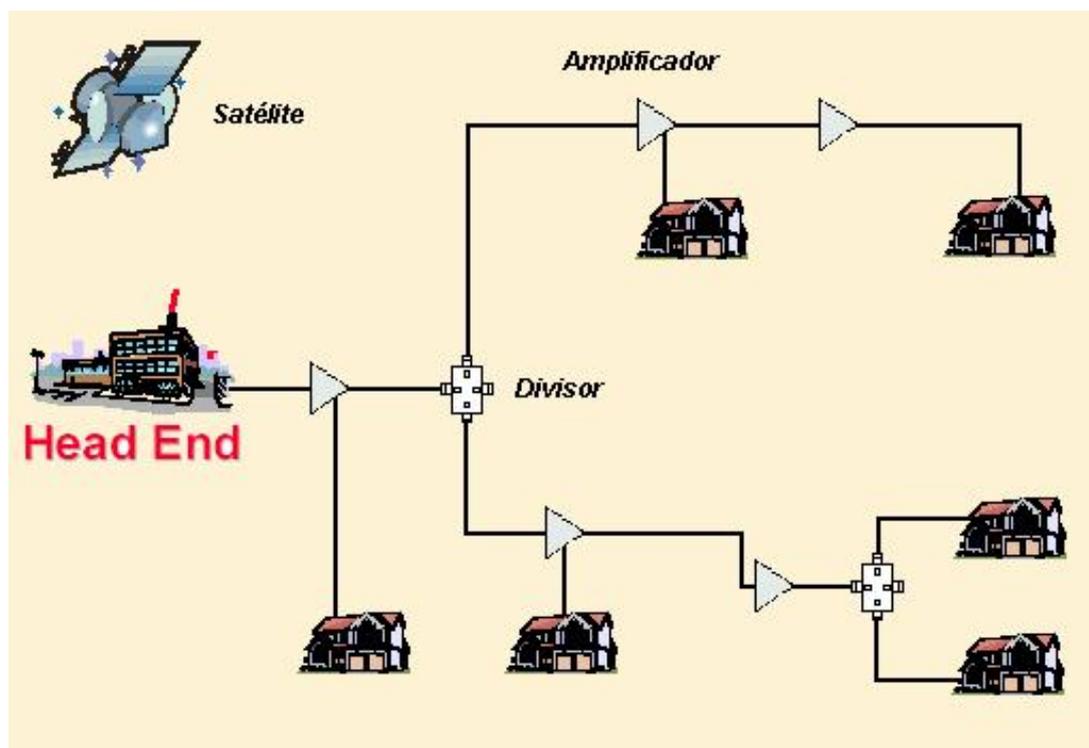


Figura 17 – Topologia de rede puramente coaxial

Fonte: (BERTO; COSTA, 2001, São Paulo)

2.3.1 Redes Hybrid Fiber-Coaxial (HFC)

Para solucionar os problemas mencionados no ítem anterior, no final dos anos 80, século XX, foi desenvolvido o sistema de rede HFC, ou seja, híbrido fibra-coaxial (FONSECA et al., 2010). As redes HFC são redes construídas utilizando um misto de cabos de fibra óptica e cabos coaxiais. A fibra óptica é utilizada para interligar os segmentos da rede HFC que estão distantes da operadora uma vez que sua atenuação é menor que o cabo coaxial. O cabo coaxial é utilizado para atender os assinantes no segmento da rede em que se encontram, ou seja, em partes mais curtas da rede já que impõem uma atenuação significativa ao sinal transmitido. Cada segmento da rede pode suportar 2.000 assinantes ou mais.

A figura 18 apresenta uma idéia macro do que é uma rede HFC. Os serviços chegam no *Headend*, por satélite, internet ou outros meios, o *Headend* pode ser um prédio, ou uma sala, é onde ficam os equipamentos da operadora de CATV (TUNMANN, 1995). Esses serviços são colocados no espectro de RF, convertidos em luz, na verdade laser, por meio do transmissor

óptico, enviados através da fibra óptica até uma célula, uma rede HFC possui várias células, onde será convertido novamente em RF, ou seja sinal elétrico, e segue até o assinante por meio dos cabos coaxiais (ELDERING; HIMAYAT; GARDNER, 1995).

A faixa de frequência de retorno, o upstream, é exatamente o caminho contrário, ou seja, as informações ou dados saem do assinante e seguem até a operadora.

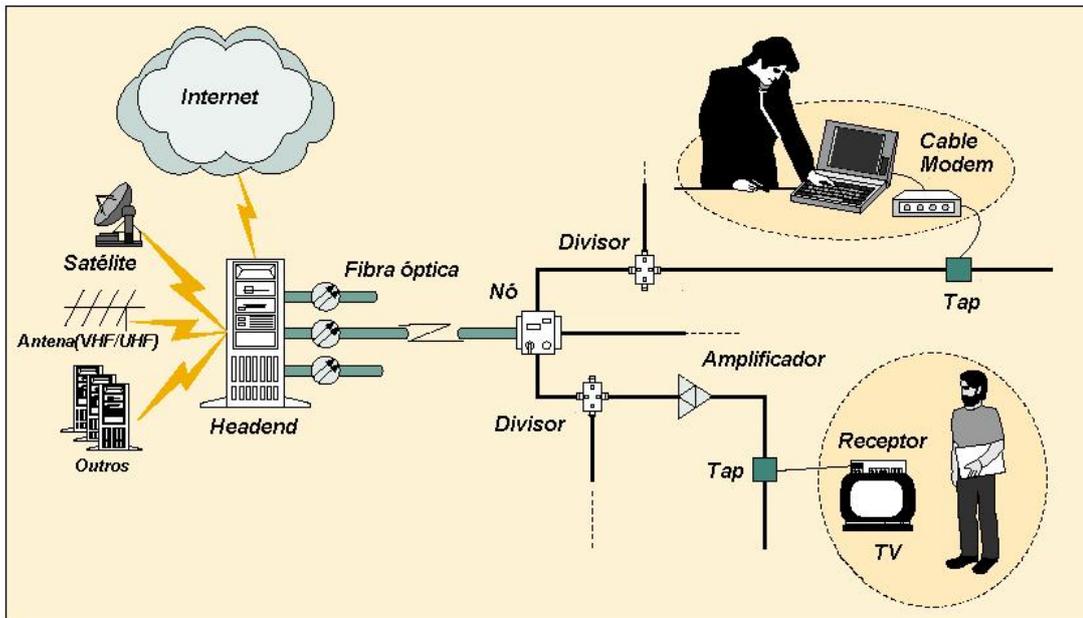


Figura 18 – Topologia de rede HFC

Fonte: (BERTO; COSTA, 2001, São Paulo)

A arquitetura HFC possibilitou a substituição do cabo troncal, ou seja, o cabo de distribuição primário, e a redução de vários amplificadores troncais em cascatas, aumentando assim a qualidade e disponibilidade do sinal fornecido. Os projetistas têm optado por dois enlaces ópticos que empregam dois transmissores e dois receptores para as redes bidirecionais.

A partir do receptor óptico, figura 19, a distribuição do sinal é realizada através de cabos coaxiais com amplificação de RF nos dois sentidos, até o assinante.



Figura 19 – Chassi Óptico com módulos de transmissor e receptor
 Fonte: (ACI COMMUNICATIONS, 2011)

A figura 20, apresenta um receptor óptico em funcionamento no *Headend* da operadora de CATV.



Figura 20 – Receptor Óptico no *Headend*
 Fonte: Autora

O diagrama de um enlace HFC é composto basicamente pela combinação passiva ou ativa de diversas portadoras de vídeo e/ou dados, analógico e/ou digital, alocadas na Central de Processamento de Sinais, ou seja, no *Headend*, figura 21. Os sinais combinados serão inseridos em vários transmissores ópticos que serão responsáveis pelo transporte do sinal até os receptores ópticos, também conhecidos como *Node* óptico, figura 22, localizados em diversos pontos da rede externa, que faz a interface com a rede coaxial e transporta os sinais combinados até o assinante.



Figura 21 – *Headend*

Fonte: Autora

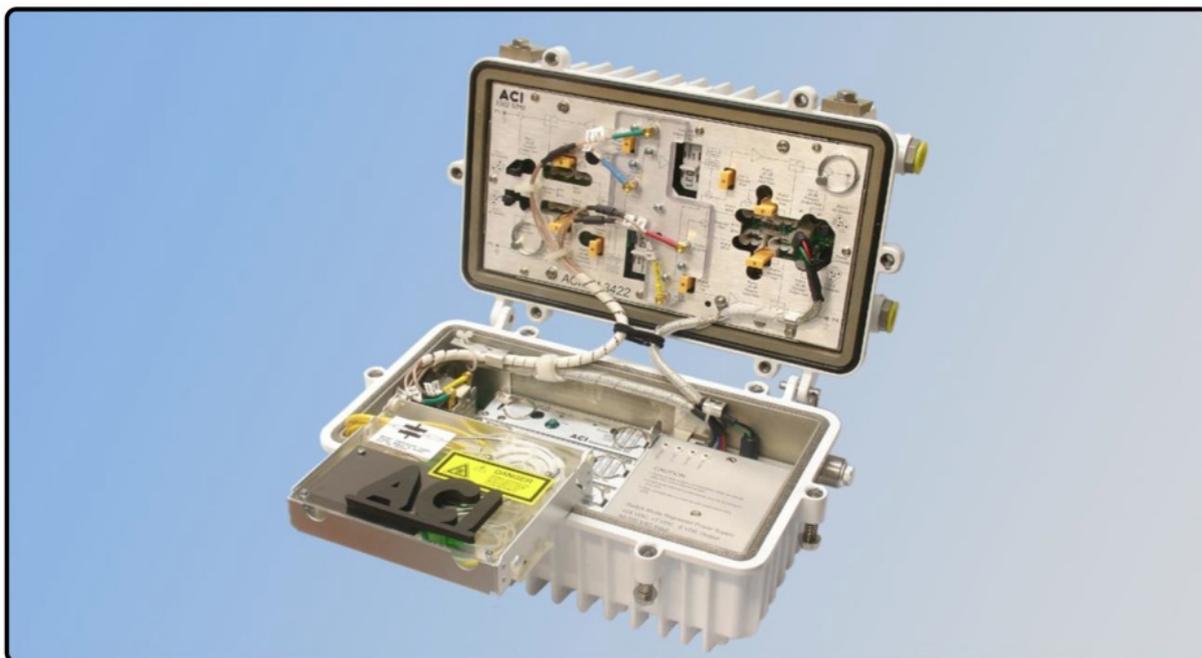


Figura 22 – *Node Óptico*

Fonte: (ACI COMMUNICATIONS, 2011)

É possível dividir as redes HFC em cinco partes: *Headend*, Rede de Transporte, Rede Troncal e/ou de distribuição, Rede de Atendimento ou *Line* e Rede Interna dos Assinantes.

O *Headend* é responsável pela captação dos canais provenientes dos satélites, canais abertos já disponíveis para recepção local ou de canais fechados, de diversas fontes e nacionalidades. No *Headend* todos os sinais, de vídeo, dados e telefonia, recebidos por diversas fontes são processados, equalizados, modulados, codificados e posteriormente transmitidos para rede de transporte.

A rede de transporte inicia no *Headend*, através dos transmissores ópticos, que são responsáveis por enviar o sinal, através das fibras ópticas, até os receptores instalados na rede externa. As redes HFC bidirecionais tem a capacidade de trafegar dados em ambas as direções simultaneamente, ou seja, a rede é composta por dois enlaces ópticos, um para transmissão do tráfego dos dados do *Headend* para os assinantes, chamado de caminho do direto, e outro para transmissão do tráfego dos dados dos assinantes para o *Headend*, chamado de caminho do retorno.

Rede troncal e/ou de distribuição se diferem através da forma estratégica na distribuição dos sinais de RF através da rede coaxial, onde não é instalado nenhum derivador de sinal para o atendimento dos assinantes. Este tipo de rede é limitada apenas a transmitir os sinais entre os amplificadores, que são chamados de amplificadores troncais e é composta de amplificadores, equalizadores de linha, divisores e derivadores de sinal RF.

A rede de atendimento, ou *line*, se difere da rede de distribuição, pois é nesta rede que são instalados os derivadores para atendimento dos assinantes, chamados de *Taps*, também podem

existir amplificadores, chamados de *line extenders*.

A rede interna é a parte da rede que se encontra no ambiente do assinante, ou seja, desde a derivação da rede de atendimento até o aparelho de decodificação dos canais de TV ou o *Modem*. É nesta parte da rede onde ocorre a maior parte dos problemas de ingresso de ruído, aproximadamente 90%.

A crescente demanda de largura de banda, ou seja, *throughput*, vem exigindo cada vez mais o aproveitamento do espectro de frequências das operadoras de CATV. Atualmente, as redes utilizam 1002MHz, ou seja, 1GHz, no caminho do direto. O aumento de uso do espectro vem agregar mais canais, digitais ou analógicos, disponíveis para uso. O caminho do retorno, possui uma largura limitada no espectro de frequência, originalmente de 5MHz a 42MHz e, atualmente, de 5MHz a 82MHz. Mesmo com este aumento, pode-se notar que é uma faixa muito limitada em comparação com a largura do caminho do direto.

A figura 23 ilustra a estrutura de portadoras que compõem um canal analógico de TV. Na figura 24 é exibido uma portadora de canal digital.

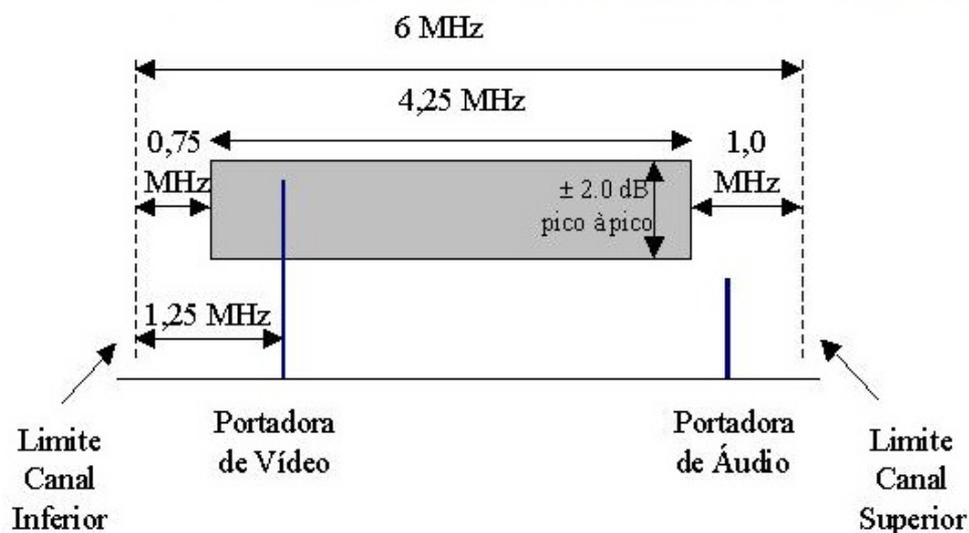


Figura 23 – Portadora Analógica
Fonte: (BERTO; COSTA, 2001, São Paulo)

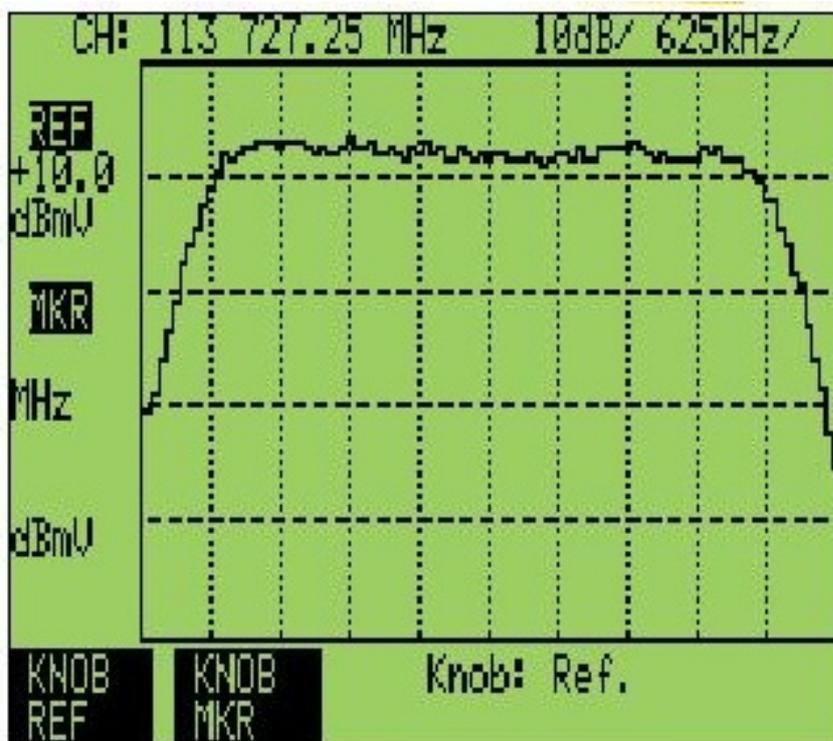


Figura 24 – Portadora Digital
 Fonte: (BERTO; COSTA, 2001, São Paulo)

As redes HFC podem receber sinais indesejados de origens diversas em toda a área atendida e, se estes sinais coincidirem com a faixa de frequência do espectro RF de retorno ou direto podem, por algum defeito na rede, ingressá-la causando prejuízos ao sistema (JACOBSEN; BINGHAM; CIOFFI, 1995).

Como exemplo tem-se as emissoras de ondas curtas, rádio amadores, sinais provenientes de televisores mal sintonizados, interferências elétricas de tubos de neon e motores elétricos. Um dos principais problemas de interferência em redes HFC é o chamado ruído impulsivo.

O ruído impulsivo consiste em picos de sinais de amplitude geralmente elevada que penetram em todo o espectro do canal de retorno e provoca aumentos momentâneos muito fortes no nível de entrada (sinal-ruído) nos amplificadores e no laser que faz a conversão eletro-óptica de retorno.

Este tipo de ruído tem sua origem em várias fontes, tais como, descargas em redes de distribuição elétrica, por vezes localizadas nos mesmos postes condutores do cabo da rede CATV, descargas entre contatos de conectores oxidados e até mesmo aparelhos eletrodomésticos.

A figura 25 apresenta um poste localizado na cidade de Belém - PA, ou seja, um exemplo de uma situação real. Esta imagem apresenta um problema de projeto, pois como existe um transformador instalado neste poste, item (A) da imagem, não deveria existir cabos de telecomunicações, como telefonia ou CATV. Se não houver outra rota disponível, um outro poste deveria ter sido instalado. Como pode-se observar na imagem, além do transformador, foram

instalados cabos telefônicos neste poste. No item (B) tem-se uma caixa de emenda ou derivação de linha telefônica, que é um excelente ponto de ingresso de ruído, principalmente do 60Hz e suas harmônicas, geradas pelo transformador que possui alta tensão e alta corrente. No item (C) tem-se uma lâmpada de vapor de sódio ou vapor de mercúrio que emite muito ruído na parte de baixa frequência do espectro. O item (D) é um medidor de energia elétrica, utilizado na cidade de Belém, para evitar uma ligação direta, sem passar pelo relógio de medição, ou seja, o famoso “gato”.

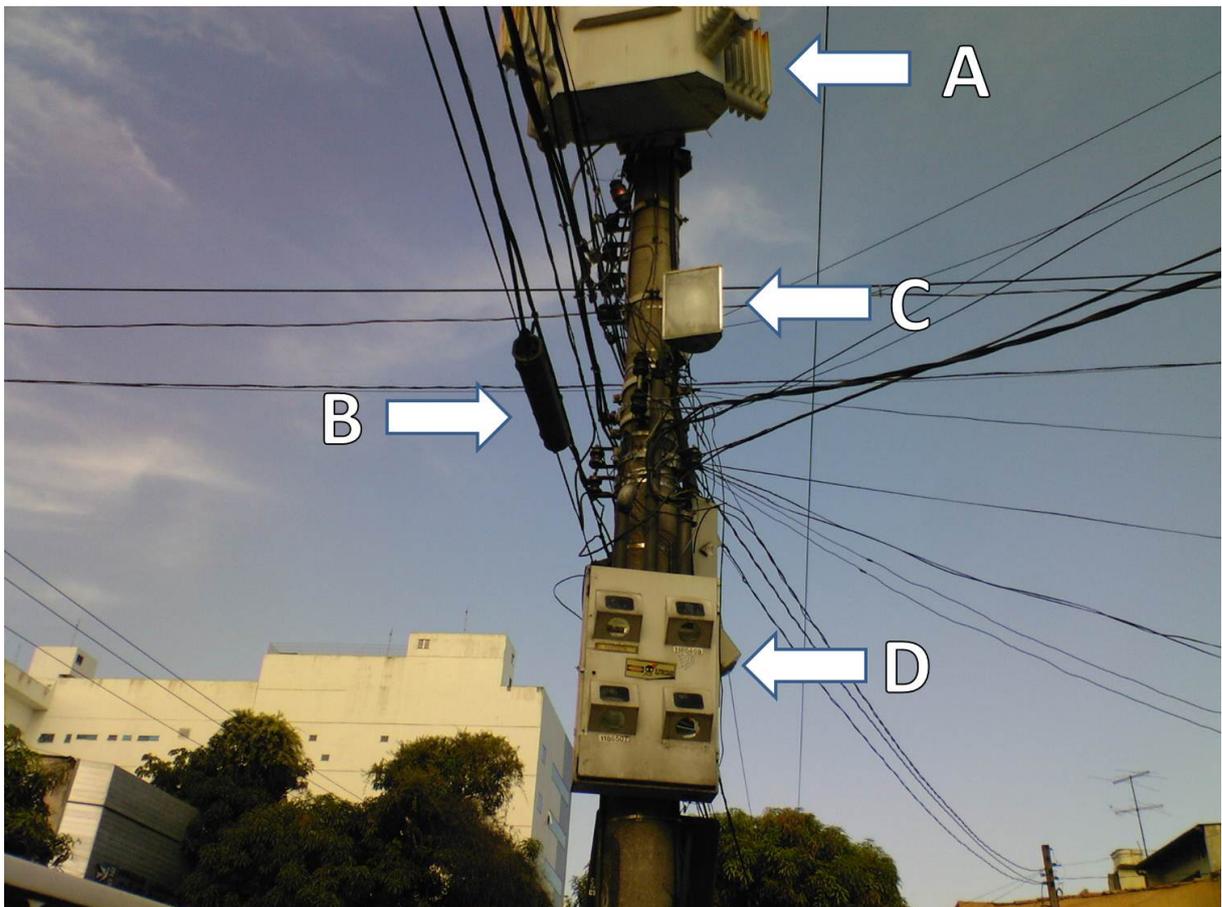


Figura 25 – Imagem de um poste na cidade de Belém - PA

Fonte: Autora

2.4 *Wavelets*

A Transformada *Wavelet* (TW) é uma ferramenta utilizada para decompor um sinal em diferentes componentes de frequências, podendo assim, estudar cada componente em sua escala separadamente. O termo *Wavelet*, que originalmente era chamado de *Ondelettes*, do francês, significa “pequena onda”, “ondinhas” ou “ondaletas” conforme traduzido por (MORETTIN, 1999). Neste trabalho utilizaremos o termo *Wavelets*.

A teoria da Análise de *Wavelets* foi criada e desenvolvida na França, como uma alternativa a Análise de Fourier. O termo *Wavelet* apareceu pela primeira vez no apêndice da tese de doutorado do matemático húngaro Alfred Haar, em 1909, na qual ele fala sobre análise escalonada. Em 1910 enquanto trabalhava na construção de bases para representar funções integráveis quadraticamente, Haar construiu a primeira família *wavelet* ortonormal de suporte compacto. A aplicação era muito limitada, mesmo estas *Wavelets* tendo características interessantes, elas não eram continuamente diferenciáveis (OLIVEIRA, 2007).

Nos anos 30, século XX, pesquisadores elaboraram estudos de funções-base com variação de escala. Funções-base são conjuntos de funções que, somadas, compõem uma determinada função.

Em 1946 Denis Gabor enuncia o Princípio da Incerteza e propõe gaussianas transladadas na análise de sinais.

Na década de 50, século XX, as *Wavelets* já constavam em trabalhos sobre equações integrais singulares e análise harmônica dos matemáticos Alberto Pedro Calderón e Antoni Szczepan Zygmund.

Nos anos 80, século XX, as *Wavelets* já eram utilizadas por vários cientistas como uma alternativa à Análise de Fourier clássica, o engenheiro Alex Grossmann (Université de Marseille) e o físico Jean P. Morlet (Elf Aquitaine), (GROSSMANN; MORLET, 1984), foram quem introduziram o conceito *Wavelets* enquanto analisavam sinais geofísicos destinados à exploração de petróleo e gás, onde a análise de Fourier não estava sendo suficiente.

Em 1988, o brasileiro Henrique Malvar desenvolve a *Wavelet* de Malvar, também conhecida como *Wavelet* com ritmo, The LOT, (MALVAR; STAELIN, 1989). Um sinal de variações não estacionárias examinado em janelas de tempo curto, assim como na Transformada de Fourier (TF) janelada. O sinal pode ser segmentado de um modo não uniforme no tempo, esta técnica constitui o Princípio de Malvar.

No ano 2000 as *Wavelets* foram incluídas em padrões internacionais como o JPEG2000 *Still Image Compression* (padrão de compressão de imagens) (JPEG, 2009) e no padrão de armazenamento de impressões digitais do FBI (BRADLEY; BRISLAWN, 1994).

Em 2006 Hélio Magalhães de Oliveira utiliza as *Wavelets* como técnica de processamento de informação e desenvolve a *Wavelet* “deOliveira” (OLIVEIRA, 2007).

As *Wavelets* foram desenvolvidas nos campos da Matemática, da Engenharia e da Física Quântica, têm inúmeras aplicações como em geologia sísmica, processamento de imagens, vi-

são computacional e humana, radar e sonar, espectrometria, computação gráfica, predição de terremotos e maremotos, turbulência, análise de transiente em linhas de potência, fractais, bancos de filtros, distinção celular (células normais versus patológicas), caracterização de sinais acústicos, modelos para trato auditivo, compressão de imagens, armazenamento de impressões digitais, descontaminação de sinais (*denoising*), detecção de rupturas e bordas, análise de tons musicais, neurofísica, detecção de curtos eventos patológicos (crises epiléticas), análise de sinais biomédicos, tais como, eletrocardiogramas, mamografias digitais, eletroencefalogramas, sequências de DNA, espalhamento em banda larga, modelamento de sistemas lineares, óptica e eletromagnetismo, modelagem geométrica, caracterização de sinais acústicos, reconhecimento de alvos, hidrodinâmica, análise de transitório e falhas em linhas de potência, Metalurgia (rugosidade de superfícies), visualização volumétrica, Telecomunicações (incluindo espalhamento espectral), previsão de comportamento de mercados financeiros, estatística, solução de equações diferenciais ordinárias e parciais (OLIVEIRA, 2007) e outras aplicações não citadas neste trabalho.

2.4.1 Definição

“A transformada *Wavelet* é uma ferramenta que fatia dados ou funções ou operadores em componentes frequenciais diferentes, e então estuda cada componente com uma resolução casada com sua escala”

(DAUBECHIES, 1988).

Wavelet é definida como uma forma de onda com duração limitada e um valor médio igual a zero. A *Wavelet* se comporta como uma senóide, que é a base da análise de séries de Fourier. As senóides apresentam comportamento tipicamente suave e previsível, mas as *Wavelets* se diferem por apresentarem forma irregular e assimétrica, podem ser funções, ou janelas, com suporte compacto tanto no domínio da frequência como no domínio do tempo. São utilizadas para separar o sinal em partes, mantendo a resolução de cada uma das componentes ligada à escala utilizada.

Fazendo uma analogia entre a análise de *Wavelets* e a análise de séries de Fourier, na análise de Fourier o sinal original é decomposto em ondas senoidais de várias frequências, através da TF, e na análise de *Wavelets* o sinal original é decomposto em versões “deslocadas” e “escaloadas”, através da TW. *Wavelet* “escaloadada”, significa que a *wavelet* pode ser alongada ou comprimida, e *wavelet* “deslocada”, significa que pode ser acrescentado um retardo à *wavelet*. Então realizamos a análise do sinal em frequências diferentes e resoluções diferentes, o que é caracterizado como Análise Multi Resolução (AMR).

Podemos definir também que as *Wavelets* são funções de energia finita e podem ser usadas para representar com muita eficiência sinais de pequena duração no domínio do tempo e às vezes somente um número finito de coeficientes é necessário para representar um sinal complexo.

2.4.2 Wavelets Contínuas

Podemos introduzir o conceito da Transformada *Wavelet* Contínua (CWT), do inglês *Continuous Wavelet Transform*, à partir da definição do produto interno das funções $f(t)$ e $g(t)$, no espaço $L^2[a, b] \in \mathfrak{R}$:

$$\langle f(t), g(t) \rangle = \int_a^b f(t) \cdot g(t) dt \quad (2.1)$$

Este produto interno é visto como uma correlação cruzada entre um sinal $f(t)$ e uma família de funções com características variantes, como a forma ou a largura, ou seja, funções *Wavelets*. Essas funções são versões dilatadas ou contraídas por uma variável contínua a , denominada escala, e por uma variável b , denominada translação, ambas relacionadas à uma função base $\Psi(a, b)(t)$ denominada *wavelet*-mãe ou *wavelet* primitiva, formando assim as famílias *wavelet*. Assim a CWT pode ser representada pela equação 2.2:

$$CWT(a, b) = \Psi(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \Psi_{a,b}(t) dt \quad (2.2)$$

Sendo as operações (OLIVEIRA, 2007):

a) de escalonamento:

$$\Psi_a(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t}{a}\right), a \neq 0 \quad (2.3)$$

b) de deslocamento:

$$\Psi_b(t) = \Psi(t - b) \quad (2.4)$$

c) deslocamento com escalonamento:

$$\Psi_{a,b}(t) = \Psi_a(t - b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t - b}{a}\right) \quad (2.5)$$

$$\{\Psi(t)\} \rightarrow \{\Psi_{a,b}(t)\} \quad (\forall a, a \neq 0) (\forall b \in \mathfrak{R})$$

A CWT pode ser interpretada como a soma de todo o domínio temporal do sinal multiplicado por versões escalonadas e deslocadas da função *wavelet* escolhida, as quais originam uma série de coeficientes *wavelet* em função da escala (frequência) e da posição (tempo).

Devido ao fato de requerer infinitas translações e escalonamentos a CWT torna-se menos viável, pois, demanda muito tempo e recursos computacionais, e ainda redundâncias nos resultados. A utilização da CWT é recomendada apenas para os casos de dedução das propriedades da transformação. Para implementação recomenda-se utilizar a Transformada Discreta *Wavelet* (DWT), do inglês *Discrete Wavelet Transform*, pois é mais eficiente sob o ponto de vista computacional.

Existem vários tipos de *Wavelets* citados na literatura e o uso de cada uma delas está associado à aplicação. Regras de construção de *Wavelets* estão sendo propostas por vários pesquisadores, conforme restrições e necessidades de cada aplicação. Existem inúmeras funções que podem ser chamadas de *wavelet*-mãe ψ , ou conforme definido pelo Prof. Dr. Hélio Magalhães de Oliveira em (OLIVEIRA, 2007), existe “Um mar de *Wavelets*”.

A seguir serão apresentadas algumas dessas *Wavelets*, que foram escolhidas por suas particularidades, apenas uma ilustração do formato característico de cada uma delas.

2.4.2.1 *Wavelet* de Haar

A *wavelet* de Haar é uma das mais conhecidas por sua simplicidade, ela possui apenas dois coeficientes de filtros, portanto uma faixa de transição longa é garantida. Um sinal constante é analisado por partes, o que em algumas vezes pode se tornar mais adequado. A função da *Wavelet* de Haar é representada por uma onda quadrada, onde sinais “suaves” não são bem reconstruídos. Em relação ao esforço computacional, esta *wavelet* é ideal para processamento em tempo real, mas a qualidade fica comprometida. Estas são *Wavelets* ortogonais e de suporte compacto, mas não são diferenciáveis, isto é, não possuem suavidade (OLIVEIRA, 2007).

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1, & \text{se } \frac{1}{2} \leq t < 1 \end{cases} \quad (2.6)$$

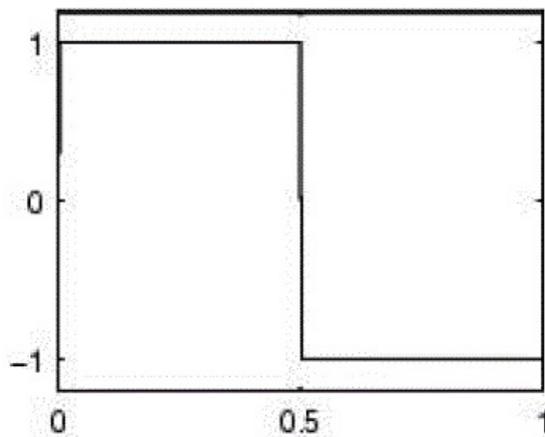


Figura 26 – Esboço da *Wavelet* de Haar

Fonte: (MORETTIN, 1999)

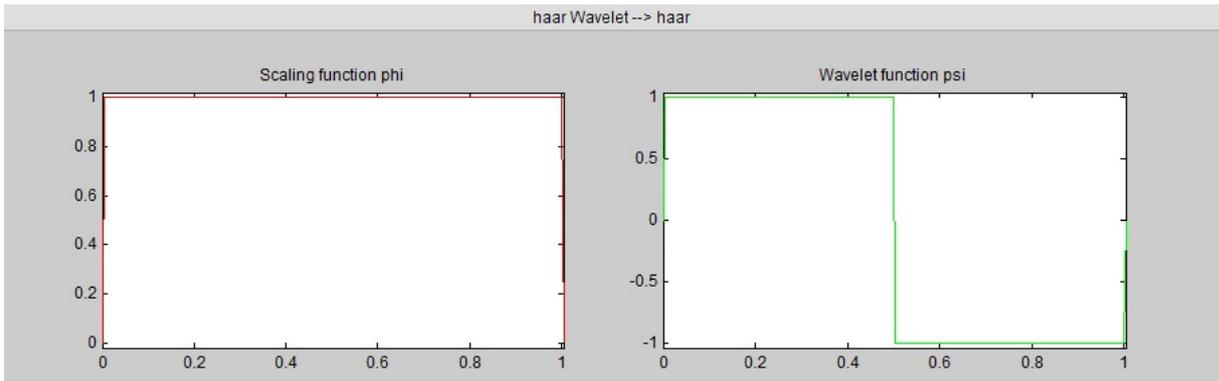


Figura 27 – *Wavelet* de Haar
 Fonte: MATLAB versão R2009a

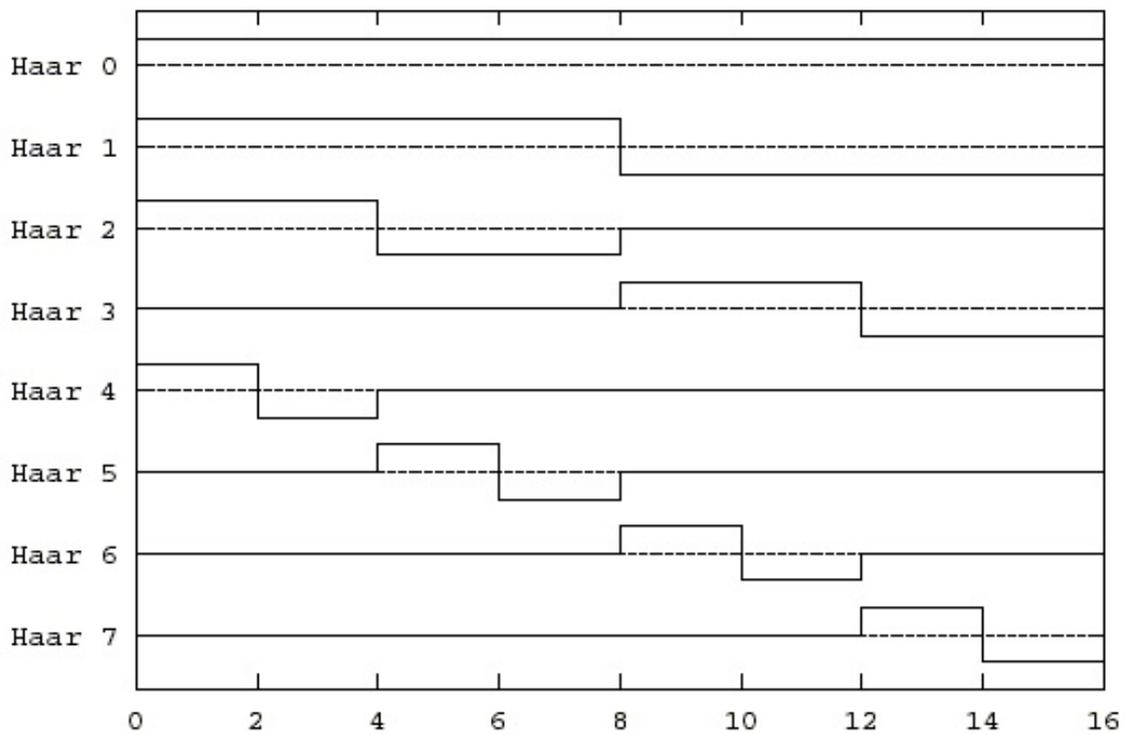


Figura 28 – Oito níveis da *Wavelet* de Haar
 Fonte: MATLAB versão R2009a

2.4.2.2 *Wavelet Sombrero* ou “Chapéu Mexicano”

A *Wavelet Sombrero* ou “Chapéu Mexicano” foi assim denominada devido à sua forma de onda se assemelhar a um chapéu mexicano conforme figura 29.

$$\psi^{(Mhat)}(t) = \frac{2(t^2 - 1)e^{-\frac{t^2}{2}}}{\pi^{\frac{1}{4}}\sqrt{3}} \quad (2.7)$$

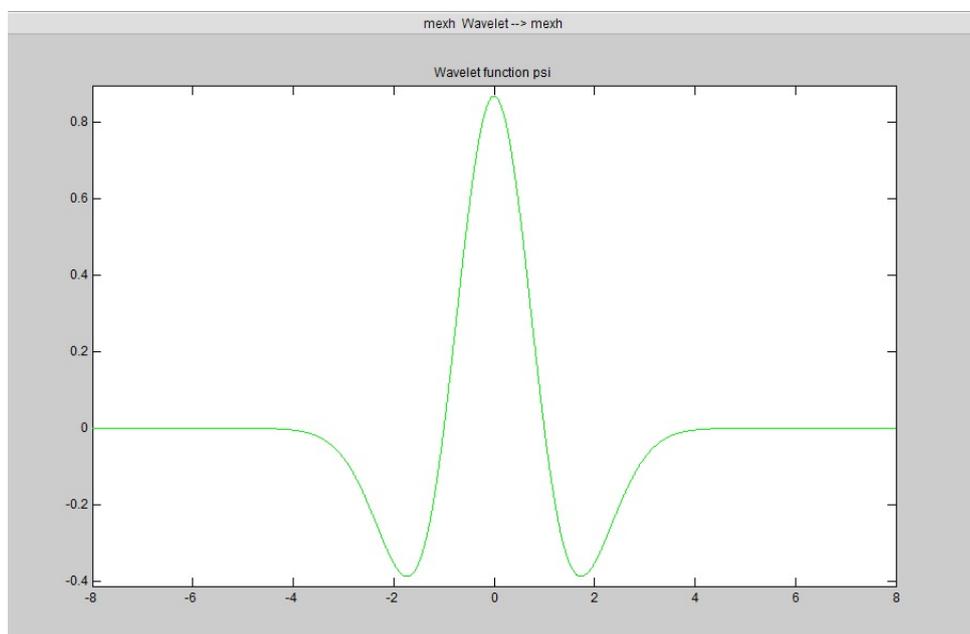


Figura 29 – *Wavelet* “Chapéu Mexicano”

Fonte: MATLAB versão R2009a

2.4.2.3 *Wavelet Densidade Gaussiana*

A derivada da função Densidade Gaussiana, nível 1, é dada por:

$$\psi^{(fdG)}(t) = gaus1 := \frac{\sqrt{2}te^{-\frac{t^2}{2}}}{\pi^{\frac{1}{4}}} \quad (2.8)$$

Ao derivarmos a função densidade diversas vezes, pode-se obter outras mais *Wavelets*, para níveis de valores n , temos *Wavelets* Gaussn, conforme figura 30.

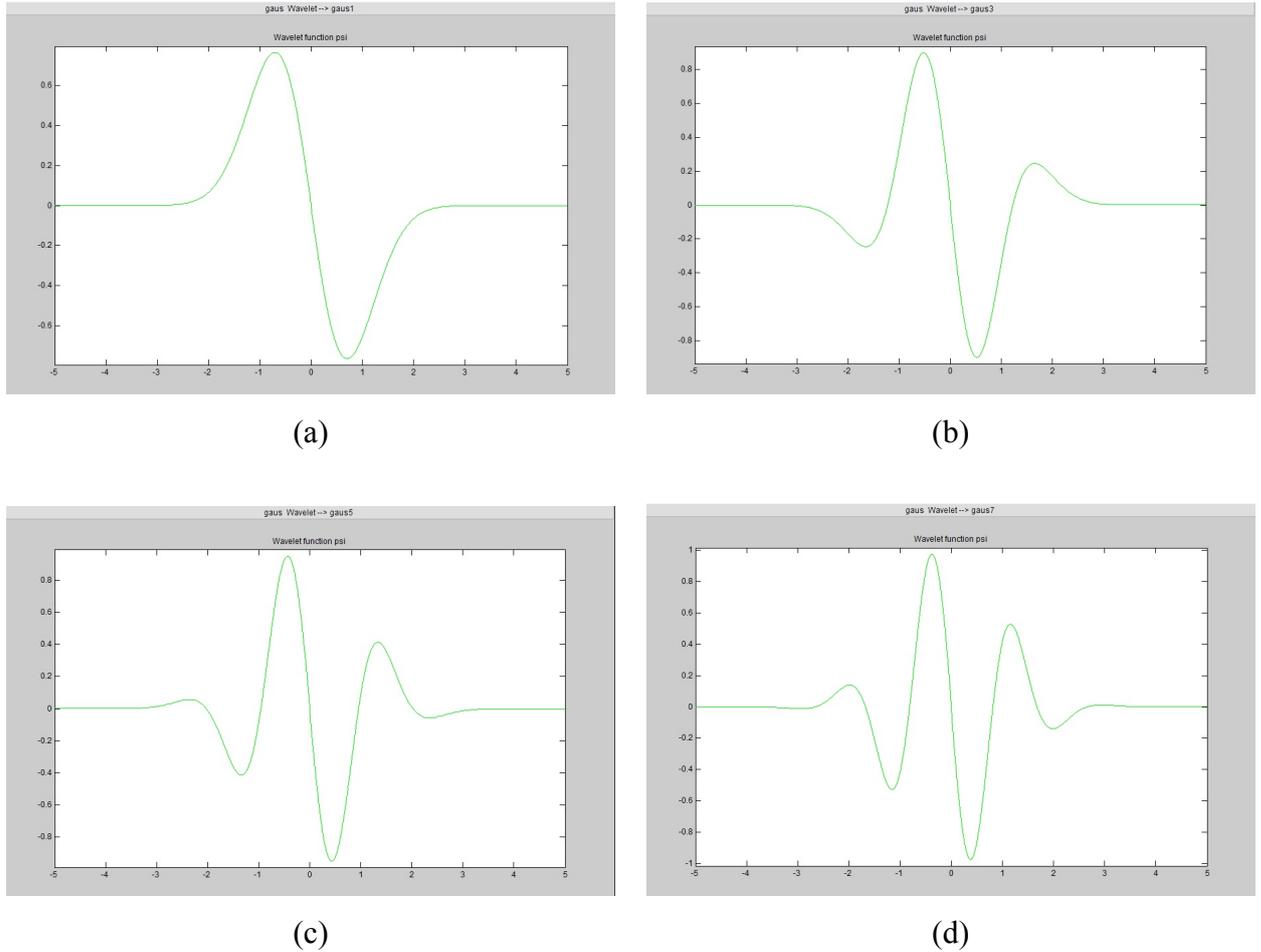


Figura 30 – *Wavelets* Densidade Gaussiana
 (a)Nível 1; (b)Nível 3; (c)Nível 5; (d)Nível 7.

Fonte: MATLAB versão R2009a

2.4.2.4 *Wavelet* de Morlet

Uma das primeiras *Wavelets* de interesse na análise de sinais foi proposta por Jean Morlet, figura 31.

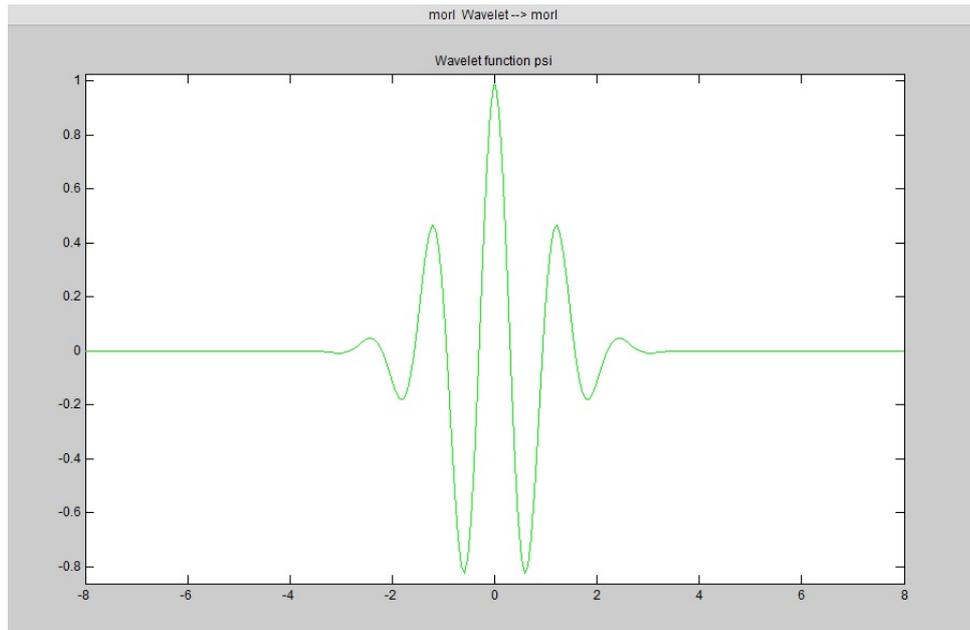


Figura 31 – *Wavelet* de Morlet
 Fonte: MATLAB versão R2009a

Morlet utilizou a *wavelet* complexa em seu trabalho de sinais geofísicos e comparando com outras *Wavelets* contínuas, esta apresenta melhores propriedades de preenchimento do plano tempo-frequência. (GOUPILLAUD; GROSSMANN; MORLET, 1984).

$$\Psi^{(Mor)}(t) = \frac{1}{\pi^{1/4}} e^{-\frac{t^2}{2}} e^{-j\omega_0 t} \quad (2.9)$$

A figura 32 mostra a *wavelet* complexa de Morlet com parte real e parte imaginária.

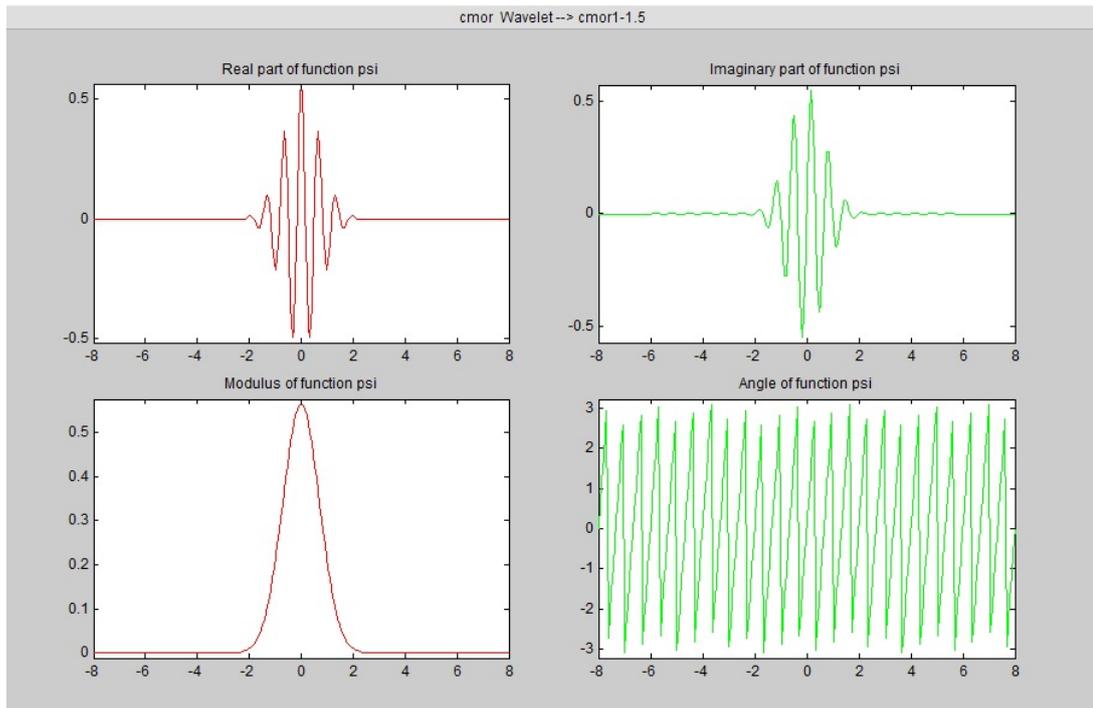


Figura 32 – *Wavelet* Complexa de Morlet

Fonte: MATLAB versão R2009a

2.4.2.5 *Wavelet* de Shannon

As *Wavelets* de Shannon são uma decomposição definida pela análise dos filtros passa-faixa ideais (OLIVEIRA, 2007). Define-se $Sinc(x) = \frac{\sin x}{x}$, $Sinc(0) = 1$.

Espectro da *wavelet* real:

$$\Psi(\omega) = \Pi\left(\frac{\omega - \frac{3\pi}{2}}{\pi}\right) + \Pi\left(\frac{\omega + \frac{3\pi}{2}}{\pi}\right) \quad (2.10)$$

em que $\Pi(t) := \begin{cases} 1, & \text{se } |t| < \frac{1}{2} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$ é a função porta normalizada.

Tomando a transformada inversa:

$$\psi^{(Sha)}(t) = \sin\left(\frac{\pi t}{2}\right) \cos\left(\frac{3\pi t}{2}\right) \quad (2.11)$$

No caso da *wavelet* complexa, pode-se usar $\psi^{(Sha)}(t) = Sinc(t)e^{-j2\pi t}$

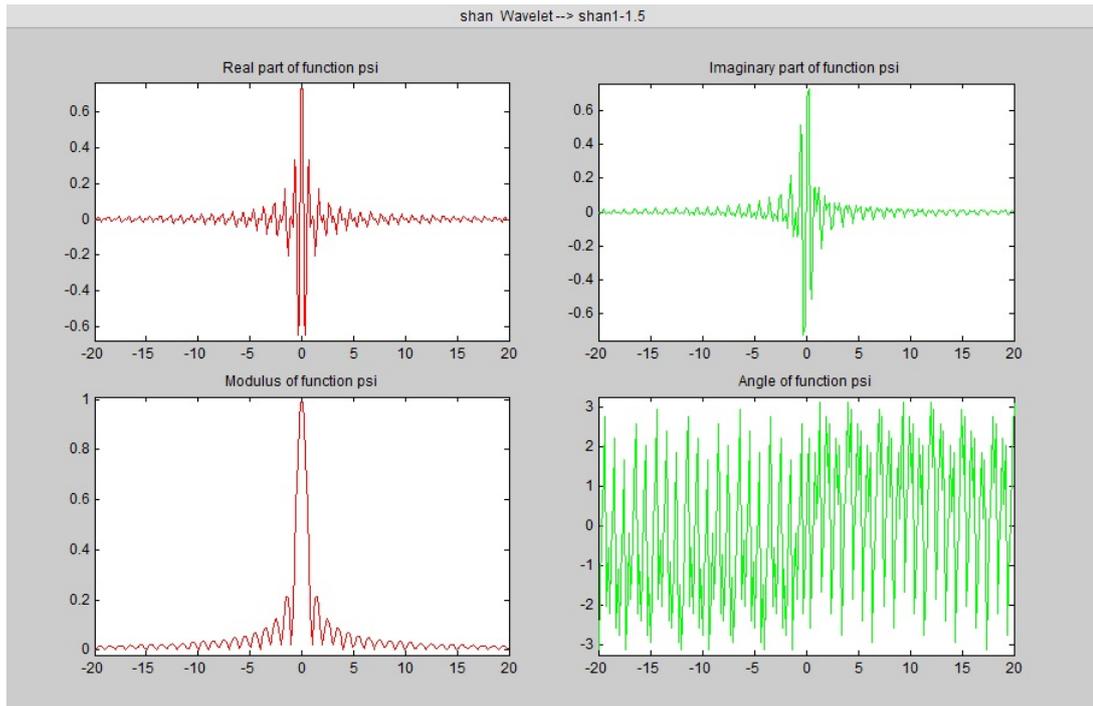


Figura 33 – *Wavelet* Complexa de Shannon

Fonte: MATLAB versão R2009a

2.4.2.6 *Wavelet* de Meyer

Definição no domínio frequencial da *Wavelet* de Meyer (OLIVEIRA, 2007).

$$\Psi(w) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \text{sen} \left[\frac{\pi}{2} \nu \left(\frac{3|w|}{2\pi} - 1 \right) \right] e^{\frac{jw}{2}} & \frac{2\pi}{3} \leq |w| \leq \frac{4\pi}{3} \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \text{cos} \left[\frac{\pi}{2} \nu \left(\frac{3|w|}{4\pi} - 1 \right) \right] e^{\frac{jw}{2}} & \frac{4\pi}{3} \leq |w| \leq \frac{8\pi}{3} \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (2.12)$$

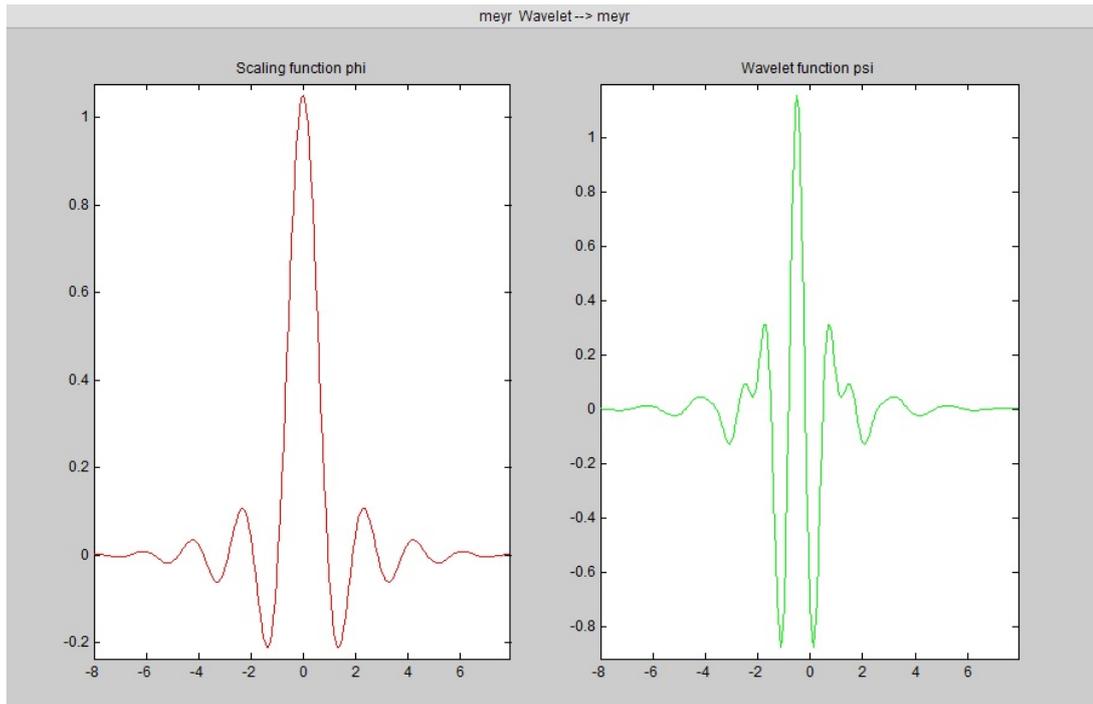


Figura 34 – *Wavelet* de Meyer
 Fonte: MATLAB versão R2009a

2.4.2.7 *Wavelet* de Daubechies

Ingrid Daubechies, à partir dos trabalhos de Mallat, (MALLAT, 1987; MALLAT; HWANG, 1992; MALLAT, 1996), construiu um conjunto de bases ortonormais de *Wavelets* suaves e com suportes compactos (DAUBECHIES et al., 1992). Os trabalhos de Daubechies são os alicerces das aplicações atuais de *Wavelets* (DAUBECHIES, 1990).

As *Wavelets* de Daubechies são geralmente representadas por “dbN”, em que N é a ordem da Daubechies e pode variar nos níveis de 1 a 45.

Segundo (OLIVEIRA, 2007), a construção de uma família de *Wavelets* ortogonais de suporte compacto foi um dos maiores desafios da teoria de *Wavelets*. A regularidade das *Wavelets* de Daubechies aumenta linearmente com N, mas também aumenta o comprimento do suporte. O suporte das *Wavelets* pode ser mostrado (DAUBECHIES, 1988) por $\psi_{2N}^{(D)}(t) = dbN$ que é o intervalo fechado dado por $[1-N, N]$.

A figura 35 apresenta alguns níveis para a função da *wavelet*-mãe de Daubechies.

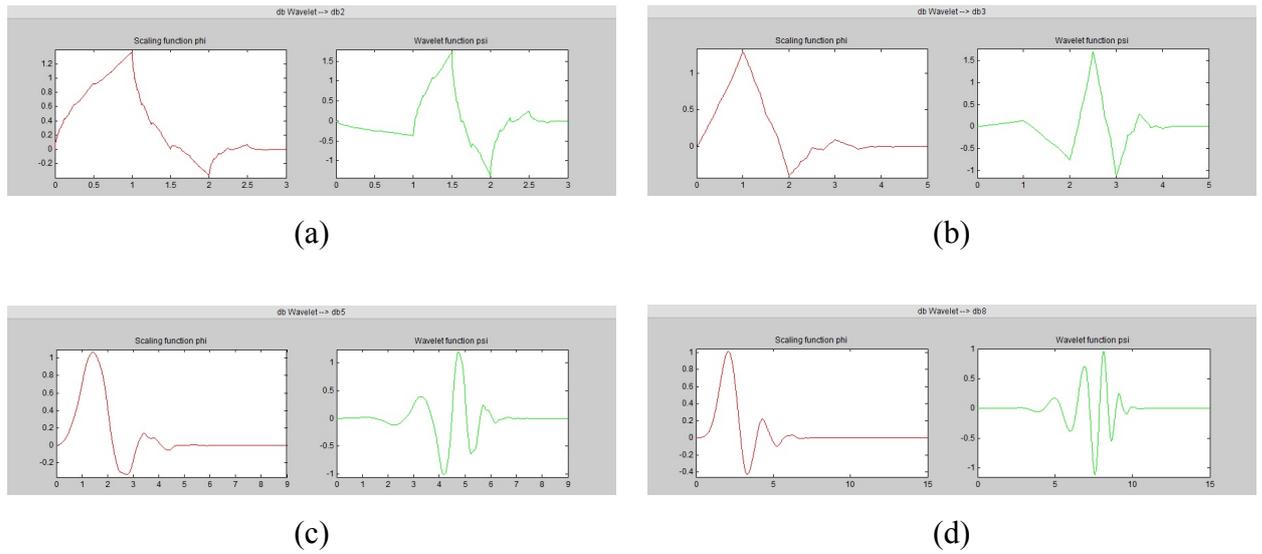


Figura 35 – *Wavelets* de Daubechies

(a)Nível 2; (b)Nível 3; (c)Nível 5; (d)Nível 8.

Fonte: MATLAB versão R2009a

2.4.2.8 *Wavelet Symmlets*

A *Wavelet Symmlet*, é uma versão modificada das *Wavelets* de Daubechies com mais simetria. A sua construção é muito semelhante às ondulações das *Wavelets* de Daubechies.

A figura 36 apresenta alguns níveis das *Wavelets Symmlets*.

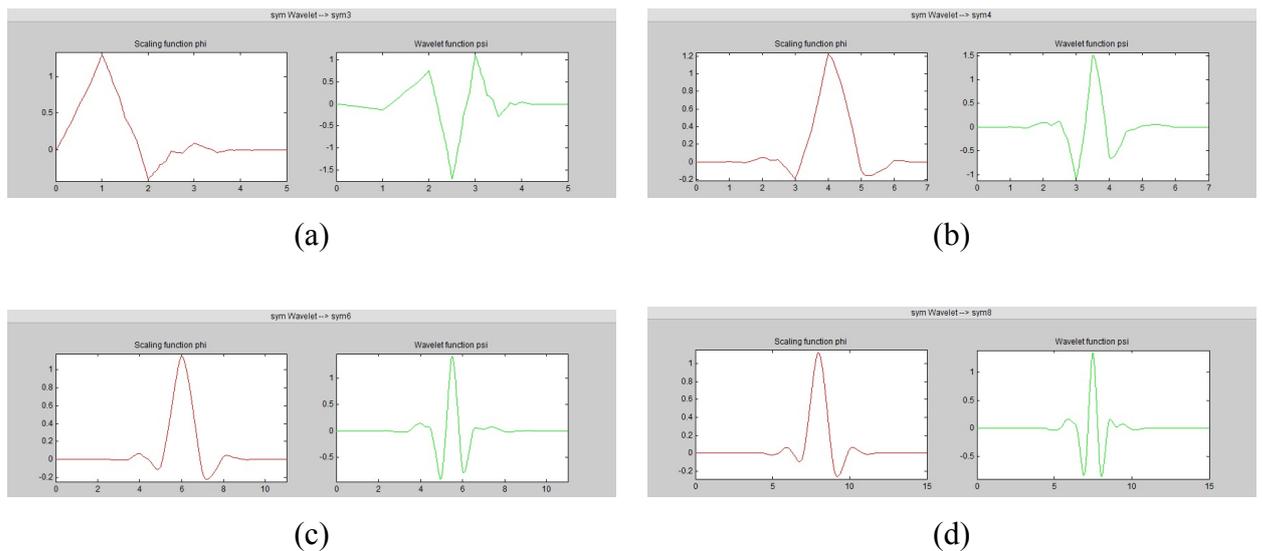


Figura 36 – *Wavelets Symmlets*

(a)Nível 3; (b)Nível 4; (c)Nível 6; (d)Nível 8.

Fonte: MATLAB versão 2009a

2.4.2.9 Wavelets Coiflets

As *Wavelets* Coiflets também são simétricas, assim como as Symmlets, e foram projetadas para garantir momentos nulos tanto na função escala $\phi(t)$ como na função *wavelet* $\psi(t)$. Foram criadas à partir das Daubechies, sob demanda de Ronald Coifman, (COIFMAN; WICKERHAUSER, 1992), em 1989, e são *Wavelets* de suporte compacto (OLIVEIRA, 2007).

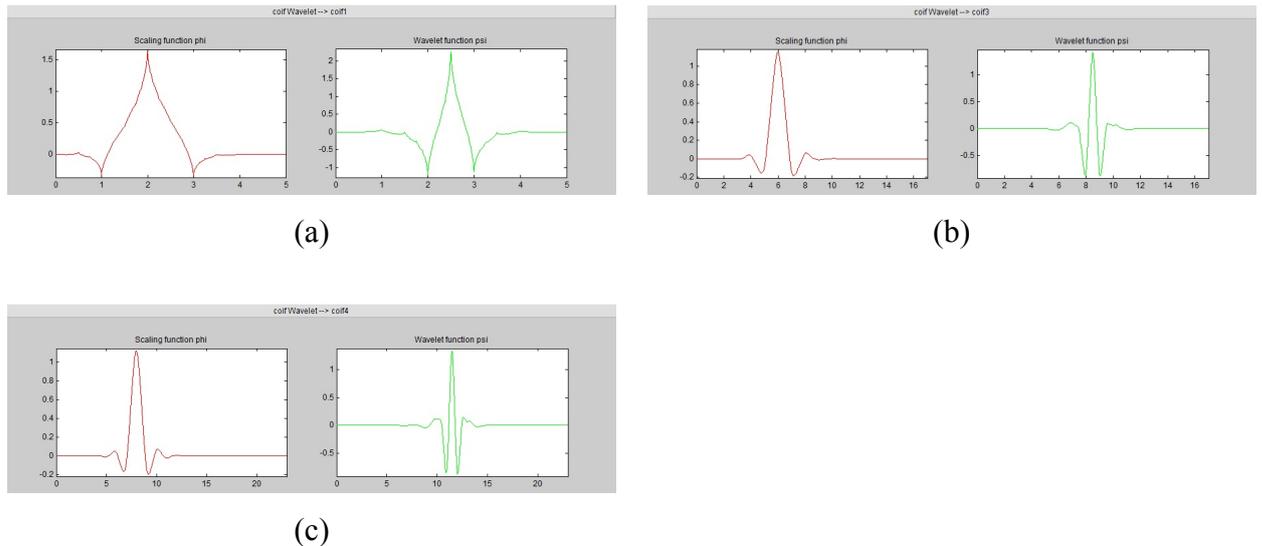


Figura 37 – *Wavelets* Coiflets

(a)Nível 1; (b)Nível 3; (c)Nível 4.

Fonte: MATLAB versão 2009a

2.4.2.10 Wavelet B-Splines

Das combinações lineares de bases polinomiais, obtém-se as curvas da família de *Wavelets B-Splines* (OLIVEIRA, 2007).

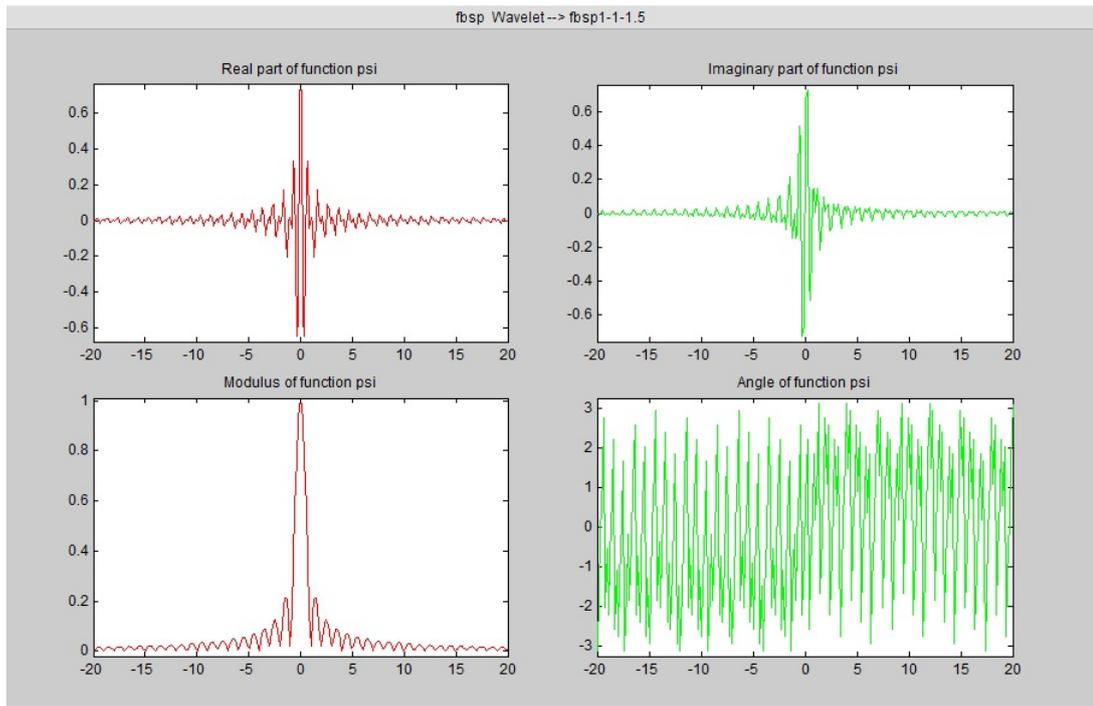


Figura 38 – *Wavelet B-Spline*.

Fonte: MATLAB versão 2009a

2.4.2.11 *Wavelet “deOliveira”*

Uma nova família de *Wavelets* ortogonais complexas são introduzidas por (OLIVEIRA; FALK; TÁVORA, 2002; OLIVEIRA; SOARES; FALK, 2003), baseada no critério de Nyquist para eliminação de Interferência Intersimbólica em Sistemas de Comunicação Digital e possuem espectro típico passa-faixa ideal (plano), com regiões assimétricas (OLIVEIRA, 2007).

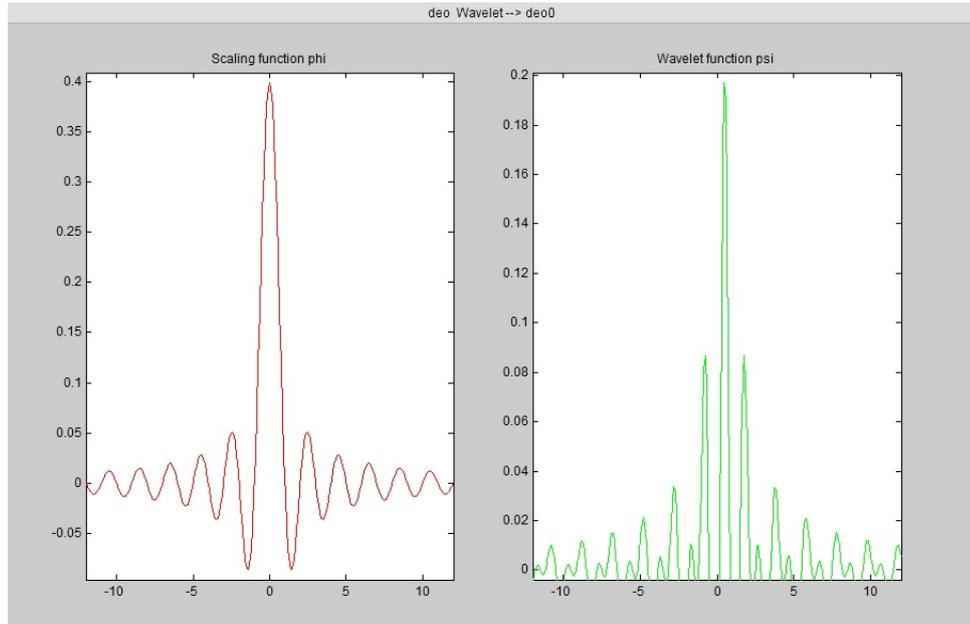


Figura 39 – *Wavelet* “deOliveira”

Fonte: MATLAB versão R2009a

A *wavelet* complexa “deOliveira” é dada por (OLIVEIRA, 2004; OLIVEIRA, 2005):

$$\Psi^{(deO)}(w) = e^{-\frac{jw}{2}} S^{(deO)}(w) \quad (2.13)$$

onde:

$$|\Psi^{(deO)}(w)| = S^{(deO)}(w) \quad (2.14)$$

em que:

$$S^{(deO)} = \begin{cases} 0 & se\ w < \pi(1 - \alpha) \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cos \frac{1}{4\alpha}(w - \pi(1 + \alpha)) & se\ \pi(1 - \alpha) < w < \pi(1 + \alpha) \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} & se\ \pi(1 + \alpha) < w < 2\pi(1 - \alpha) \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cos \frac{1}{8\alpha}(w - 2\pi(1 - \alpha)) & se\ 2\pi(1 - \alpha) < w < 2\pi(1 + \alpha) \\ 0 & se\ w > 2\pi(1 + \alpha) \end{cases} \quad (2.15)$$

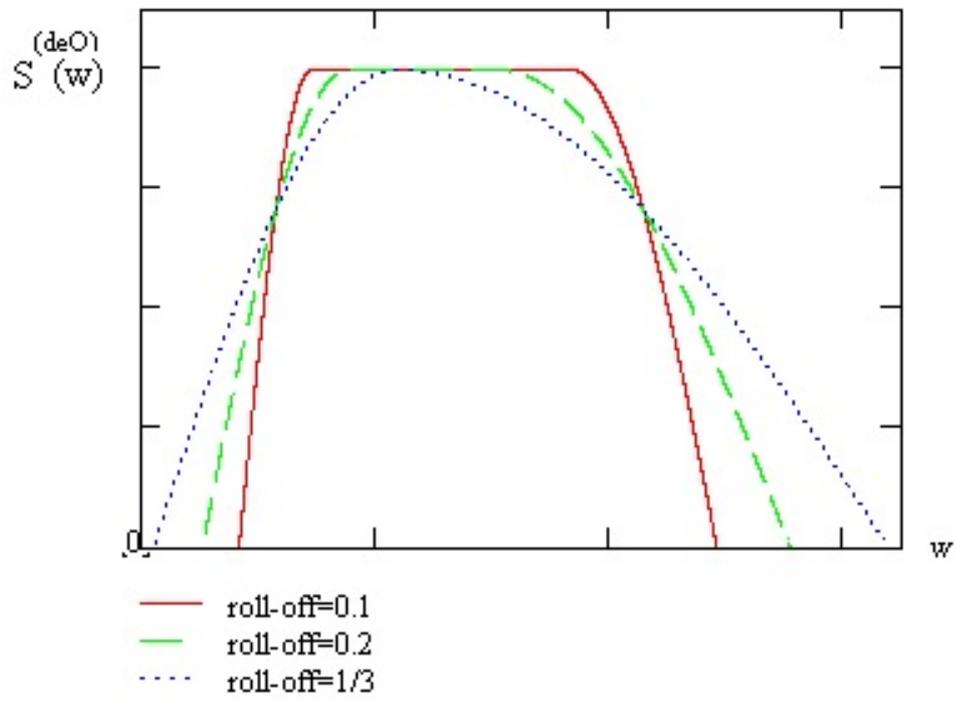


Figura 40 – Módulo da *Wavelet* “deOliveira”.

Fonte: (OLIVEIRA, 2005)

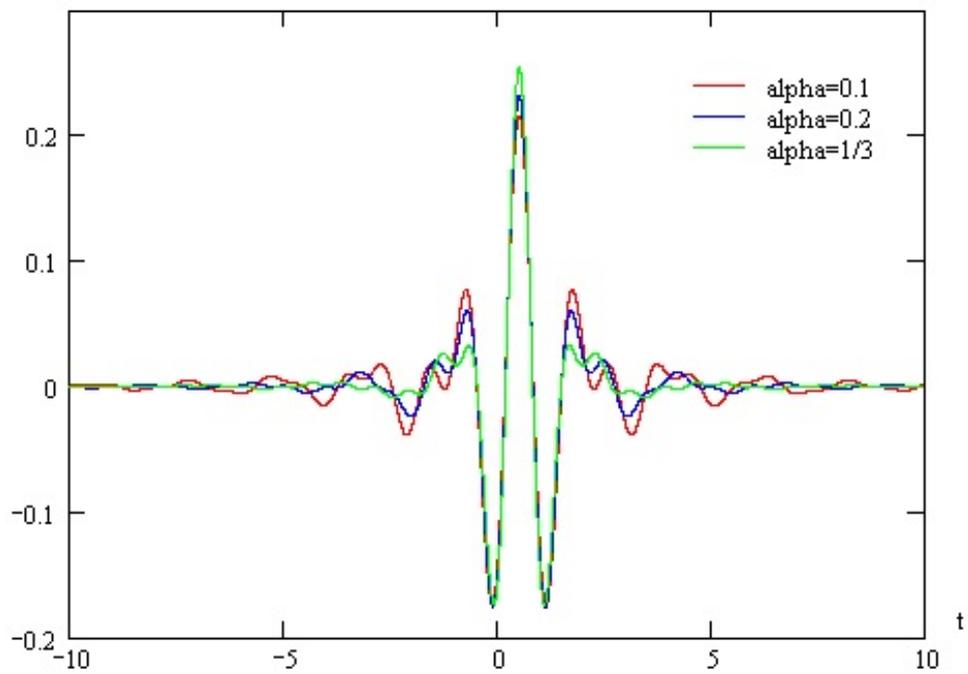


Figura 41 – *Wavelet* “deOliveira” parte real.

Fonte: (OLIVEIRA, 2005)

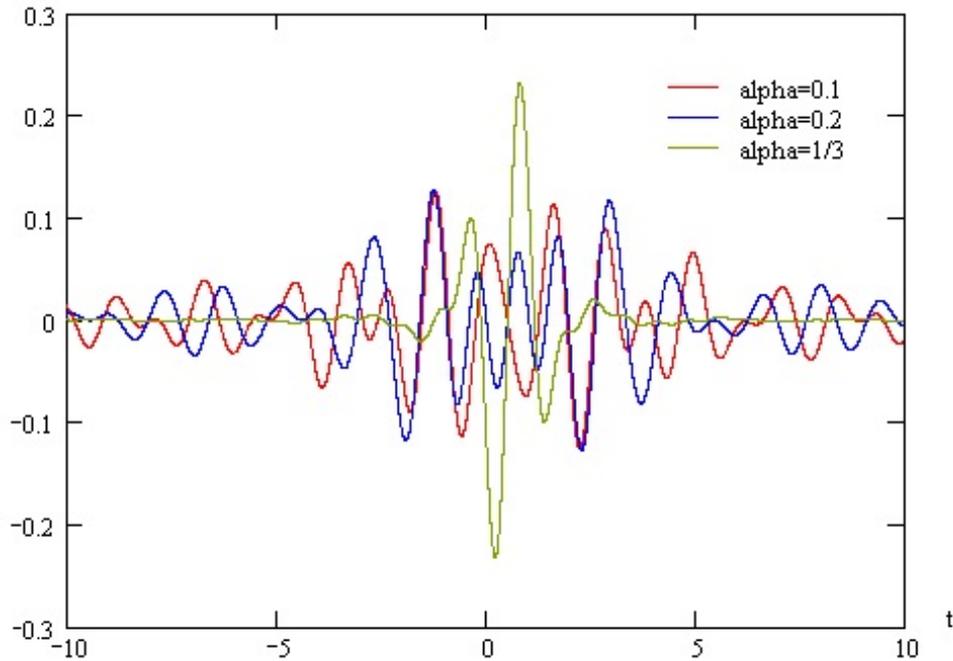


Figura 42 – *Wavelet* “deOliveira” parte imaginária.

Fonte: (OLIVEIRA, 2005)

2.4.3 *Wavelets* Discretas

A transformada discreta é a ferramenta mais utilizada para decomposição de sinais via *Wavelets* envolvendo aplicações práticas. As Transformadas Discretas de *Wavelet* (DWT) do inglês *Discrete Wavelet Transform*, foram introduzidas com a intenção de proporcionar uma descrição mais eficiente.

Na transformada discreta a translação e o escalonamento ocorrem em intervalos discretos, e não contínuos como no caso da transformada contínua. Com uma pequena modificação na equação da *wavelet* contínua, conforme descrita na equação 2.5, sendo $\Psi_{a,b}(t)$ é a CWT, e $\Psi_{m,n}(t)$ é a DWT, temos a equação 2.16, onde m e n são números inteiros, m são as variações na escala discreta e n as variações das translações discretas: $a_0 > 1$ é um parâmetro de dilatação fixo, b_0 é o fator de translação fixo e b depende agora do fator de dilatação (OLIVEIRA, 2007).

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \Rightarrow \Psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a_0^m|}} \Psi\left(\frac{t-nb_0}{a_0^m}\right), \quad (2.16)$$

Como na DWT as variações de escala e translação são diádicas, ou seja, são baseadas em potência de 2 $a = 2^j$, sendo j o nível de decomposição, isto elimina a redundância de informação que acontece na CWT.

O princípio de resolução da DWT consiste em dividir o sinal que está sendo analisado em

duas partes, uma parte com os componentes de baixa escala ou baixas frequências e a outra parte com os componentes de alta escala ou altas frequências. Os componentes de baixas frequências são denominados coeficientes de “aproximações” e os componentes de altas frequências são denominados coeficientes de “detalhes”.

A partição do sinal original em dois novos sub-sinais (um aproximado e outro detalhado) aparentemente aumenta o grau de complexidade da DWT, pois teoricamente temos o dobro de dados para analisarmos. Para evitar que isso aconteça, a decomposição na DWT é feita reduzindo-se a taxa ou variação de amostragem proporcionalmente ao número de decomposições. O processo pode ser repetido de forma a atuar sempre sobre os componentes de aproximação.

Podem ocorrer sucessivas decomposições, de modo que a limitação acontece quando no último nível de resolução a componente de detalhes consiste apenas de uma amostra. Na prática isso levaria um determinado tempo para processamento, por isso a limitação prática é determinada pela natureza do sinal.

3 METODOLOGIA

3.1 Materiais utilizados

Os materiais utilizados durante essa pesquisa foram:

- a) Analisador de espectro Agilent N9340PC;
- b) Microcomputador MacBook Pró, sistema operacional Mac OS X, processador Intel Core i5 e 16GB de memória RAM;
- c) Aplicativo MATLAB versão R2009a;
- d) Algoritmos desenvolvidos.

Foi realizado um trabalho de campo em uma operadora de CATV para aquisição de amostras do espectro. Para este trabalho foram coletadas amostras na faixa de frequência de 5MHz a 42MHz, com o uso do analisador de espectro. Nas figuras 43 e 44 são apresentados dois exemplos das amostras coletadas.

A figura 43, amostra 1, ilustra duas portadoras 16QAM e um piso de ruído de intensidade elevada no início do espectro. As portadoras que estivessem nessa faixa do espectro seriam prejudicadas por esse piso de ruído.

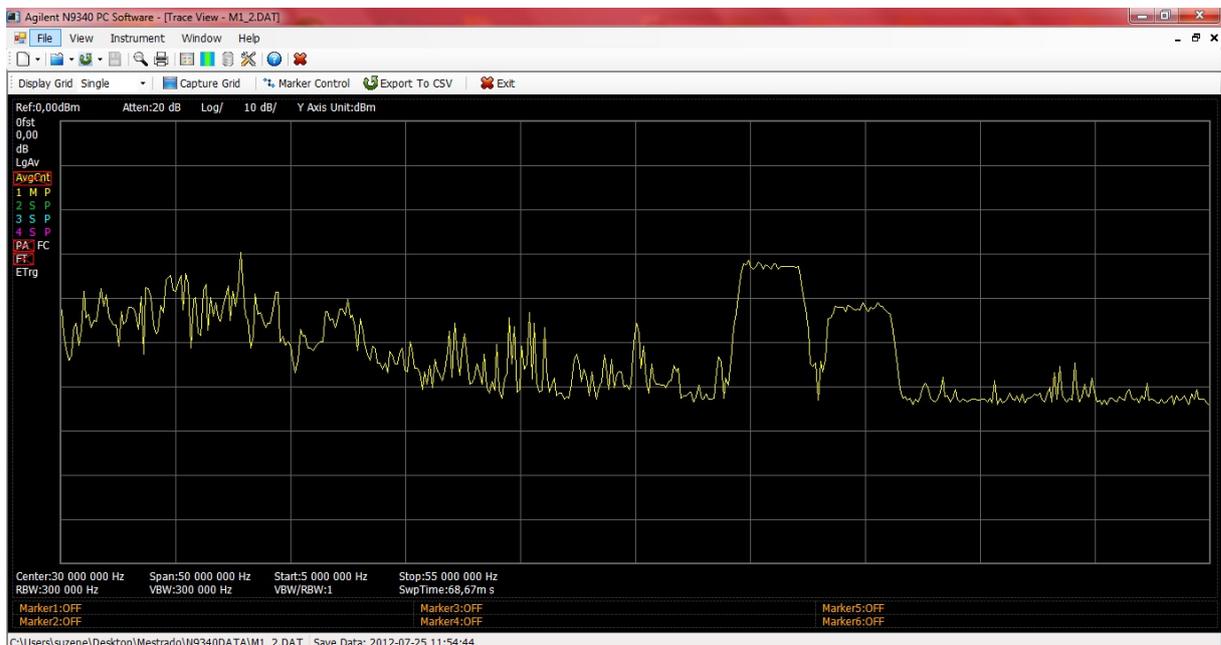


Figura 43 – Amostra coletada na operadora 1

Fonte: Autora

Na amostra 2, figura 44, é apresentada o que seria uma situação ideal, ou seja, a portadora 16QAM sem ingresso de ruído no espectro.

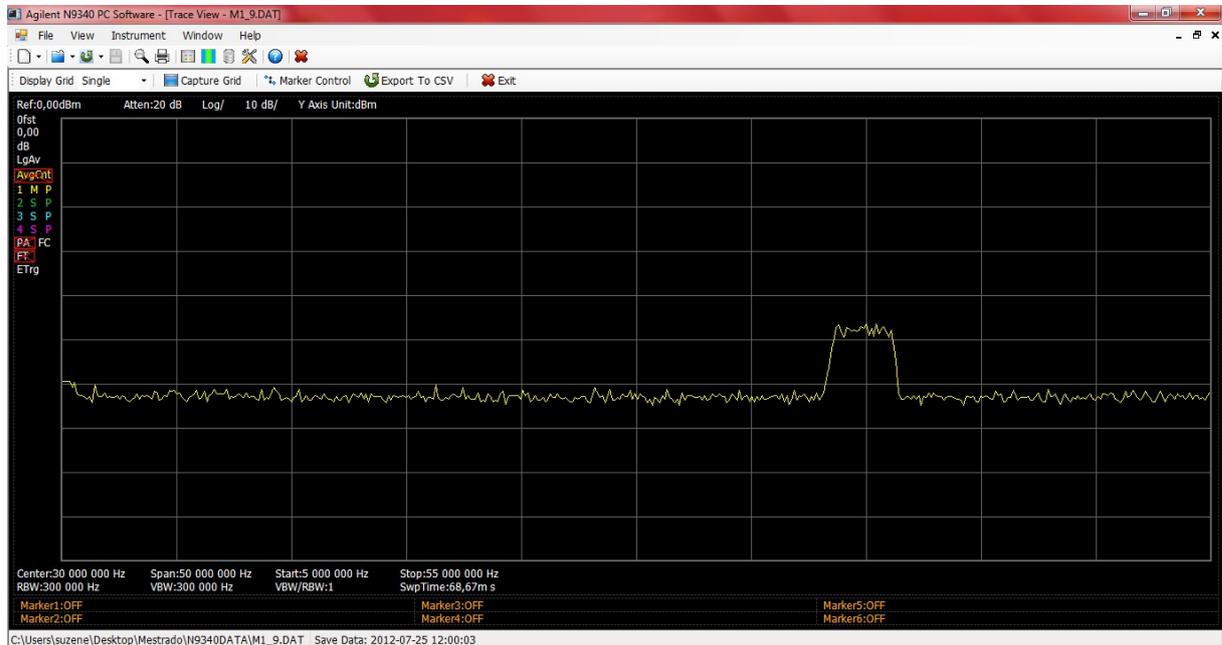


Figura 44 – Amostra coletada na operadora 2

Fonte: Autora

As amostras foram coletadas em uma operadora de CATV situada na grande São Paulo, à seguir é ilustrado o processo de coleta das amostras no *Headend* da operadora, figuras 45 a 47.

A figura 45 apresenta o analisador de espectro conectado em uma porta de testes do receptor óptico.



Figura 45 – Coleta das Amostras no *Headend 1*

Fonte: Autora

Na figura 46 é apresentada a imagem do analisador de espectro ampliada para melhor visualizar a amostra do espectro, que neste caso apresenta duas portadoras e um alto piso de ruído.

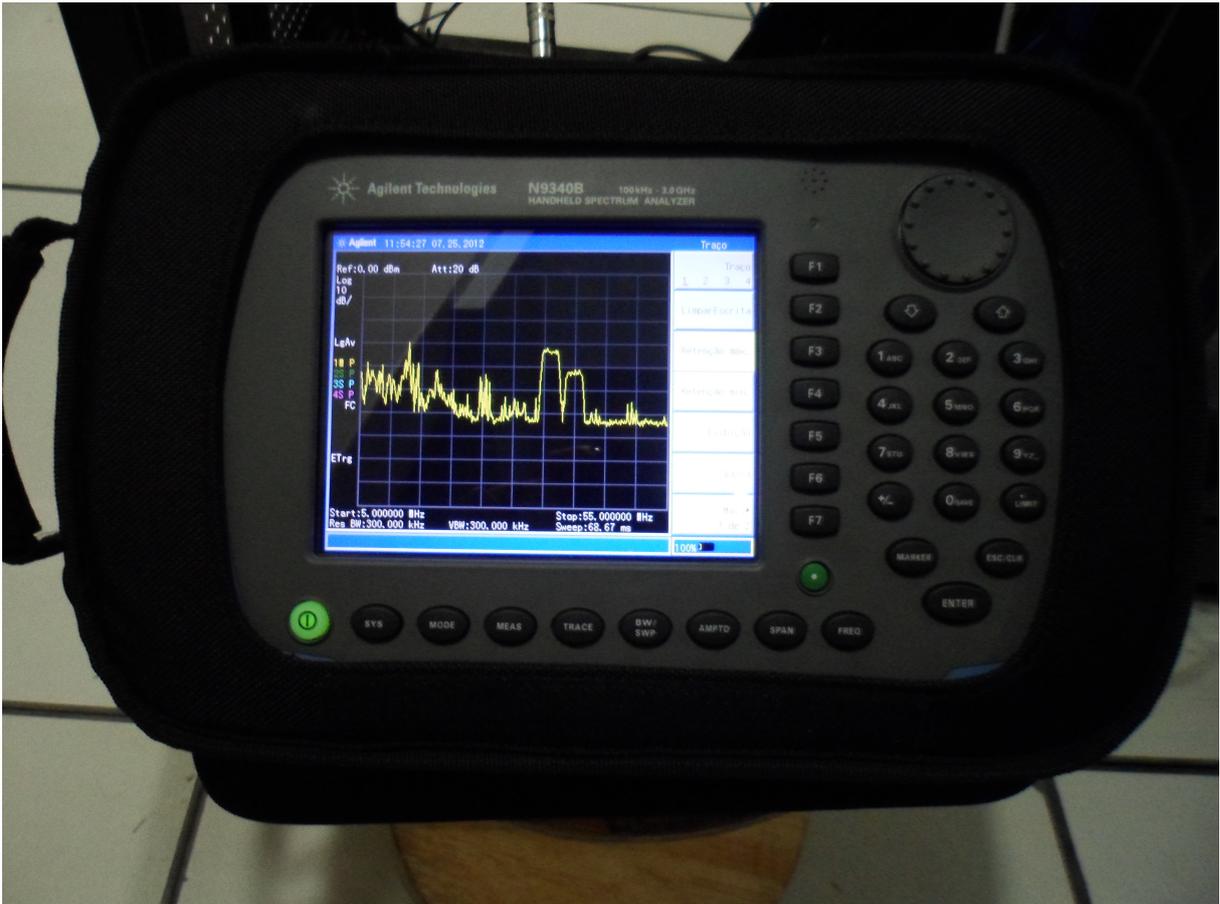


Figura 46 – Coleta das Amostras no *Headend 2*

Fonte: Autora

A figura 47 mostra um conjunto de equipamentos da operadora de CATV, incluindo receptores ópticos, moduladores digitais e caixas de conexões ópticas.

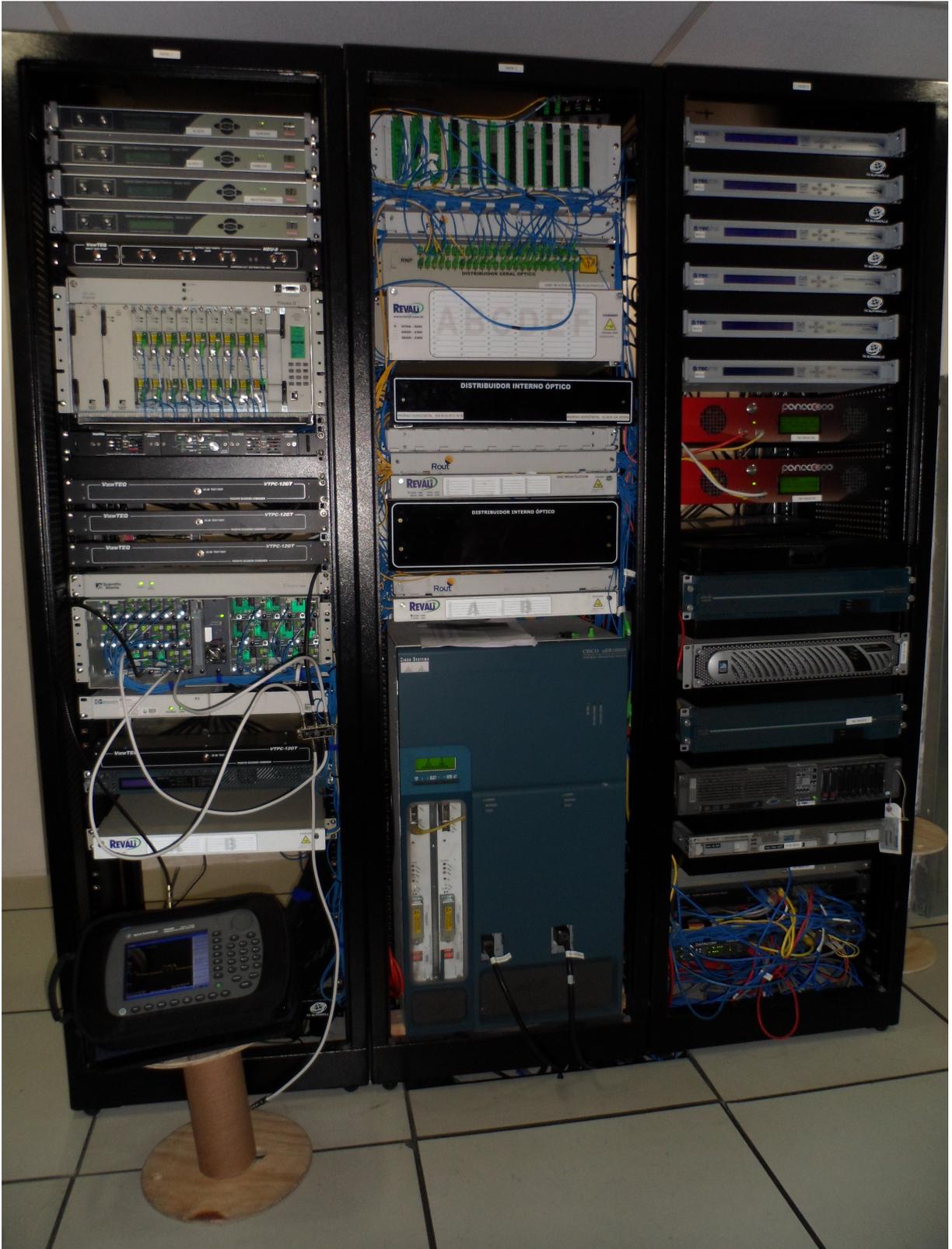


Figura 47 – Coleta das Amostras no *Headend 3*

Fonte: Autora

Durante a pesquisa de campo não foi possível coletar amostras com o problema do ruído impulsivo, pois como foi explicado anteriormente, o ruído impulsivo é randômico, esporádico e levaria semanas ou até meses para amostrá-lo, isso se ele ocorresse. Além disso, as informações obtidas na operadora, através do analisador de espectro, são capturas de telas dos pontos do espectro e resultantes de uma transformada de Fourier onde foram perdidas as informações no domínio do tempo, impossibilitando o uso da transformada Wavelet.

Com a impossibilidade de trabalhar com as amostras coletadas, foi desenvolvido um modelamento matemático, implementado na linguagem do MATLAB, para produção das amostras utilizadas neste estudo.

3.2 Modelamento Computacional da Amostra

O modelamento matemático, ou modelamento computacional, consiste na produção de amostras com os sinais de RF que compõem o estudo deste trabalho. Embora já existam modelamentos matemáticos bem precisos do espectro de RF utilizado neste estudo como mostram os trabalhos de (MILLER; THOMAS, 1976; MIDDLETON, 1979; TSIHRINTZIS; NIKIAS, 1995), foi decidido por criar um novo modelo voltado à natureza de estudo deste trabalho.

É importante notar que neste momento trata-se de uma amostra discreta e não contínua, ou seja, possui pontos definidos e finitos. A faixa de estudo do espectro neste trabalho é de 5 a 50MHz e a taxa de amostragem é 100MHz, pois segundo o Teorema de Nyquist descrito em (OPPENHEIM et al., 1999), a taxa de amostragem deve ser, no mínimo, o dobro da maior frequência que o sinal analógico pode alcançar.

Devido à limitação de memória do MATLAB e do computador utilizado, a frequência amostrada e a taxa de amostragem foram normalizadas em um fator de 1.000 para facilitar o tratamento da amostra, com isto, o tamanho da amostra é reduzido a 100.000 pontos.

Os algoritmos desenvolvidos neste trabalho foram todos implementados no aplicativo MATLAB versão R2009a.

Foram criados modelos matemáticos para:

- a) Portadora QAM, de fonte e características conhecidas;
- b) Piso de Ruído, composto pelo ruído branco e outros ingressantes no sistema;
- c) Ruídos Impulsivo, objeto de identificação deste trabalho;

3.2.1 Modelamento da Portadora QAM

As características do modelamento da portadora QAM são as seguintes:

- a) Modulação: 16QAM
- b) Largura do canal (portadora): 3,2MHz

c) Frequência central em 30MHz

Para produzir uma portadora modulada em 16QAM contendo valores aleatórios foi desenvolvido o algoritmo exibido no quadro 3.1, sendo **M** a ordem da modulação QAM utilizada, **Rs** é a taxa de símbolos, **Ns** é o número de símbolos a transmitir, **fc** é a frequência central da portadora, **x** é um vetor que contém informações randômicas de acordo com os parâmetros **Ns** e **M**, **y** é um vetor com o resultado da modulação 16QAM de **x**, **I** é um vetor que contém a parte real do vetor **y**, **Q** é um vetor que contém a parte imaginária do vetor **y**, **t** é um vetor com os tempos da futura portadora, **Ts** é o período de amostragem, **C1** é um vetor com a informação I modulada na frequência **fc**, **C2** é um vetor com a informação Q modulada na frequência **fc** e **qam16** é a soma dos vetores **C1** e **C2**.

```

% portadora 16QAM
M = 16; % ordem da modulacao QAM
Rs = 2000; % taxa de simbolos
Ns = 2000; % numero de simbolos
fc = 30000; % frequencia central em Hz
Ts = 1/100000; % periodo de amostragem

x = randint(Ns,1,M);
y = modulate(modem.qammod(M),x);

% Modulacao
I=real(y);
Q=imag(y);
t = 0 : Ts : (length(y) - 1) * Ts;
C1 = I .* (sin(2*pi * fc * t));
C2 = Q .* (cos(2*pi * fc * t));
qam16 = C1 + C2;

```

Quadro 3.1 – Código da modulação 16QAM

A figura 48 mostra no item (a) parte da portadora 16QAM, em função do tempo, modulada na frequência central de 30MHz, no item (b) tem-se a FFT do mesmo sinal, o qual é aplicado um filtro “passa-faixa” digital, ou seja, um filtro de resposta ao impulso finita (FIR),

do Inglês *Finite Impulse Response*, do tipo janela de Kaiser centrado em 30MHz e com largura de 3,2MHz, para simular o equipamento real, que possui um filtro do tipo *Superficial Acoustic Wave* (SAW) em sua saída RF, e o resultado no ítem (c).

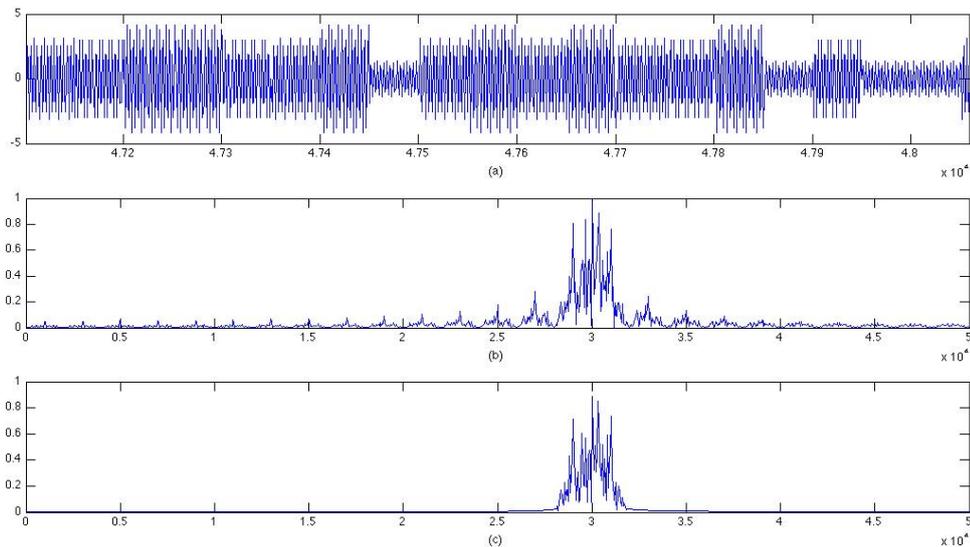


Figura 48 – Portadora 16QAM

Fonte: Autora

Os parâmetros do filtro aplicado na portadora 16QAM são demonstrados no quadro 3.2, sendo **fcuts** o vetor com as frequências limites da banda em Hz, **mags** o vetor da função amplitude, **devs** o vetor de desvios, **fs** a frequência de amostragem, **n** a ordem do filtro, **wn** o vetor com as frequências normalizadas dos limite da banda, **beta** o vetor com os parâmetros do filtro Kaiser, **ftype** o tipo do filtro e **bQAM** o vetor com os parâmetros do filtro.

```
% Filtro Passa-Faixa centrado em 30MHz com 3,2MHz de largura
fcuts=[28000 28400 31600 32000];
mags=[0 1 0];
devs=[0.01 0.01 0.01];
[n,wn,beta,ftype]= kaiserord(fcuts,mags,devs,fs);
bQAM=fir1(n,wn,ftype,kaiser(n+1,beta));
```

Quadro 3.2 – Código do filtro “passa-faixa”

3.2.2 Modelamento do Piso de Ruído

Para modelar o piso de ruído foi utilizada uma função que gera números aleatórios de distribuição normal, quadro 3.3, sendo **fs** a frequência de amostragem, **A** a amplitude do ruído, **t** o vetor de tempo e **r** o vetor que contém o ruído de fundo ou piso de ruído. A saída dessa função é combinada aos outros componentes do modelo.

```
% piso de ruido
fs = 100000; % frecuencia de amostragem
A = 2; % amplitude do ruido
t = (0:fs-1)*(1/fs);
r = A*randn(size(t));
```

Quadro 3.3 – Código do piso de ruído

No gráfico superior da figura 49 é mostrado a resultante do modelo do ruído em função do tempo e no gráfico inferior é mostrado a FFT do mesmo sinal. Percebe-se que o ruído é espalhado uniformemente em toda a faixa de frequência.

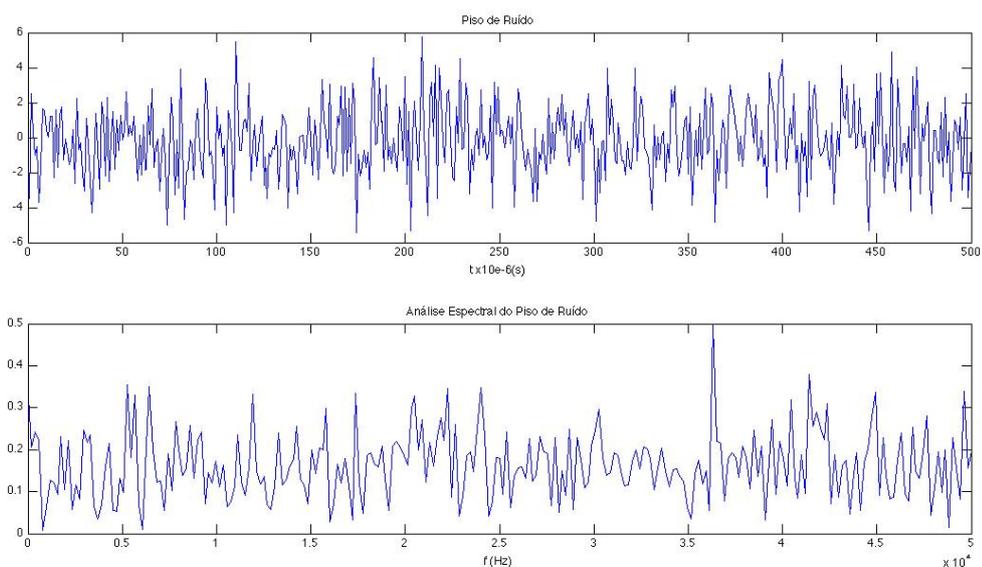


Figura 49 – Piso de Ruído ou Ruído de Fundo

Fonte: Autora

3.2.3 Modelamento dos Ruídos Impulsivos

Na modelagem do ruído impulsivo, é utilizada a função seno para criar diversas portadoras em frequências harmônicas que simula uma fonte de ruído impulsivo. A combinação dessas portadoras é somada aos demais sinais do modelo. O algoritmo desenvolvido é apresentado no quadro 3.4, sendo **A** a amplitude do ruído, **F1** a frequência central do ruído impulsivo, **imp1** o vetor que contém as informações do ruído impulsivo, **yy** o vetor das amplitudes da composição do ruído, **ii** o vetor das frequências da composição do ruído e **t** o vetor de tempo. Neste trabalho foi utilizado um ruído impulsivo, mas o algoritmo pode ser modificado para implementar quantos ruídos impulsivos forem desejados.

```
% Ruído impulsivo
A = 30; % amplitude do ruído
F1 = 8500; % frequência central do ruído
imp1=0; % componentes harmônicas do ruído
yy = linspace(0.3,1,10);
ii = (F1)./(linspace(1.1,1,10));
for xx = 1:1:10
    imp1 = imp1 + yy(xx)*A*sin(2*pi*ii(xx)*t);
end
yy = linspace(1,0.3,10);
ii = (F1)./(linspace(1,0.9,10));
for xx = 2:1:10
    imp1 = imp1 + yy(xx)*A*sin(2*pi*ii(xx)*t);
end
```

Quadro 3.4 – Código do ruído impulsivo

Na figura 50 o gráfico superior mostra as componentes harmônicas que compoem o ruído impulsivo em função do tempo, o segundo gráfico mostra as componentes harmônicas combinadas ou ruído impulsivo em função do tempo e no terceiro gráfico, a transformada FFT do ruído impulsivo.

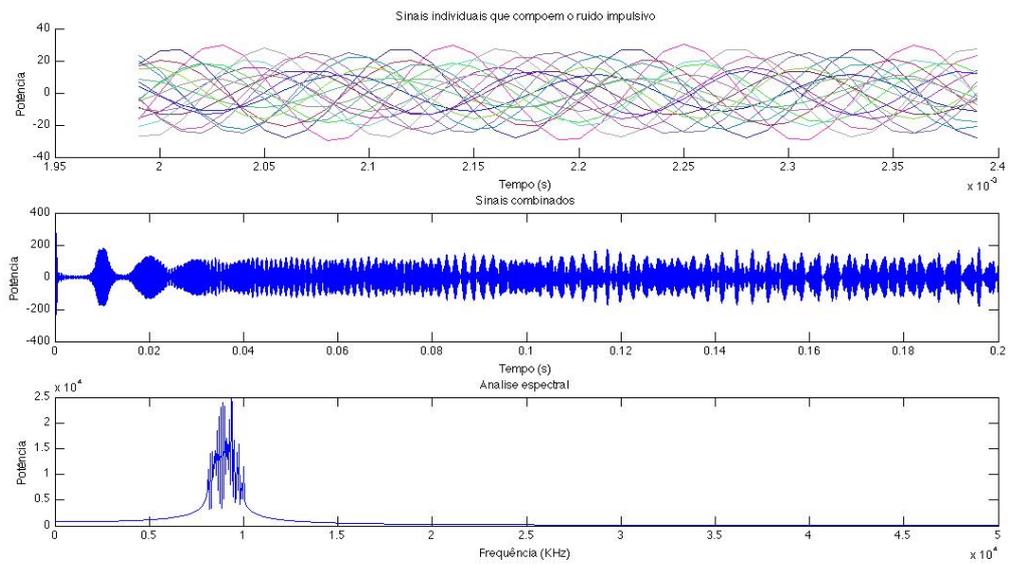


Figura 50 – Ruído Impulsivo

Fonte: Autora

3.2.4 Modelo Final

A figura 51 apresenta o modelo final com a portadora 16QAM, o piso de ruído e o ruído impulsivo combinados.

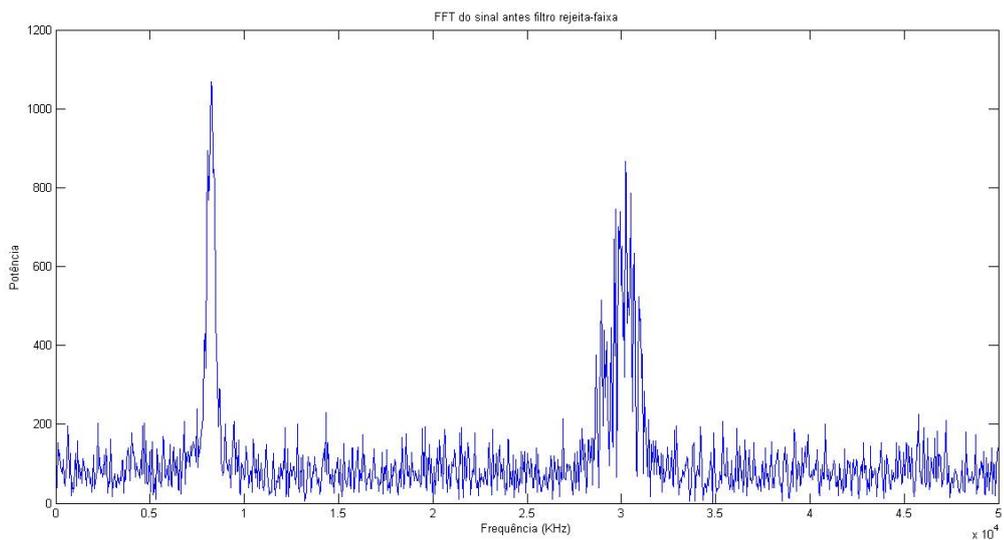


Figura 51 – Modelo Final

Fonte: Autora

Este espectro é encontrado na porta de saída do receptor óptico que recebe a fibra óptica oriunda de uma célula HFC. Este ponto é indicado pela letra “B” na figura 52.

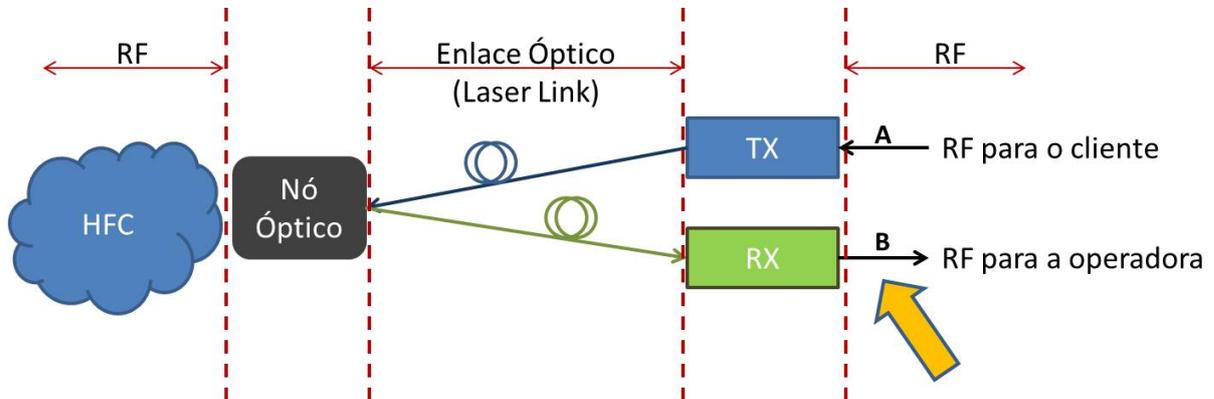


Figura 52 – Representação em blocos de parte do *headend*

Fonte: Autora

De posse das amostras modeladas, foram desenvolvidos três métodos para o estudo da identificação do ruído impulsivo, onde o primeiro método consiste no cálculo da energia das amostras secundárias ou sub-amostras no domínio do tempo, o segundo método é o cálculo da energia dos coeficientes da *Wavelet* aplicada nas sub-amostras e o terceiro método consiste na análise do escalograma obtido através da aplicação da *Wavelet* na amostra após o pré-tratamento.

Para o estudo dos métodos citados, foi desenvolvido um pré-tratamento da amostra em análise.

3.3 Pré-tratamento

O pré-tratamento consiste em remover do espectro da amostra modelada a portadora 16QAM, tendo em vista que não se trata de ruído, mas de informações ou dados provenientes dos *Cable Modems* instalados nos assinantes. Para remover a portadora aplica-se um filtro “rejeita-faixa”, filtro FIR, do tipo janela de Kaiser, centrado em 30MHz e com largura de 3,2MHz, conforme ilustrado no quadro 3.5, sendo **fcuts** o vetor com as frequências limites da banda em Hz, **mags** o vetor da função amplitude, **devs** o vetor de desvios, **fs** a frequência de amostragem, **n** a ordem do filtro, **wn** um vetor com as frequências normalizadas dos limite da banda, **beta** um vetor com os parâmetros do filtro Kaiser, **ftype** o tipo do filtro e **FRF** um vetor com os parâmetros do filtro, neste caso filtro “rejeita-faixa”. A amostra resultante deste pré-tratamento será referida como “amostra primária”.

```

% Filtro Rejeita-Faixa centrado em 30MHz com 3,2MHz de largura
fcuts=[28000 28400 31600 32000];
mags=[1 0 1];
devs=[0.05 0.01 0.05];
[n,wn,beta,ftype]= kaiserord(fcuts,mags,devs,fs);
n=n+rem(n,2); % n \ 'e par em FRF
FRF=fir1(n,wn,ftype,kaiser(n+1,beta));

```

Quadro 3.5 – Código do filtro “rejeita-faixa”

A figura 53 resume o pré-tratamento da amostra.



Figura 53 – Pré-tratamento

Fonte: Autora

3.4 Banco de filtros digitais

Para o estudo dos métodos 1 e 2 a amostra primária é submetida à um banco de filtros composto por 44 filtros digitais FIR, “passa-faixa”, do tipo janela de Kaiser, que segmenta a amostra primária em 44 amostras secundárias ou sub-amostras de largura de 1MHz do espectro. No quadro 3.6 é apresentado o algoritmo que produz os parâmetros dos 44 filtros digitais, sendo **mags** o vetor da função amplitude, **devs** o vetor de desvios, **fcuts** o vetor com as frequências limites da banda em Hz, **fs** a frequência de amostragem, **n** a ordem do filtro, **wn** um vetor com as frequências normalizadas dos limite da banda, **beta** um vetor com os parâmetros do filtro Kaiser, **ftype** o tipo do filtro e **filtros** uma matriz de 44 linhas onde em cada linha é armazenado os parâmetros de cada filtro.

```

% Banco de filtros passa-faixa de largura 1MHz
mags = [ 0 1 0 ];
devs=[0.01 0.05 0.01];
filtros = [];
for i = 5000:1000:50000-1200
    fcuts = [ i-200 i i+1000 i+1200 ];
    [n,wn,beta,ftype]= kaiserord(fcuts,mags,devs,fs);
    b =fir1(n,wn,ftype,kaiser(n+1,beta));
    filtros = [ filtros ; b ];
end

```

Quadro 3.6 – Código do banco de filtros “passa-faixa”

A figura 54 ilustra o processo da aplicação do banco de filtros na amostra primária.

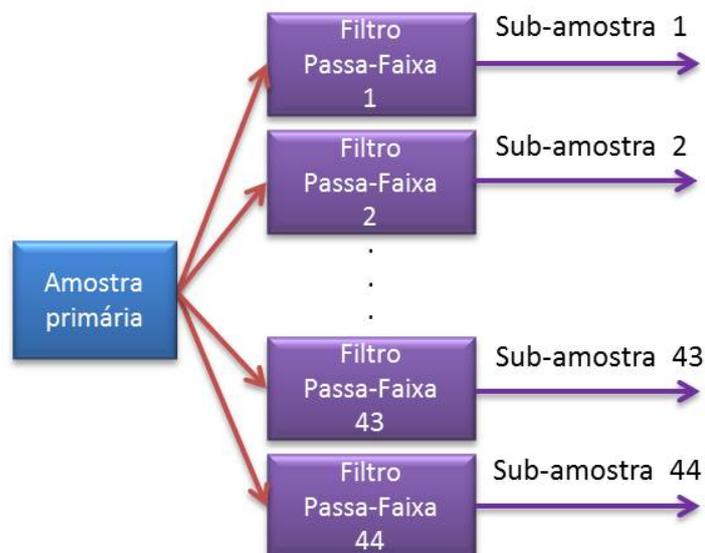


Figura 54 – Aplicação do Banco de Filtros

Fonte: Autora

A figura 55, ilustra a amostra primária dividida em 44 sub-amostras. Para melhor visualização, cada bloco de 1MHz do espectro foi grafado com uma cor diferente.

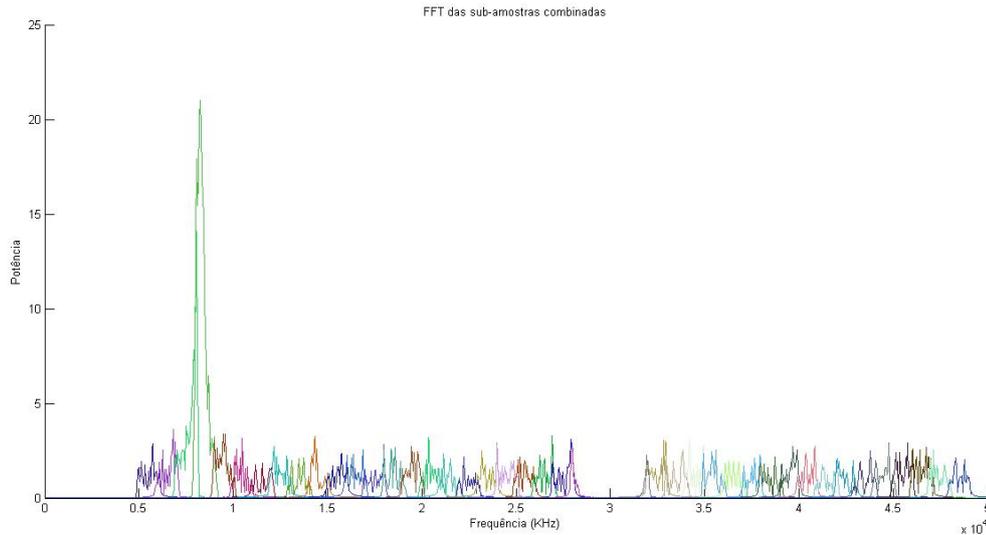


Figura 55 – Amostra primária segmentada pelo bancos de filtros

Fonte: Autora

3.5 Primeiro método - Cálculo de energia Direto

Este método é chamado de cálculo de energia Direto, pois, é realizado o cálculo da energia do sinal no domínio do tempo diretamente na saída do banco de filtros, através da equação 3.1, sendo E_j a energia calculada da sub-amostra j , $A_{j,i}$ o valor da sub-amostra j em um instante.

$$E_j = \sum_{i=1}^n A_{j,i}^2 \quad (3.1)$$

À partir do cálculo da energia, o valor é então verificado contra um valor de limiar ou *threshold* calculado pela equação 3.2, sendo Th_{M1} o valor de *threshold* e E_j a energia calculada da sub-amostra j .

Para eliminar falsos positivos, ou seja, quando não houver o ruído impulsivo, é possível estipular um valor mínimo de *threshold* para evitar que o algoritmo considere apenas a energia média do piso de ruído.

$$Th_{M1} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n E_j \quad (3.2)$$

Para detecção dos picos de energia, é subtraído o valor de E_j do valor de *threshold*, conforme equação 3.3, sendo $P1_j$ um vetor que armazena o resultado da detecção dos picos de

energia, E_j a energia calculada da sub-amostra j e Th_{M1} o valor de *threshold*.

$$P1_j = [E_j - Th_{M1}] \Big|_{j=1}^n \quad (3.3)$$

O resultado é comparado conforme equação 3.4.

$$Resultado = \begin{cases} P1_j & \text{se } P1_j \geq 0 \\ 0 & \text{se } P1_j < 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

A figura 56 ilustra o cálculo da energia direto e a comparação com um limiar.

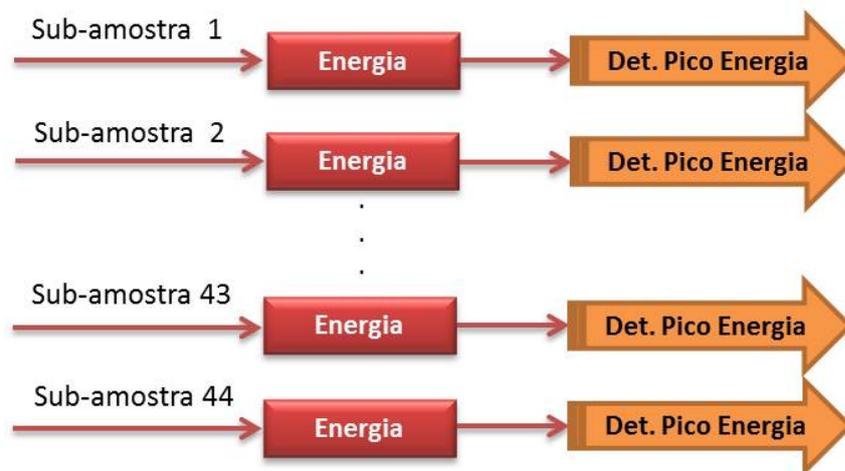


Figura 56 – Cálculo da energia Direto

Fonte: Autora

3.6 Segundo método - Cálculo de energia dos coeficientes *Wavelets*

A transformada *Wavelet* acarreta naturalmente um *downsampling* ou sub-amostragem, conforme figura 57, que resulta em dois conjuntos de coeficientes, o primeiro conjunto resulta de um filtro passa-baixa, $g[n]$, que são os coeficientes de aproximação e o segundo conjunto resulta de um filtro passa-alta, $h[n]$, que são os coeficientes de detalhes.

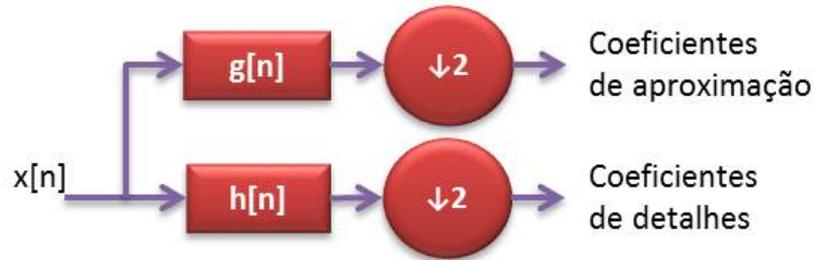


Figura 57 – Bancos de filtros da Transformada Discreta de *Wavelet*

Fonte: Autora

A transformada *Wavelet* é aplicada em cada uma das quarenta e quatro sub-amostras e para cada sub-amostra resulta em dois conjuntos de matrizes, ou de coeficientes, figura 58, sendo A_j os coeficientes *Wavelets* de aproximação e D_j os coeficientes *Wavelets* de detalhes da sub-amostra j .

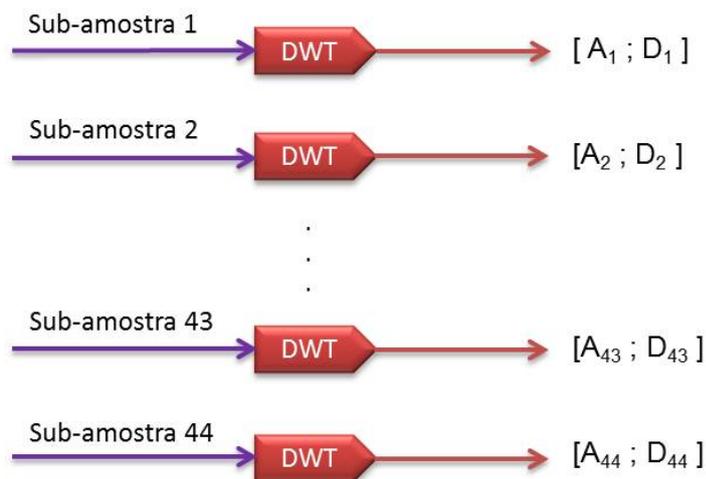


Figura 58 – Aplicação da Transformada Discreta de *Wavelet*

Fonte: Autora

Neste trabalho foram utilizadas algumas *Wavelets*, tais como Haar, Chapéu Mexicano, Gauss, Daubechies e Symmlets, com a finalidade de verificar o tempo computacional consumido por cada *Wavelet*.

De posse dos coeficientes *Wavelets*, é calculada a energia de cada conjunto de coeficientes. A equação 3.5 apresenta o cálculo da energia dos coeficientes de aproximação, sendo Ea_j a energia dos coeficientes de aproximação da sub-amostra j e $A_{j,i}$ o coeficiente de aproximação i da sub-amostra j .

$$Ea_j = \sum_{i=1}^n A_{j,i}^2 \quad (3.5)$$

A equação 3.6 é similar à anterior, e calcula a energia dos coeficientes de detalhes, sendo Ed_j a energia dos coeficientes de detalhes da sub-amostra j e $D_{j,i}$ o coeficiente de detalhes i da sub-amostra j .

$$Ed_j = \sum_{i=1}^n D_{j,i}^2 \quad (3.6)$$

Na sequência é criado um novo vetor conforme equação 3.7, sendo M_j o vetor que contém a média da soma das energias dos coeficientes de aproximação e de detalhes da sub-amostra j , Ea_j a energia dos coeficientes de aproximação da sub-amostra j e Ed_j a energia dos coeficientes de detalhes da sub-amostra j .

$$M_j = \frac{Ea_j + Ed_j}{2} \quad (3.7)$$

Semelhante ao método anterior, é verificado o valor desta energia contra um valor de limiar ou *threshold*, equação 3.8, sendo Th_{M2} o valor de *threshold* e M_j o vetor que contém a média da soma das energias dos coeficientes de aproximação e de detalhes da sub-amostra j .

Para eliminar falsos positivos, ou seja, quando não houver o ruído impulsivo, é possível estipular um valor mínimo de *threshold* para evitar que o algoritmo considere apenas a energia média do piso de ruído.

$$Th_{M2} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n M_j \quad (3.8)$$

Para a detecção dos picos de energia, é subtraído o valor de M_j do valor de *threshold*, conforme equação 3.9, sendo $P2_j$ um vetor que armazena o resultado da detecção dos picos de energia, E_j a energia calculada da sub-amostra j e Th_{M2} o valor de *threshold*.

$$P2_j = [E_j - Th_{M2}] \Bigg|_{j=1}^n \quad (3.9)$$

O resultado é comparado conforme equação 3.10.

$$Resultado = \begin{cases} P2_j & \text{se } P2_j \geq 0 \\ 0 & \text{se } P2_j < 0 \end{cases} \quad (3.10)$$

A figura 59 ilustra o cálculo da energia dos coeficientes *Wavelets* e a comparação com um limiar.

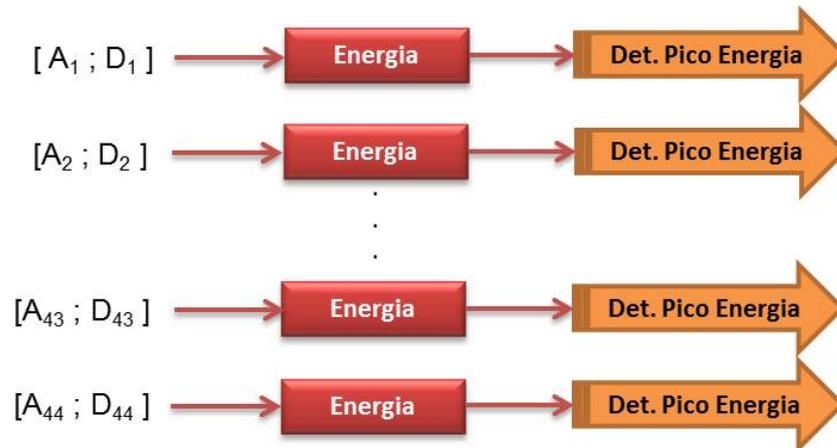


Figura 59 – Cálculo da Energia dos Coeficientes *Wavelets*

Fonte: Autora

3.7 Terceiro método - Análise por meio do escalograma

Em processamento de sinais, o escalograma é um método de representação visual da transformada *Wavelet*. É composto por 3 eixos: x que representa o tempo, y que representa a escala e z que representa o valor do coeficiente. O eixo z é normalmente exibido em uma escala de cores ou de brilho.

O escalograma é o equivalente ao espectrograma para *Wavelets*.

O MATLAB calcula o escalograma por meio do algoritmo apresentado no quadro 3.7, sendo SC a matriz que contém o escalograma.

```

S = abs(coefs.*coefs);
SC = 100*S./sum(S(:));
  
```

Quadro 3.7 – Código do cálculo do escalograma

Este terceiro método consiste na análise por meio do escalograma obtido à partir do resultado da aplicação da *Wavelet* na amostra primária, sem necessidade da segmentação do banco de filtros, o que ocasiona uma redução no tempo computacional do processamento da amostra. É calculada uma tabela que relaciona a posição de escala \times frequência que depende

da *Wavelet* utilizada.

O quadro 3.8 apresenta o código que gera a tabela mencionada, sendo **TAB_Sca2Frq** a tabela calculada, **scal2frq** a função MATLAB que executa o cálculo, **scales** um vetor com as posições de escala a serem calculadas, **wname** contém o nome da *Wavelet* a ser utilizada e **Fs** a frequência de amostragem.

```
TAB_Sca2Frq = scal2frq(scales,wname,1/Fs)
```

Quadro 3.8 – Código da tabela de escala \times frequência

Calcula-se a matriz dos coeficientes *Wavelets* para as posições de escala por meio do código exibido na tabela 3.9, sendo **coefs** a matriz dos coeficientes *Wavelets*, **cwt** a função MATLAB que calcula a *Wavelet*, **xn** o vetor que contém a amostra a ser analisada, **scales** um vetor com as posições de escala a serem calculadas e **wname** contém o nome da *Wavelet* a ser utilizada.

```
coefs = cwt(xn,scales,wname)
```

Quadro 3.9 – Código do cálculo dos coeficientes *Wavelets*

A seguir é encontrado o maior valor dentre os elementos da matriz de coeficientes, **coefs**, e então é localizada a linha em que se encontra nesta matriz. Esta linha indica a posição de escala deste coeficiente e com isso sua frequência aproximada através da tabela **TAB_Sca2Frq**. No quadro 3.10 é apresentado o código para essa localização, sendo **maxValue** o valor buscado, **rowsOfMaxes** a linha onde se encontra o maior valor e **find** a função de busca do MATLAB.

É possível estipular um valor mínimo para o [maxValue] a fim de evitar os falsos positivos na ausência do ruído impulsivo, e impede que o algoritmo considere o pico de energia do piso de ruído.

```
[maxValue, ~] = max(coefs(:));
[rowsOfMaxes ~] = find(coefs == maxValue);
```

Quadro 3.10 – Código de busca do coeficiente de maior valor

A figura 60 ilustra o método de análise por meio do escalograma.

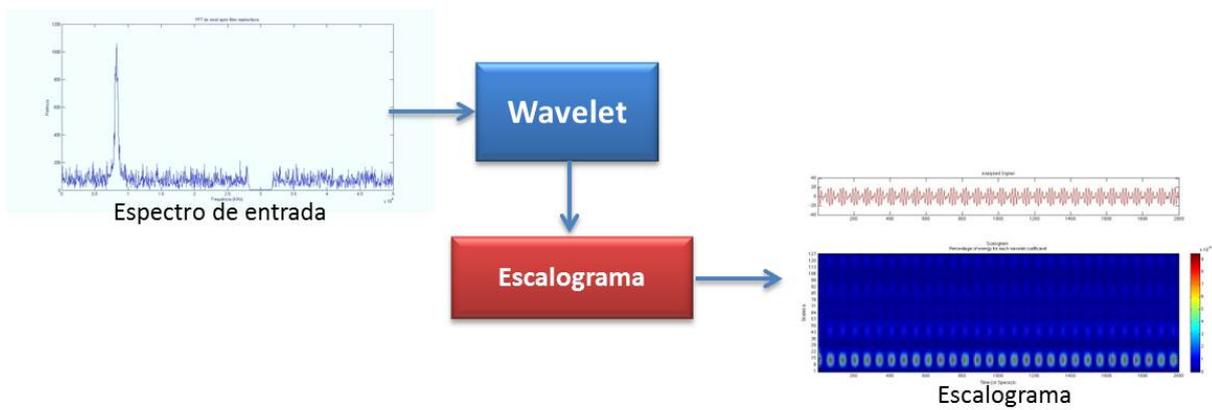


Figura 60 – Análise por meio do Escalograma

Fonte: Autora

4 RESULTADOS

4.1 Pré-tratamento

O primeiro passo é o modelamento matemático da amostra, conforme apresentado na metodologia. De posse da amostra modelada, figura 61, o próximo passo é remover do espectro a portadora 16QAM, uma vez que já é conhecida e que a mesma não se trata de ruído e sim de informação com origem na rede HFC. O conhecimento prévio da existência desta portadora 16QAM é devido à configuração dos equipamentos transmissores de dados, *cable modems*, que são instalados nos assinantes do serviço de acesso à rede de dados.

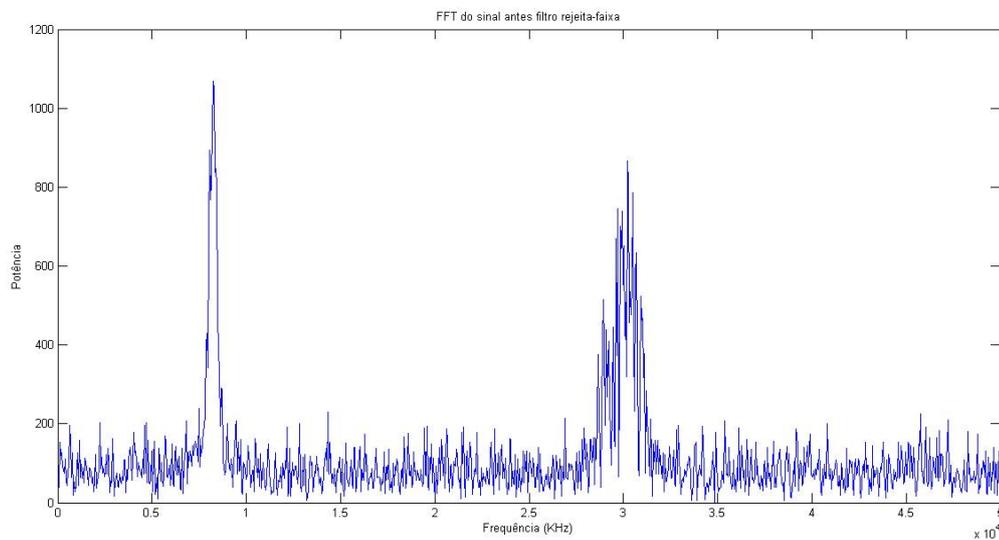


Figura 61 – Espectro da amostra modelada

Fonte: Autora

Para remover a portadora 16QAM do espectro aplica-se um filtro rejeita faixa, detalhado na metodologia, e obtém-se a amostra primária ilustrada na figura 62. Neste ponto, pode-se afirmar que o espectro apresenta somente ruído de diversas naturezas.

O piso de ruído é, normalmente, de baixa intensidade e não impõe prejuízos ao sistema, por outro lado, ruídos impulsivos, possuem alta concentração de energia e prejudicam o sistema.

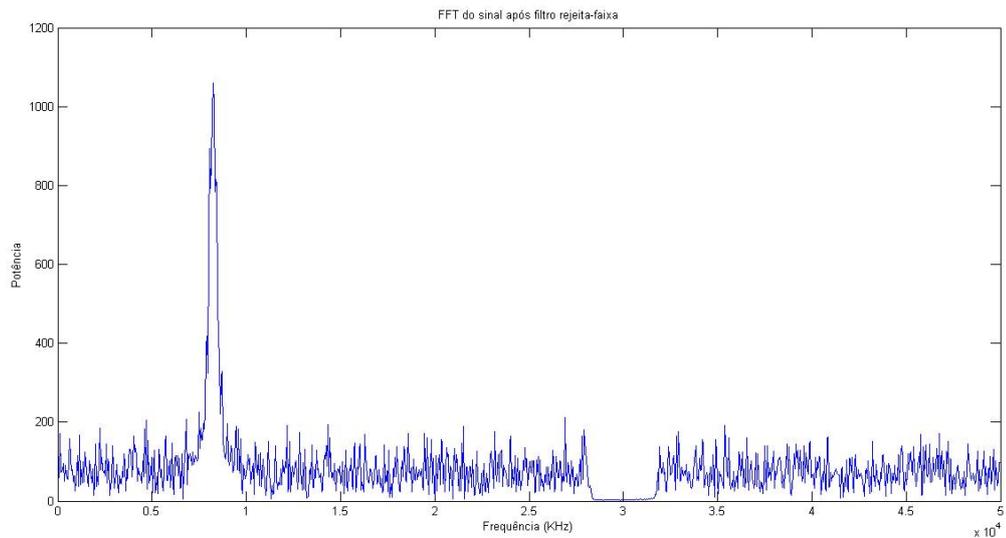


Figura 62 – Amostra primária

Fonte: Autora

4.2 Banco de filtros digitais

Um banco de filtros passa-faixa, especificado na metodologia, é aplicado na amostra primária para dividir o espectro em 44 sub-amostras de largura de 1 MHz do espectro e cada sub-amostra foi grafada com uma cor diferente apenas para melhor visualização, figura 63.

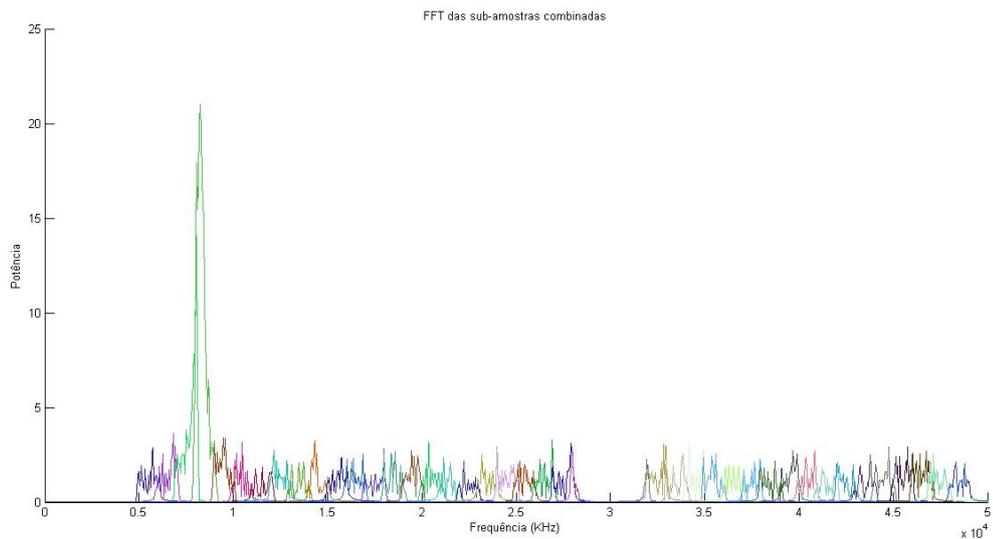


Figura 63 – Amostra primária após o banco de filtros

Fonte: Autora

4.3 Primeiro método - Cálculo de energia Direto

O cálculo de energia Direto, realiza o cálculo da energia do sinal no domínio do tempo diretamente na saída do banco de filtros, ou seja, é calculado a energia de cada sub-amostra que resulta em um vetor de 44 posições, equação 4.1, que pode ser visualizado na figura 64

$$E_j = 1 \times 10^5 \times [0,0938 \ 0,0896 \ 0,2835 \ 4,2337 \ \dots \ 0,0925 \ 0,0936 \ 0,0931 \ 0,0902]_{1 \times 44} \quad (4.1)$$

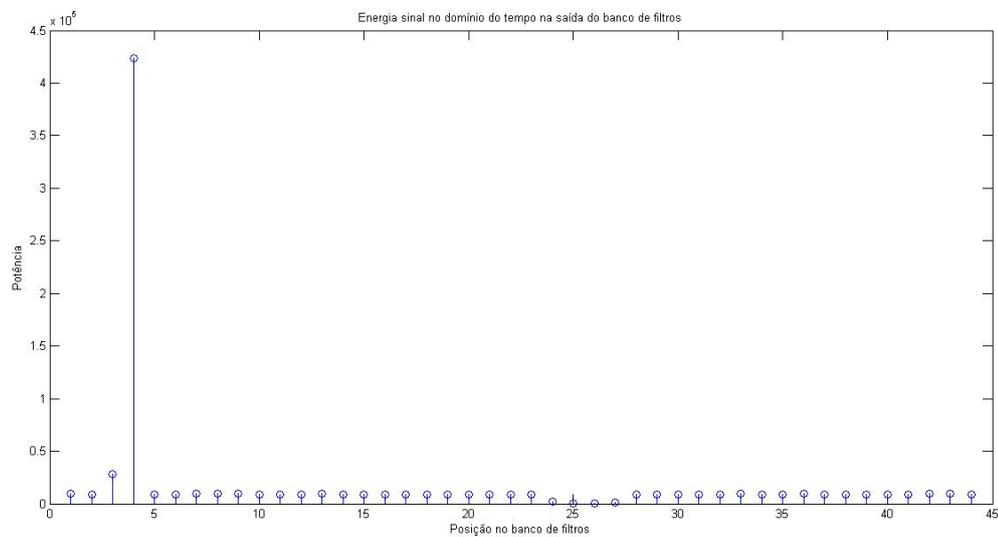


Figura 64 – Cálculo de energia Direto

Fonte: Autora

À partir do resultado anterior é calculado um valor de limiar ou *threshold*, equação 4.2, conforme a metodologia, que é então subtraído deste vetor, que resulta em um novo vetor com resultados provisórios, equação 4.3, mostrado na figura 65

$$Th_{M1} = 1,8197 \times 10^4 \quad (4.2)$$

$$P1_j = 1 \times 10^5 \times [-0,0882 \ -0,0924 \ 0,1015 \ \dots \ -0,0884 \ -0,0889 \ -0,0918]_{1 \times 44} \quad (4.3)$$

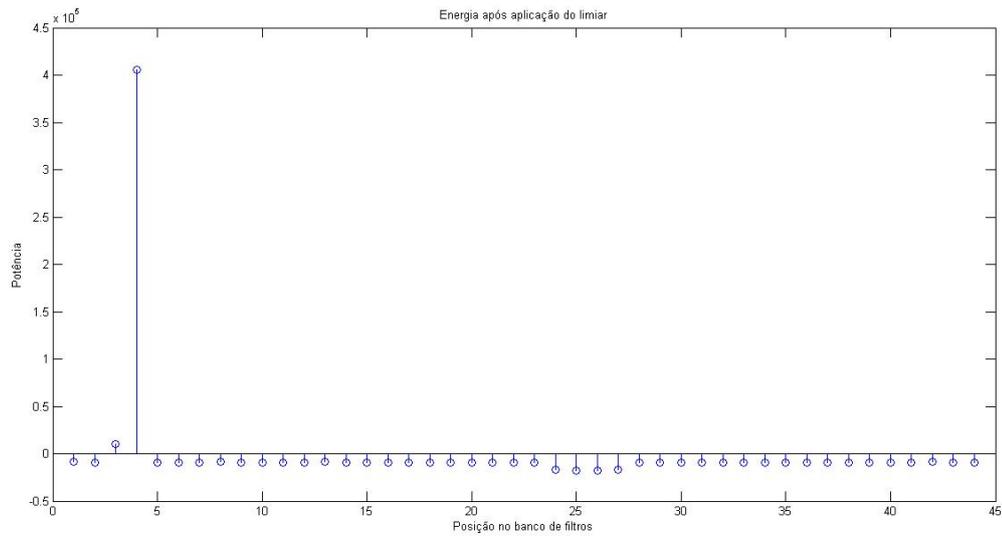


Figura 65 – Aplicação do Limiar

Fonte: Autora

Obtém-se o resultado final através da substituição por zero dos valores negativos no vetor de resultados provisórios. O resultado, equação 4.4 pode ser observado na figura 66.

$$R1_j = 1 \times 10^5 \times [0 \ 0 \ 0,1102 \ 4,0517 \ \dots \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]_{1 \times 44} \quad (4.4)$$

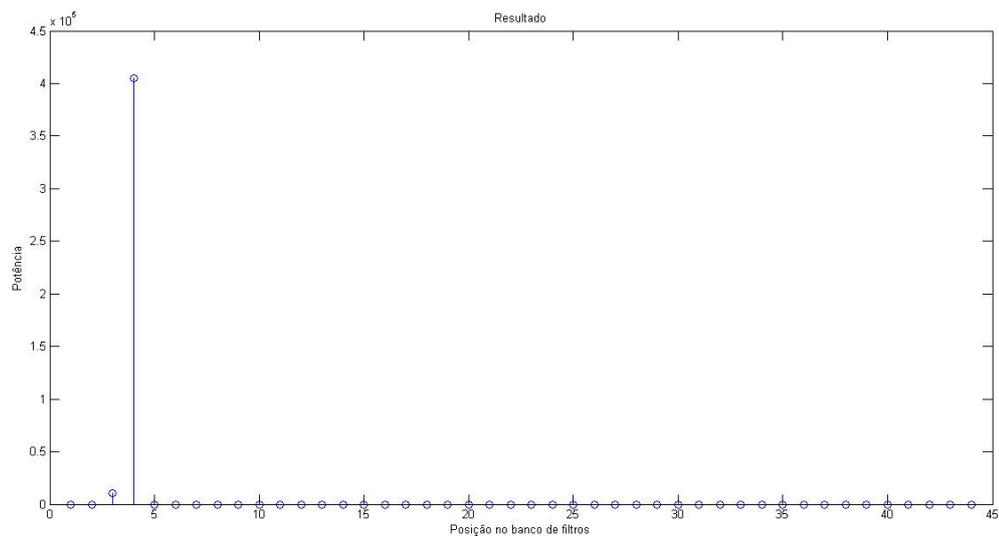


Figura 66 – Resultado final método 1

Fonte: Autora

Na tabela 1 é apresentado o tempo computacional consumido pelo processo do método

1, representado graficamente na figura 67.

Tabela 1 – Tempo computacional - Método 1

Amostra #	Tempo consumido (s)
1	2,52971
2	2,67219
3	2,54940
4	2,59438
5	2,53947
6	2,51659
7	2,53662
8	2,59197
9	2,50332
10	2,50764
11	2,51114
12	2,49917
13	2,48654
14	2,50221
15	2,48999
16	2,51136
17	2,49003
18	2,61232
19	2,50685
20	2,50476

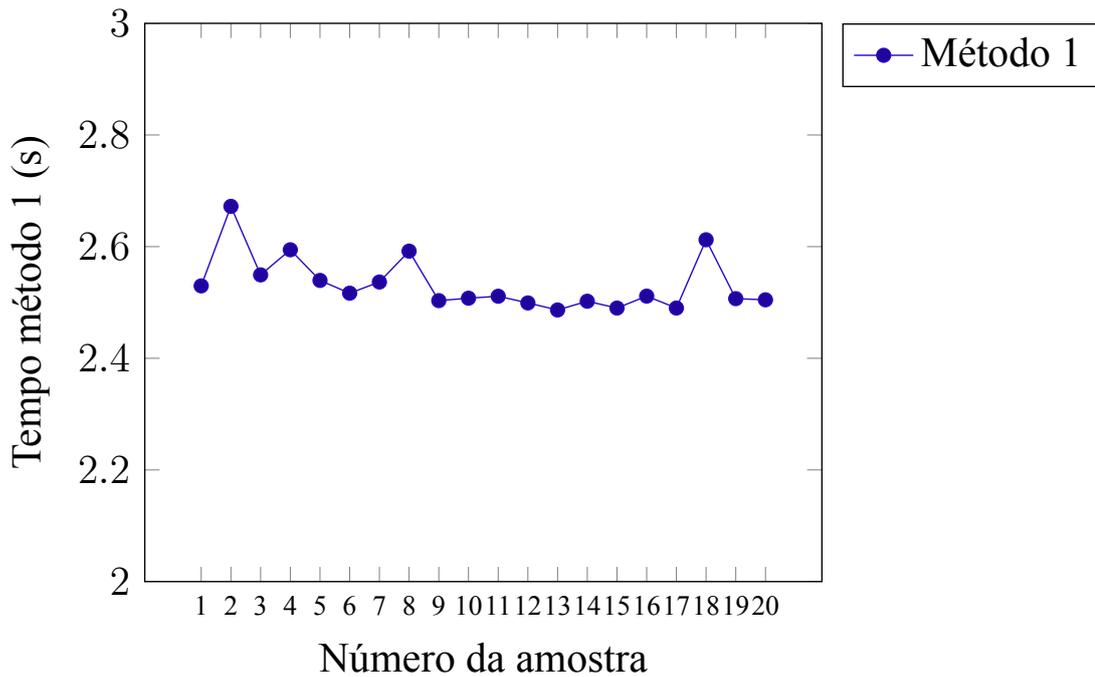


Figura 67 – Tempos consumidos pelo método 1

Fonte: Autora

4.4 Segundo método - Cálculo de energia dos coeficientes *Wavelets*

A transformada *Wavelet* é aplicada na saída do banco de filtros em cada uma das 44 sub-amostras. Para esta amostra foi utilizada a *Wavelet* de Haar. Este novo processo resulta em duas novas matrizes, uma com os coeficientes de aproximação, equação 4.5 e outra com os coeficientes de detalhes, equação 4.6, obtidos com a aplicação da *Wavelet* que causa um *downsampling* de fator 2 ($\downarrow 2$) na amostra.

$$A_{j,i} = \begin{bmatrix} 0,0188 \times 10^{-6} & 0,1512 \times 10^{-6} & \dots & 0,1434 & 0,2589 \\ 0,0167 \times 10^{-6} & 0,0042 \times 10^{-6} & \dots & 0,7544 & 0,7008 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0,0733 \times 10^{-7} & 0,1720 \times 10^{-7} & \dots & 0,0329 & 0,0320 \\ -0,2736 \times 10^{-7} & -0,6539 \times 10^{-7} & \dots & -0,0073 & -0,0064 \end{bmatrix}_{44 \times 50.000} \quad (4.5)$$

$$D_{j,i} = \begin{bmatrix} -0,1311 \times 10^{-7} & -0,5709 \times 10^{-7} & \dots & -0,0471 & -0,0094 \\ -0,0770 \times 10^{-6} & 0,1636 \times 10^{-7} & \dots & -0,0485 & 0,0740 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ -0,0815 \times 10^{-8} & -0,4499 \times 10^{-8} & \dots & 0,0999 & -0,0308 \\ 0,0794 \times 10^{-7} & 0,1720 \times 10^{-7} & \dots & 0,0018 & 0,0299 \end{bmatrix}_{44 \times 50.000} \quad (4.6)$$

A seguir é calculada a energia de cada linha das matrizes dos coeficientes que resulta em 2 novos vetores, equações 4.7 e 4.8.

$$Ea_j = \left[0,0910 \times 10^{+5} \quad 0,0858 \times 10^{+5} \quad \dots \quad 0,0006 \times 10^{+5} \quad 0,0002 \times 10^{+5} \right]_{1 \times 44} \quad (4.7)$$

$$Ed_j = \left[0,0277 \times 10^{+4} \quad 0,0370 \times 10^{+4} \quad \dots \quad 0,9248 \times 10^{+4} \quad 0,8998 \times 10^{+4} \right]_{1 \times 44} \quad (4.8)$$

O vetor Ea_j contém a energia dos coeficientes de aproximação que resulta dos filtros passa-baixa, figura 68 e o vetor Ed_j contém a energia dos coeficientes de detalhes que resulta dos filtros passa-alta, figura 69.

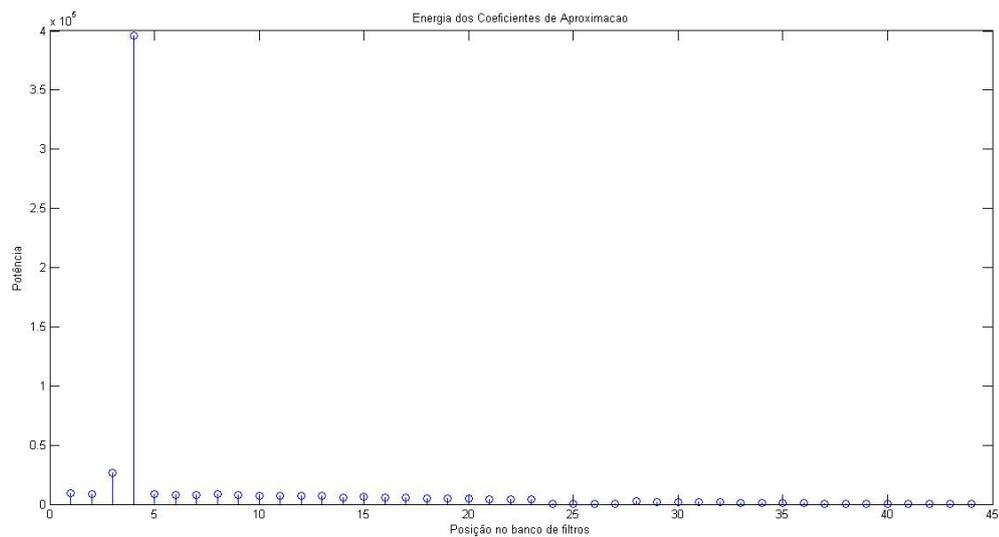


Figura 68 – Energia dos Coeficientes de Aproximação da Amostra 1

Fonte: Autora

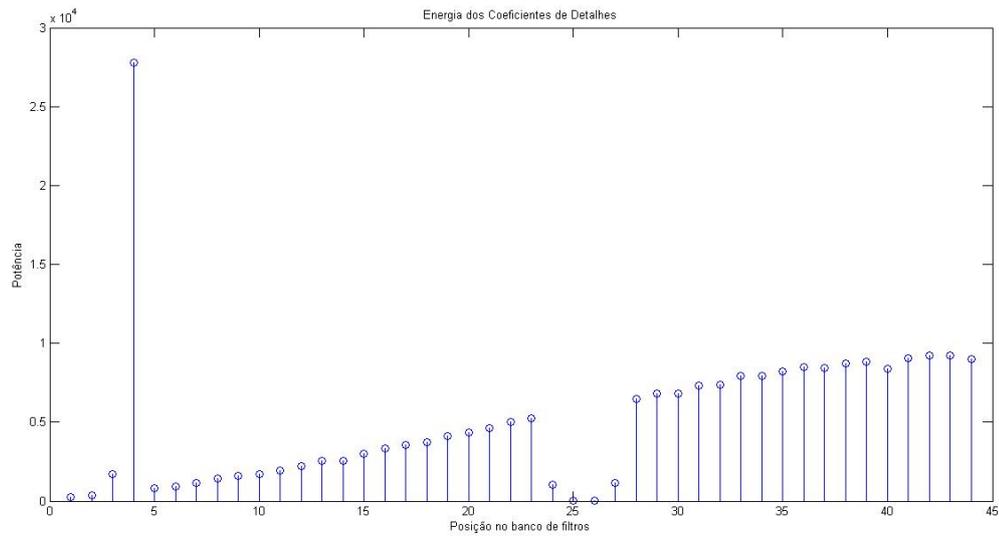


Figura 69 – Energia dos Coeficientes de Detalhes da Amostra 1

Fonte: Autora

Como cada vetor armazena parte da energia do espectro, é criada um terceiro vetor, através da equação 3.7, que calcula a média aritmética dos dois vetores anteriores e resulta em um novo vetor, equação 4.9, mostrado no gráfico da figura 70:

$$M_j = \left[0,0469 \times 10^{+5} \quad 0,0448 \times 10^{+5} \quad \dots \quad 0,0465 \quad 0,0451 \right]_{1 \times 44} \quad (4.9)$$

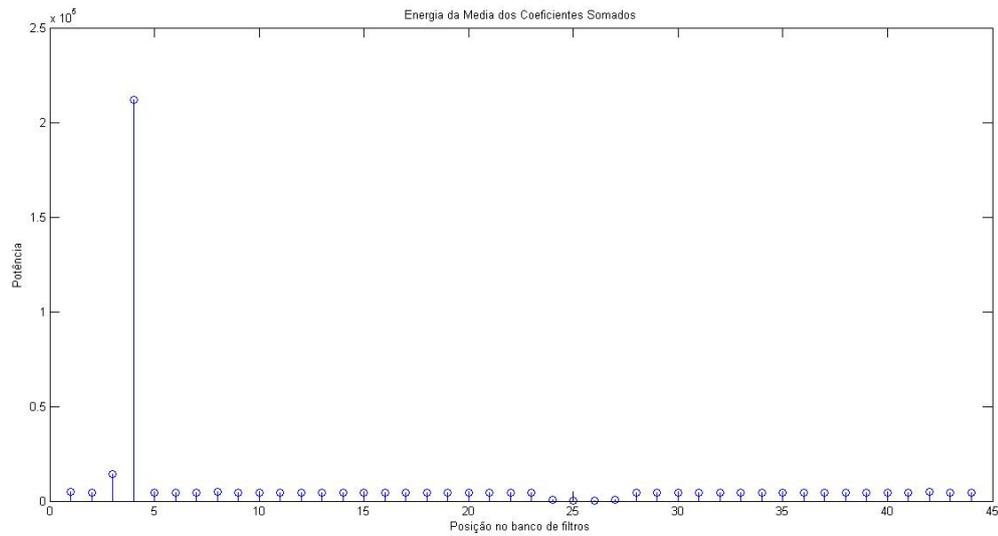


Figura 70 – Energia média da soma dos Coeficientes de Aproximação e de Detalhes da Amostra 1

Fonte: Autora

Neste ponto é possível calcular um valor de limiar que, neste caso, é o valor médio dos elementos do vetor M_j , equação 4.10. Este valor é, então, subtraído dos elementos deste mesmo vetor que resulta no vetor de resultados provisórios, equação 4.11.

$$Th_{M2} = 9.1260 \times 10^3 \quad (4.10)$$

$$P2_j = \left[-0,0452 \times 10^5 \quad -0,0458 \times 10^5 \quad \dots \quad -0,0429 \times 10^5 \quad -0,0469 \times 10^5 \right]_{1 \times 44} \quad (4.11)$$

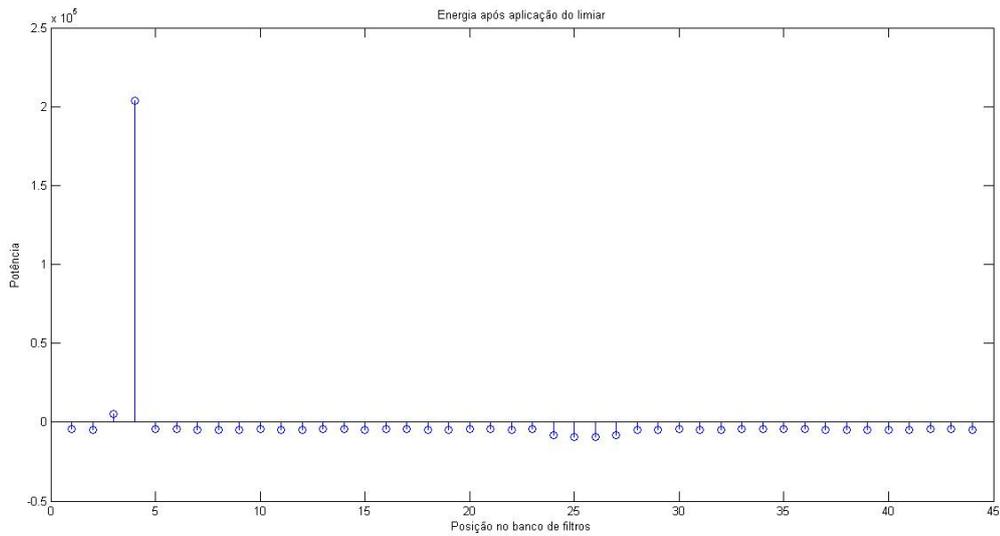


Figura 71 – Energia média subtraída do valor de limiar da Amostra 1

Fonte: Autora

Obtém-se o resultado final através da substituição por zero dos valores negativos no vetor de resultados provisórios. O resultado, equação 4.12 pode ser observado na figura 72.

$$P2_j = \left[0 \quad 0 \quad 0,0528 \times 10^{+5} \quad 2,0393 \times 10^{+5} \quad \dots \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \right]_{1 \times 44} \quad (4.12)$$

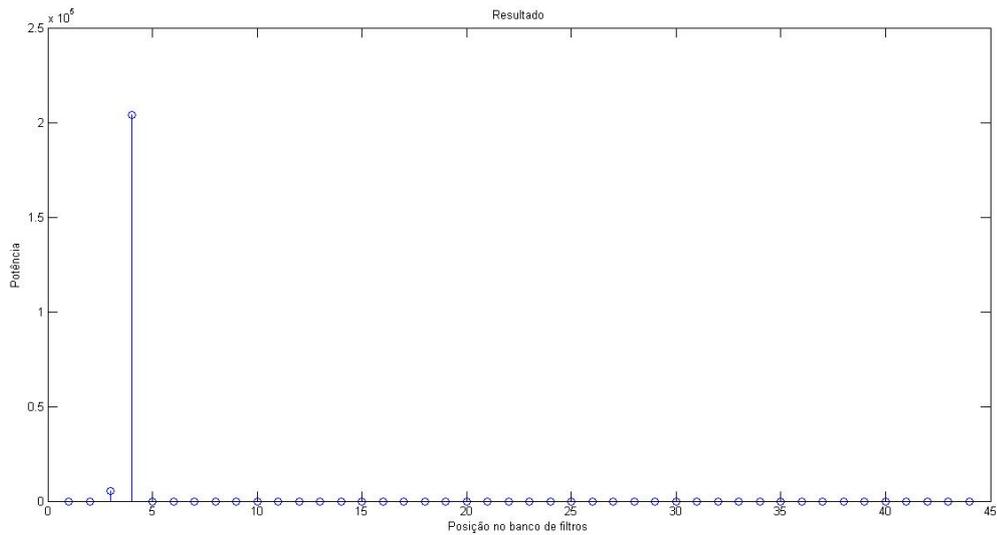


Figura 72 – Resultado final do processo da Amostra 1

Fonte: Autora

Na tabela 2 é apresentado o tempo computacional consumido pelo processo do método 2, representado graficamente na figura 73.

Tabela 2 – Tempo computacional - Método 2

Amostra #	Tempo consumido (s)
1	2,92477
2	3,07896
3	2,93373
4	2,98802
5	2,91830
6	2,90229
7	2,90675
8	2,97991
9	2,88650
10	2,88423
11	2,89895
12	2,87185
13	2,85545
14	2,88874
15	2,87541
16	2,89538
17	2,87230
18	2,99627
19	2,87976
20	2,87464

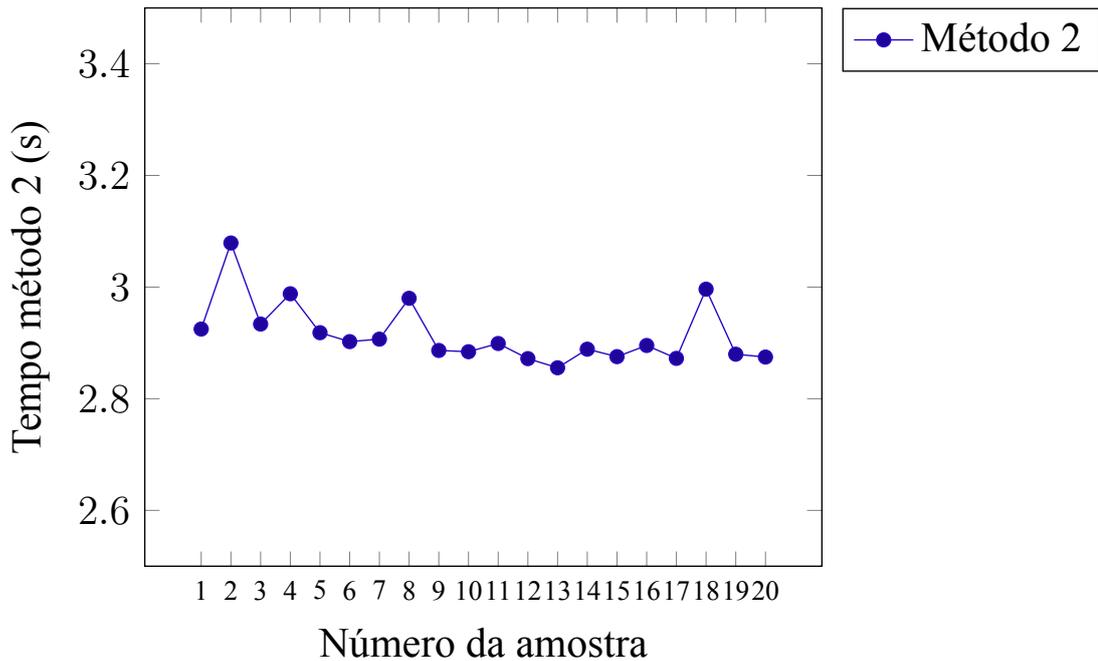


Figura 73 – Tempos consumidos pelo método 2

Fonte: Autora

4.5 Terceiro método - Análise por meio do escalograma

Neste terceiro método a transformada *Wavelet* é aplicada na amostra primária sem a utilização do banco de filtros. Neste estudo foram utilizadas as *Wavelets* Gauss2, Gauss4 e MexH pois estas apresentaram a melhor relação do custo computacional com a precisão. Este processo resulta em uma matriz onde o número de linhas depende do parâmetro de escala fornecido.

Para o estudo desta faixa de frequência, foi determinado que o parâmetro de escala ideal é de 1 a 20. Com isto, a matriz de coeficientes *Wavelets* possui 20 linhas, onde cada linha contém os coeficientes *Wavelets* de cada escala.

A densidade da potência espectral estimada para a amostra 1 é mostrada na figura 74.

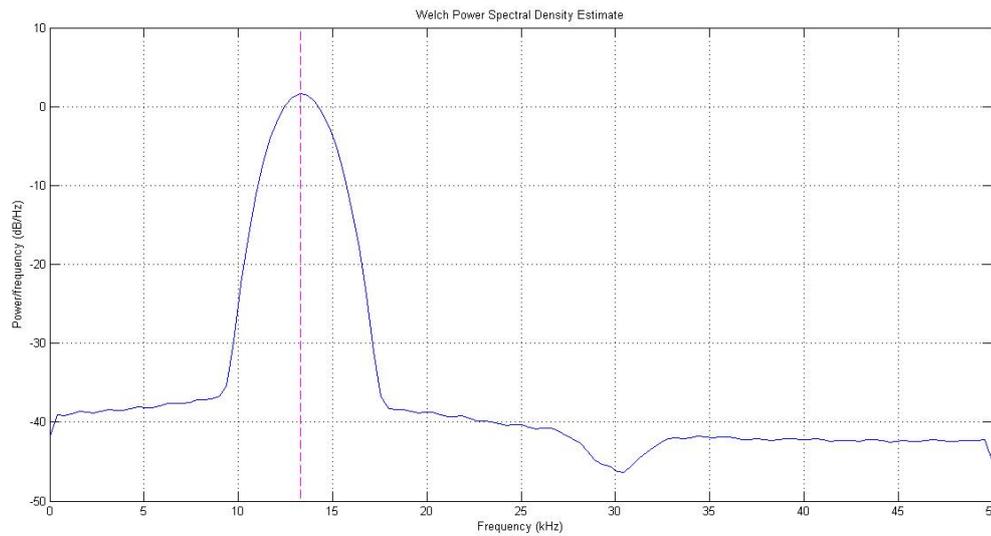


Figura 74 – Densidade da potência espectral estimada - amostra 1

Fonte: Autora

A aplicação da *Wavelet Gauss2* na amostra 1 resulta na matriz da equação 4.13.

$$C_{s,i} = \begin{bmatrix} 0,0086 & 0,0007 & \dots & -45,5167 & -21,4981 \\ 0,0092 & -0,0143 & \dots & -118,3975 & -76,9755 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ -0,0063 & -0,0055 & \dots & -21,0286 & -22,8809 \\ -0,0050 & -0,0045 & \dots & -18,8385 & -18,1919 \end{bmatrix}_{20 \times 100.000} \quad (4.13)$$

Nesta matriz é localizado o coeficiente de maior valor e, assim, determinado a linha em que se encontra. A posição da linha na matriz é a escala deste coeficiente. Para a amostra 1, o coeficiente de maior valor é exibido na equação 4.14. Posicionado na linha da matriz de coeficientes conforme equação 4.15.

$$V_{M3} = 651.40457 \quad (4.14)$$

$$S_{M3} = 3 \quad (4.15)$$

A figura 75 apresenta o gráfico da função escala \times frequência onde a reta **A** indica o valor calculado e a reta **B** indica o valor real, uma vez que é conhecida a frequência do ruído

impulsivo devido ao modelamento. É possível notar uma diferença entre o valor real e o calculado conforme a equação 4.16. A figura 76 mostra a representação visual do escalograma onde, também é possível notar a diferença entre os valores.

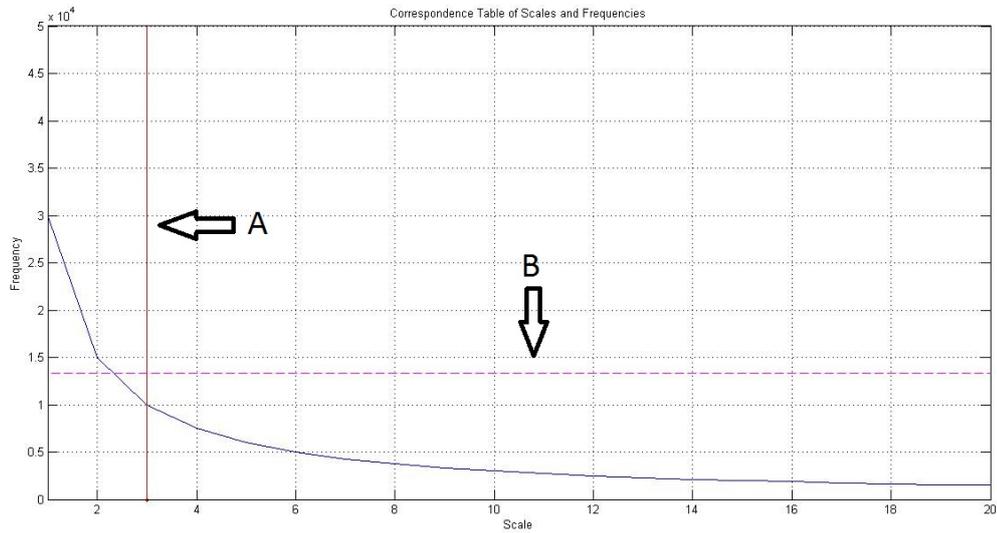


Figura 75 – Escala x frequência - Gauss2

Fonte: Autora

$$f_{real} = 13.356 \text{ KHz}$$

$$S_{real} = 2$$

(4.16)

$$f_{calc} = 10.000 \text{ KHz}$$

$$S_{calc} = 3$$

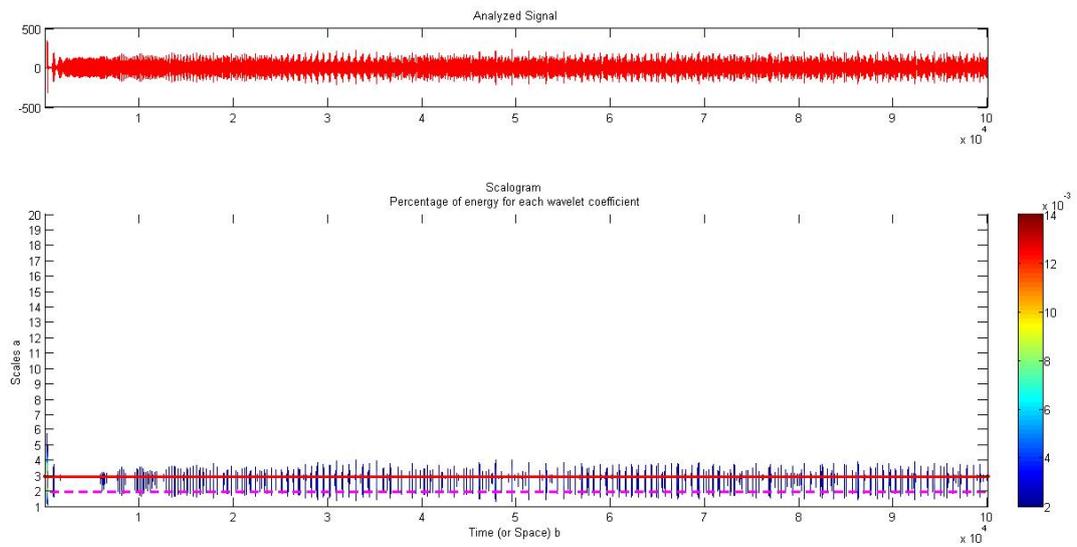


Figura 76 – Escalograma - Gauss2

Fonte: Autora

É possível melhorar a precisão deste método com a redução do passo entre os níveis de escala ou com a utilização de Wavelets de níveis superiores, porém ambas alternativas aumentam o tempo computacional.

Com a utilização da *Wavelet* Gauss4, tem-se o resultado apresentado nas figuras 77, 78, 79 e na equação 4.17.

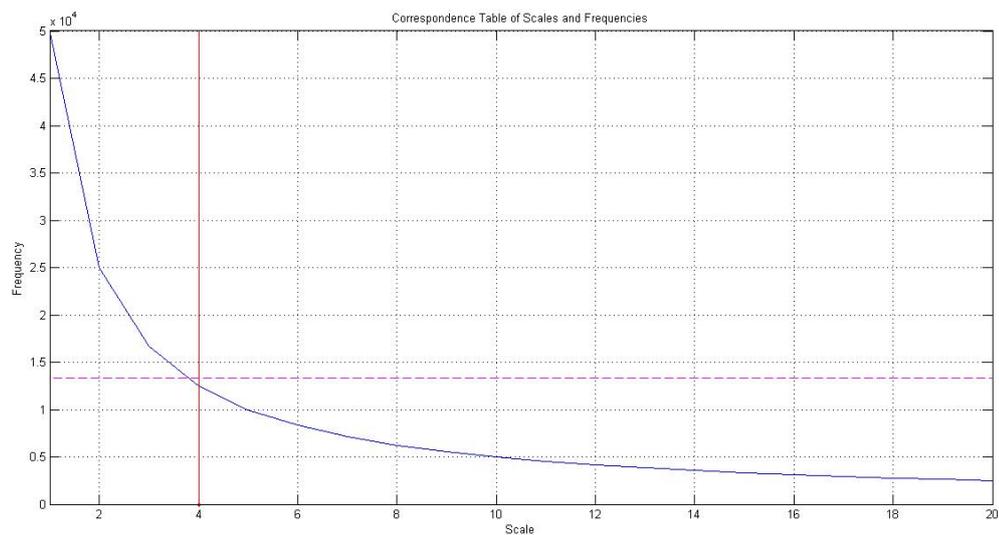


Figura 77 – Escala x frequência - Gauss4

Fonte: Autora

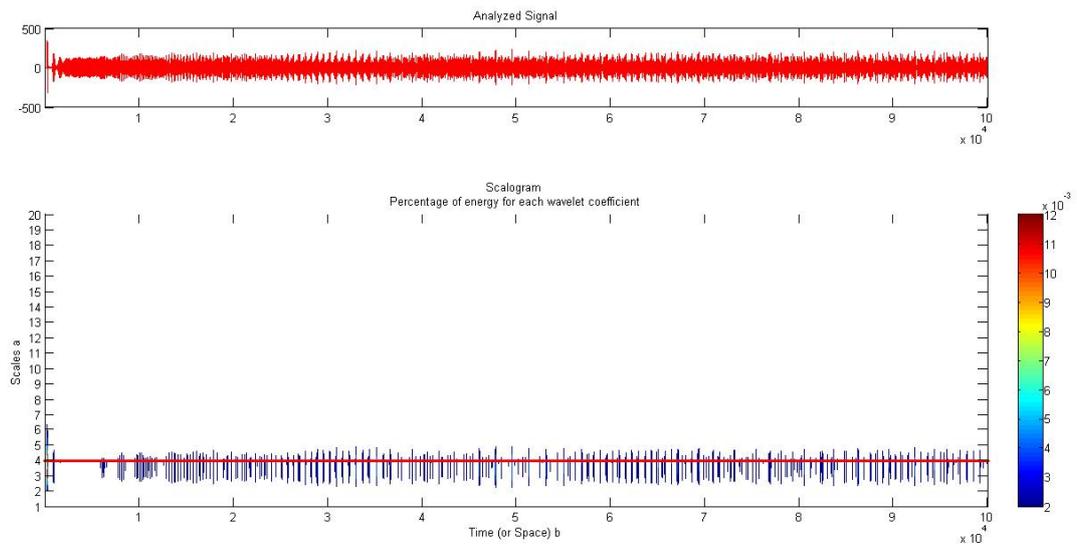


Figura 78 – Escalograma - Gauss4

Fonte: Aurora

$$f_{real} = 13.356 \text{ KHz}$$

$$S_{real} = 4$$

(4.17)

$$f_{calc} = 12.520 \text{ KHz}$$

$$S_{calc} = 4$$

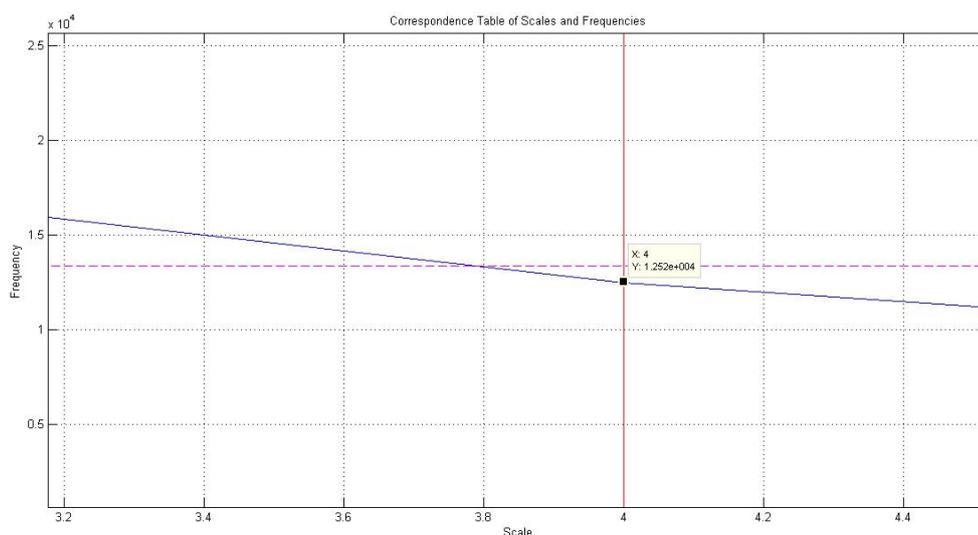


Figura 79 – Escala x frequência Gauss4 - Detalhe resultado

Fonte: Autora

Na tabela 3 é apresentado o tempo computacional consumido pelo processo do método 3, representado graficamente na figura 80.

Tabela 3 – Tempo computacional - Método 3

Amostra #	Tempo consumido		
	Gauss2 (s)	Gauss4 (s)	MexH (s)
1	0,33808	0,33953	0,38265
2	0,35639	0,34460	0,37402
3	0,36655	0,33682	0,36659
4	0,34754	0,33576	0,37717
5	0,34111	0,33277	0,36816
6	0,34802	0,33625	0,37551
7	0,34405	0,34771	0,36910
8	0,34226	0,33059	0,37867
9	0,35683	0,33232	0,38754
10	0,34086	0,33528	0,36642
11	0,34410	0,35427	0,37994
12	0,35000	0,36313	0,37843
13	0,33738	0,33542	0,37672
14	0,33070	0,32992	0,37452
15	0,34944	0,33507	0,37377
16	0,33624	0,34229	0,37441
17	0,34034	0,34708	0,38206
18	0,33037	0,33580	0,37949
19	0,34384	0,33711	0,37420
20	0,34375	0,34388	0,38665

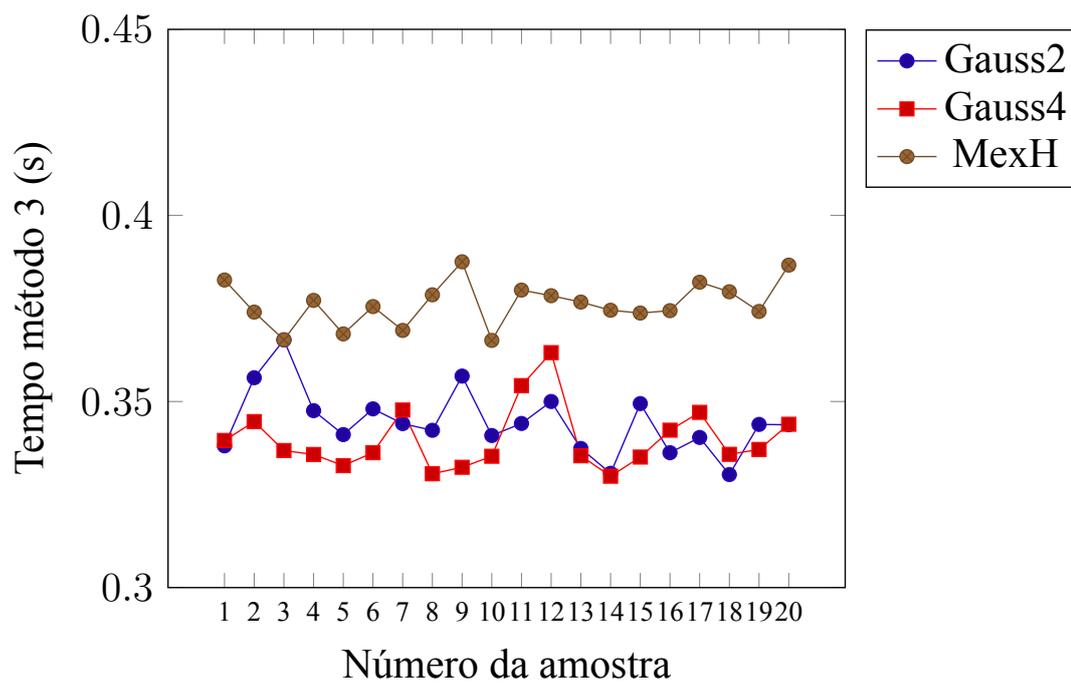


Figura 80 – Tempos consumidos pelo método 3

Fonte: Autora

4.6 Comparativo entre os 3 métodos

É apresentado na figura 81 o comparativo dos tempos computacionais dos 3 métodos.

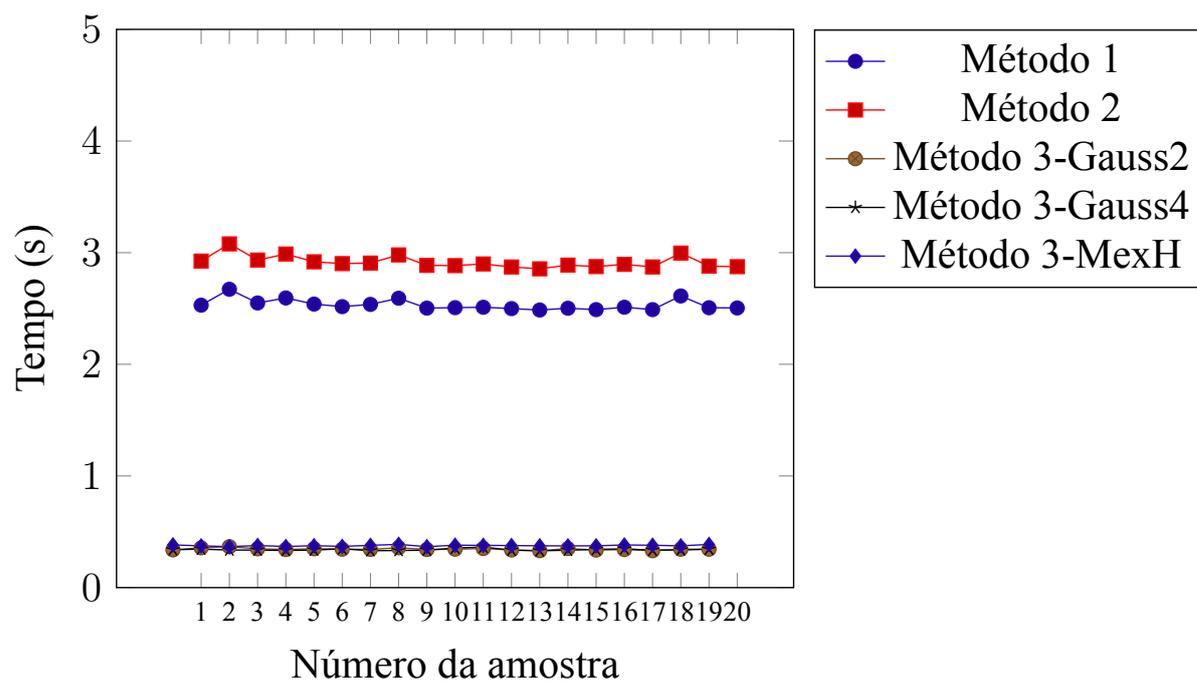


Figura 81 – Comparativo entre os 3 métodos

Fonte: Autora

A figura 82 apresenta um gráfico com o comparativo do tempo médio utilizado por cada método.

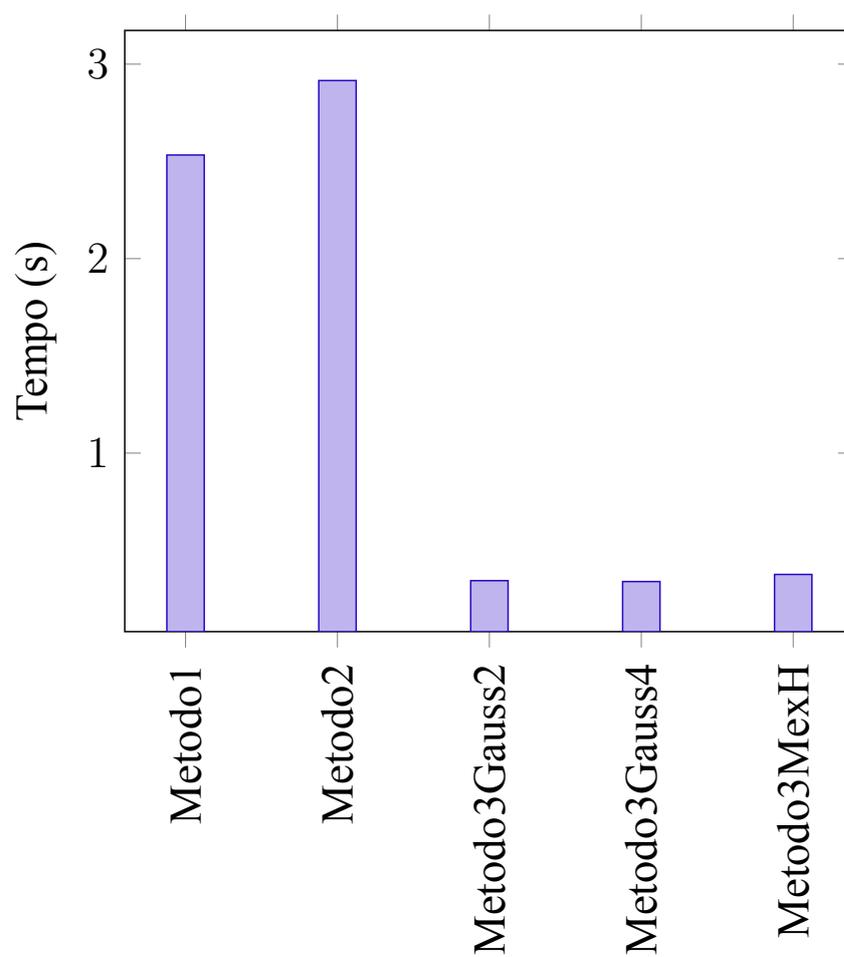


Figura 82 – Comparativo do tempo médio utilizado pelos 3 métodos

Fonte: Autora

5 CONCLUSÕES

O presente trabalho possibilitou ampliar a produção e os conhecimentos frente à importância de contribuir para a área de Processamento de Sinais, isso se deu inicialmente pela revisão da literatura que evidenciou dois assuntos distintos, Redes HFC e *Wavelets*, que foram estudados neste trabalho.

Dificuldades são encontradas até o presente momento deste estudo, e uma delas foi a capacidade de capturar, em ambiente real, amostras de ruídos impulsivo devido sua característica aleatória de ocorrência, pois este tipo de ruído possui curta duração e é imprevisível, pois, depende de fatores naturais ou artificiais que não se pode controlar e a inserção de ruído na rede HFC real é um fator proibitivo.

Com essa impossibilidade, foi realizado um modelamento matemático que simula um espectro mais simples que o encontrado no ambiente real e o modelo foi utilizado como gerador de amostras neste estudo.

Cada amostra do estudo possui tamanho de 100.000 elementos, portanto é importante eliminar, previamente, toda informação que não necessita ser tratada pois reduz o custo computacional dos processos que são executados sobre cada amostra. Por isso no processo de pré-tratamento de cada amostra foi retirada a portadora 16QAM que tem sua origem nos equipamentos da rede.

A identificação do ruído impulsivo é o objeto teórico de estudo deste trabalho e não a sua eliminação ou reconstrução do espectro da amostra.

Foram desenvolvidos 3 métodos para a identificação do ruído impulsivo e o primeiro método, cálculo de energia direto, foi utilizado neste trabalho como um comparativo para os métodos 2 e 3.

O segundo método, cálculo de energia dos coeficientes *Wavelets*, foi a primeira tentativa para a identificação do ruído impulsivo e foi o ponto de partida para o entendimento dos custos computacionais envolvidos com a aplicação da transformada *Wavelet*. Para o método 2 o nível de detalhamento da decomposição da amostra pela transformada *Wavelet* não é um parâmetro importante e, por isto, uma *Wavelet* simples como a de Haar é tão eficiente quanto uma *Symmlet* de oitavo nível, o fator impactante é o custo computacional que varia de acordo com a *Wavelet*.

O terceiro método, análise por meio do escalograma, foi o que demonstrou o melhor tempo computacional comparado com os anteriores. Isto foi possível porque o método 3 não necessitou a utilização da etapa de segmentação da amostra primária. Este método apresentou um tempo computacional 86,58% menor que o método 1 e 88,35% menor que o método 2.

A vantagem prática de utilizar esse processo em uma operação de CATV é a detecção desses ruídos impulsivos nas linhas de retorno e, com isso, agendar manutenções preventivas na rede HFC, o que melhora a qualidade dos serviços prestados pela operadora.

Uma proposta para um trabalho futuro é o desenvolvimento de um hardware dedicado com um programa desenvolvido em linguagem nativa de um microcontrolador, *Digital Signal*

Processor (DSP) ou até mesmo em *Field Programmable Gate Array* (FPGA), que irá permitir a aquisição e análise das informações em tempo real e possibilitará sua utilização como um instrumento de medição de várias grandezas além da identificação do ruído impulsivo.

REFERÊNCIAS

- ACI COMMUNICATIONS. **ACION 8000 - Optical Network Headend Platform**. 2011. Disponível em: <<http://www.acicomms.com/ACIheadend.html>>. Acesso em: 15 out. 2013.
- ALENCAR, M. S. de. **Televisão Digital - 2. ed.** [S.l.]: Érica, 2012.
- BERTO, C.; COSTA, M. Sistema de internet utilizando a rede HFC como meio de acesso. In: 12A REUNIÃO DO GTER - GRUPO DO TRABALHO DE ENGENHARIA E OPERAÇÃO DE REDES. **Anais eletrônicos...** 2001, São Paulo. Disponível em: <<http://gter.nic.br/reunioes>>. Acesso em: 19 fev. 2013.
- BRADLEY, J. N.; BRISLAWN, C. M. The wavelet/scalar quantization compression standard for digital fingerprint images. **IEEE International Symposium on Circuits and Systems ISCAS**, USA, v. 3, p. 205–208, 1994.
- CAMARGO, C. **A história da televisão**. 2009. Disponível em: <<http://www.tecmundo.com.br/projetor/2397-historia-da-televisao.htm>>. Acesso em: 18 jul. 2013.
- CHANDLER, D. M.; HEMAMI, S. S. VSNR: A wavelet-based visual signal-to-noise ratio for natural images. **IEEE Transactions on Image Processing**, USA, v. 16, n. 9, p. 2284–2298, 2007.
- COHEN, A.; KOVACEVIC, J. Wavelets: The mathematical background. **Proceedings of the IEEE**, USA, v. 84, n. 4, p. 514–522, 1996.
- COIFMAN, R. R.; WICKERHAUSER, M. V. Entropy-based algorithms for best basis selection. **IEEE Transactions on Information Theory**, v. 38, n. 2, p. 713–718, 1992.
- COLORIZE MEDIA LEARNING. **Nos primórdios da televisão**. 2012. Disponível em: <<http://www.colorizemedialearning.com/historia.php>>. Acesso em: 18 jul. 2013.
- DAUBECHIES, I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets. **Communications on pure and applied mathematics**, Wiley Online Library, v. 41, n. 7, p. 909–996, 1988.
- _____. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. **IEEE Transactions on Information Theory**, v. 36, n. 5, p. 961–1005, 1990.
- DAUBECHIES, I. et al. **Ten lectures on wavelets**. [S.l.]: SIAM, 1992.
- DEGARDIN, V. et al. Classification and characterization of impulsive noise on indoor powerline used for data communications. **IEEE Transactions on Consumer Electronics**, v. 48, n. 4, p. 913–918, 2002.
- ELDERING, C. A.; HIMAYAT, N.; GARDNER, F. M. Catv return path characterization for reliable communications. **IEEE Communications Magazine**, v. 33, n. 8, p. 62–69, 1995.
- FEDERICO, M. E. B. **História da comunicação: rádio e TV no Brasil**. [S.l.]: Vozes, 1982.
- FLORKOWSKI, M. Wavelet based partial discharge image de-noising. **Eleventh International Symposium on High Voltage Engineering**, v. 5, p. 21–24, 1999.
- FONSECA, A. et al. Serviços suportados em redes hfc. **Communication Technology**, v. 1, n. 1, 2010.

- FONTECOM. **TV Tupi**. 2012. Disponível em: <<http://fontecom.com/tag/tv-tupi/>>. Acesso em: 18 jul. 2013.
- FREITAS, K. d. **As primeiras imagens da televisão**. 2012. Disponível em: <<http://www.tecnoartenews.com/noticias/videos-legais/ha-87-anos-se-trasmitiam-as-primeiras-imagens-em-movimento-na-tv/>>. Acesso em: 18 jul. 2013.
- GOUPILLAUD, P.; GROSSMANN, A.; MORLET, J. Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis. **Geoexploration**, Elsevier, v. 23, n. 1, p. 85–102, 1984.
- GROSSMANN, A.; MORLET, J. Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. **SIAM journal on mathematical analysis**, v. 15, n. 4, p. 723–736, 1984.
- HAWKING, S. **O universo numa casca de noz**. 6. ed. [S.l.]: ARX-Siciliano, 2001.
- JACOBSEN, K. S.; BINGHAM, J. A.; CIOFFI, J. M. Synchronized dmt for multipoint-to-point communications on hfc networks. **Global Telecommunications Conference**, USA, v. 2, p. 963–966, 1995.
- JIARONG, H.; YING, Z.; GUOJUN, Y. Analysis of vod technology and the noise in transmission channel of hfc. **International Forum on Information Technology and Applications**, USA, v. 2, p. 424–427, 2009.
- JPEG. **JPEG2000 Still Image Compression**. 2009. Disponível em: <<http://www.jpeg.org/jpeg2000/index.html>>. Acesso em: 06 jun. 2013.
- LIANG, J.; ELANGOVA, S.; DEVOTTA, J. A wavelet multiresolution analysis approach to fault detection and classification in transmission lines. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 20, n. 5, p. 327–332, 1998.
- MACHADO, F. **A história da televisão**. 2011. Disponível em: <<http://fernandomachado.blog.br/de-volta-para-o-passado-916/>>. Acesso em: 18 jul. 2013.
- MALLAT, S. Wavelets for a vision. **Proceedings of the IEEE**, USA, v. 84, n. 4, p. 604–614, 1996.
- MALLAT, S.; HWANG, W. L. Singularity detection and processing with wavelets. **IEEE Transactions on Information Theory**, v. 38, n. 2, p. 617–643, 1992.
- MALLAT, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. **Technical Reports (CIS)**, p. 658–668, 1987.
- MALVAR, H. S.; STAELIN, D. H. The LOT: Transform coding without blocking effects. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing**, USA, v. 37, n. 4, p. 553–559, 1989.
- MATTOS, S. **História da televisão brasileira: uma visão econômica, social e política**. [S.l.]: Vozes, 2002.
- MEYER, Y. Wavelets-algorithms and applications. **Philadelphia: SIAM**, v. 1, 1993.

- MIDDLETON, D. Canonical non-gaussian noise models: Their implications for measurement and for prediction of receiver performance. **IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility**, n. 3, p. 209–220, 1979.
- MILLER, J.; THOMAS, J. The detection of signals in impulsive noise modeled as a mixture process. **IEEE Transactions on Communications**, v. 24, n. 5, p. 559–563, 1976.
- MORAIS, F.; ALMEIDA, H. de. **Chatô, o rei do Brasil**. [S.l.]: Companhia das Letras, 1994.
- MORETTIN, P. A. **Ondas e Ondaletas: da Análise de Fourier à Análise de Ondaletas**. [S.l.]: Edusp, 1999.
- MUNDO DA TV. **A História da Televisão**. 2012. Disponível em: <<http://mundodatvz.blogspot.com.br/2012/01/historia-da-televisao-parte-i.html>>. Acesso em: 17 jul. 2013.
- OLIVEIRA, A. d. **Tubo de raios catódicos**. 2012. Disponível em: <<http://www.cienciahoje.uol.com.br>>. Acesso em: 15 jul. 2013.
- OLIVEIRA, H. M. de. Entrando na onda. In: UNIVERSIDADE FEDERAL DO PERNAMBUCO - UFPE. 2004. Disponível em: <<http://www2.ee.ufpe.br/codec/aula2004.pdf>>. Acesso em: 09 maio 2013.
- _____. Entrando na onda. In: UNIVERSIDADE FEDERAL DO PERNAMBUCO - UFPE. 2005. Disponível em: <<http://www2.ee.ufpe.br/codec/deOliveira.html>>. Acesso em: 09 maio 2013.
- _____. **Análise de sinais para engenheiros uma abordagem via Wavelets**. [S.l.]: Brasport Livros e Multimídia, 2007.
- OLIVEIRA, H. M. de; FALK, T. H.; TÁVORA, R. Decomposição de wavelets sobre corpos finitos. **Rev. da Soc. Bras. de Telecomunicações**, p. 38–47, 2002.
- OLIVEIRA, H. M. de; SOARES, L. R.; FALK, T. H. A family of wavelets and a new orthogonal multiresolution analysis based on the nyquist criterion. **Rev. da Soc. Bras. Telecomm**, 2003.
- OPPENHEIM, A. V. et al. **Discrete-time signal processing**. [S.l.]: Prentice Hall, 1999.
- PATERNOSTRO, V. Í. **O texto na TV**. [S.l.]: Elsevier, 1999.
- PROGRAMA GLOBOCIÊNCIA. **História da televisão**. 2012. Disponível em: <<http://globo.com/rede-globo/globo-ciencia/v/a-historia-da-televisao/2375941/>>. Acesso em: 30 out. 2013.
- QUADROS, J. **A História da CATV**. 2013. Disponível em: <<http://revistahometheater.uol.com.br/hotsites/tvpaga/historia/>>. Acesso em: 19 jul. 2013.
- RIBEIRO, A. P. G.; SACRAMENTO, I.; ROXO, M. **História da televisão no Brasil**. [S.l.]: Contexto, 2010.
- ROBIN, M.; POULIN, M. **Digital television fundamentals**. 2. ed. [S.l.]: McGraw-Hill, 2000.
- SACONI, R. **Inaugurada a TV Tupi**. 2010. Disponível em: <<http://www.estadao.com.br/noticias/arteelazer,ha-60-anos-era-inaugurada-a-tv-tupi-primeira-emissora-de-tv-do-brasil,611809,0.htm>>. Acesso em: 18 jul. 2013.

- SCHRODER, P. Wavelets in computer graphics. **Proceedings of the IEEE**, USA, v. 84, n. 4, p. 615–625, 1996.
- SHAO, K.; YANG, J.; LAVERS, J. Wavelet-based multiresolution algorithm for integral and boundary element equations in electric and magnetic field computations. **IEEE Transactions on Magnetism**, v. 38, n. 5, p. 2373–2375, 2002.
- TANENBAUM, A. S. **Redes de computadores**. 3. ed. Rio de Janeiro: Campus, 1997.
- TSIHRINTZIS, G. A.; NIKIAS, C. L. Performance of optimum and suboptimum receivers in the presence of impulsive noise modeled as an alpha-stable process. **IEEE Transactions on Communications**, v. 43, n. 234, p. 904–914, 1995.
- TUNMANN, E. O. **Hybrid Fiber-Optic Coaxial Networks**. [S.l.]: Flatiron, 1995.
- UNSER, M.; ALDROUBI, A. A review of wavelets in biomedical applications. **Proceedings of the IEEE**, v. 84, n. 4, p. 626–638, 1996.
- VALIM, M.; COSTA, S. **A história da televisão**. 2010. Disponível em: <<http://www.tudosobretv.com.br/histortv/>>. Acesso em: 10 jul. 2013.
- WALTER, S. S. **Viajando no tempo**. 2013. Disponível em: <http://www.viajandonotempo.com.br/index.php?data_in=200309>. Acesso em: 18 jul. 2013.
- WOLTERS, R. Characteristics of upstream channel noise in catv-networks. **IEEE Transactions on Broadcasting**, v. 42, n. 4, p. 328–332, 1996.
- ZHANG, L. et al. Research of the noise characteristic on the upstream channel for hfc network. v. 2, p. V2–426, 2010.

APÊNDICE A – AMOSTRAS

A seguir são apresentados resultados da aplicação do método 2 em outras amostras. Com a utilização da *Wavelet Symmlet* nível 2, obtemos as figuras 83 a 90.

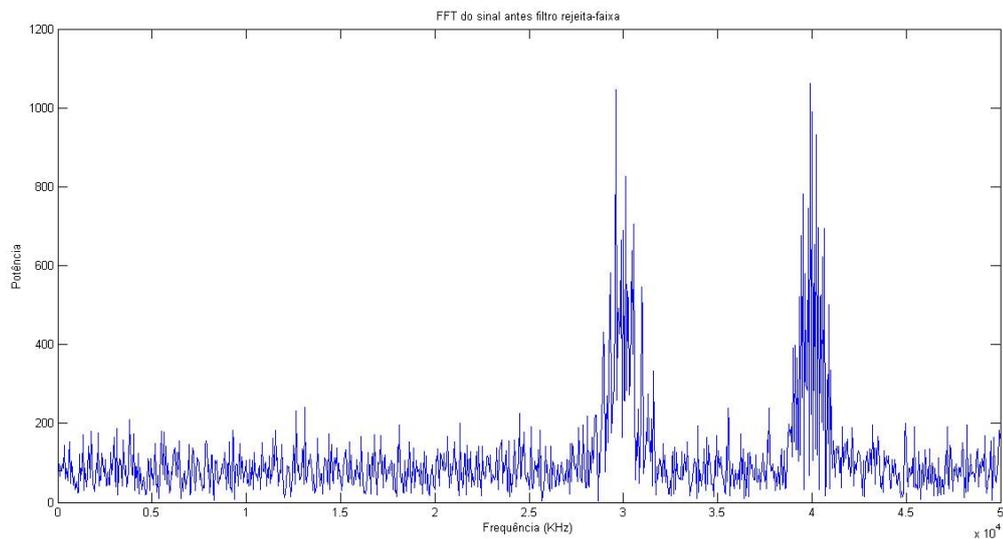


Figura 83 – Espectro da amostra 2

Fonte: Autora

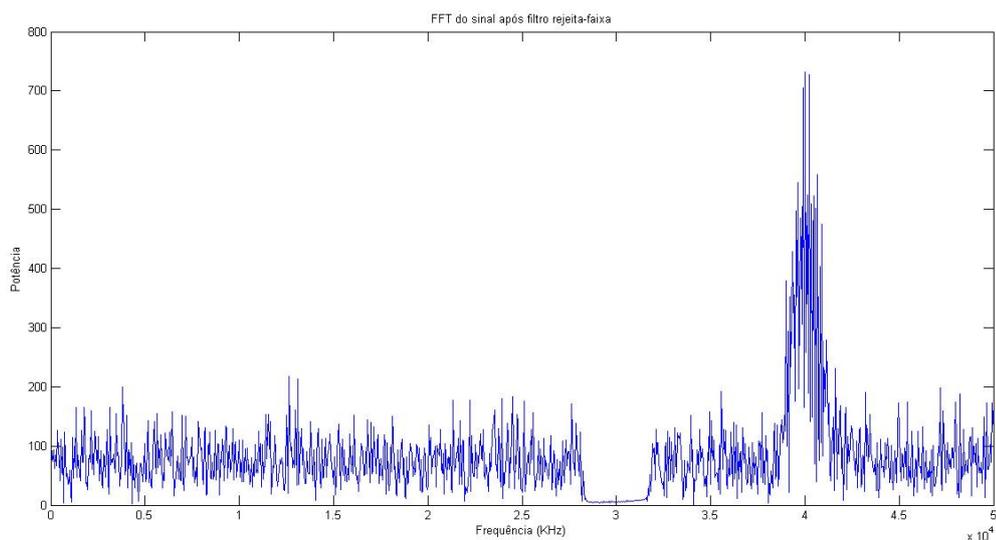


Figura 84 – Amostra 2 sem a portadora 16QAM

Fonte: Autora

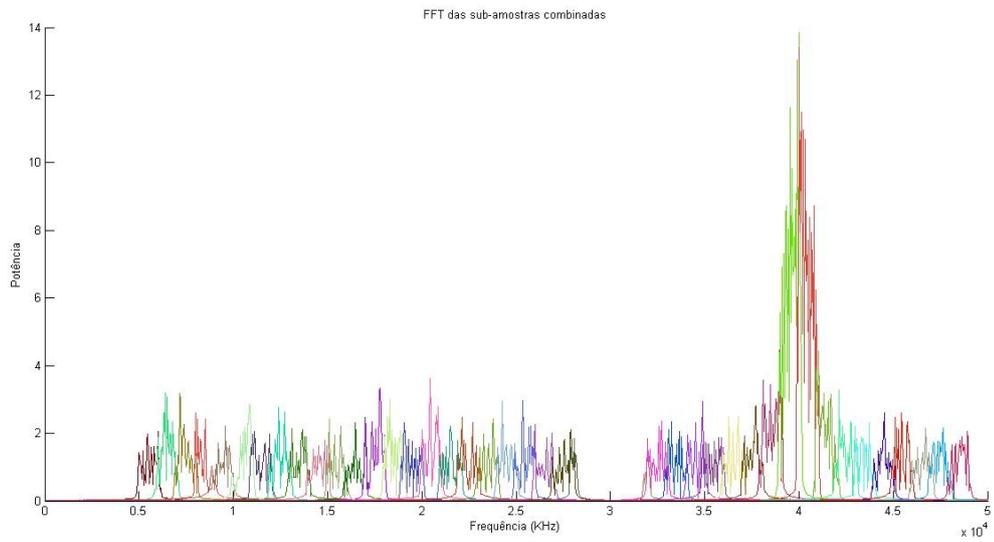


Figura 85 – Amostra 2 segmentada

Fonte: Autora

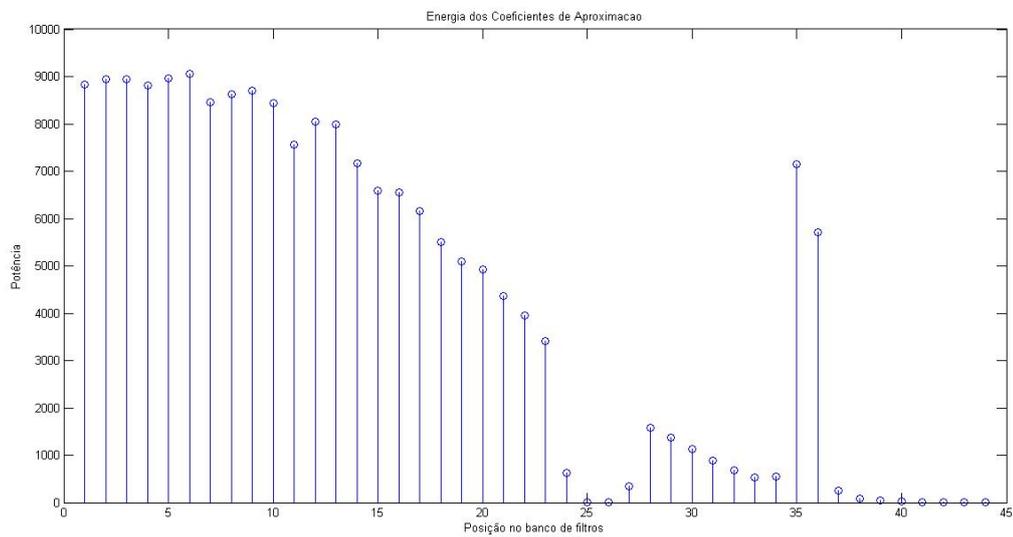


Figura 86 – Amostra 2 - Coeficientes de aproximação

Fonte: Autora

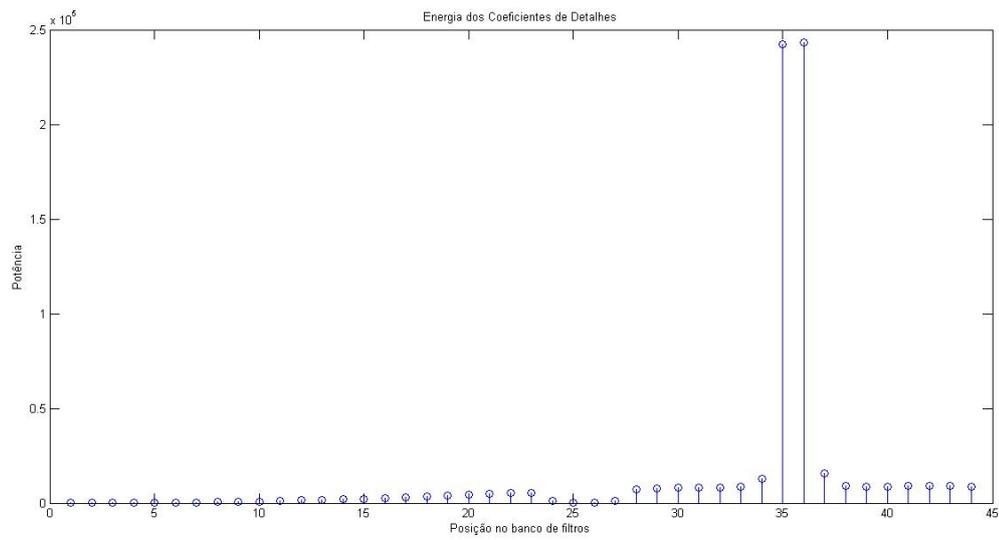


Figura 87 – Amostra 2 - Coeficientes de detalhes segmentada

Fonte: Autora

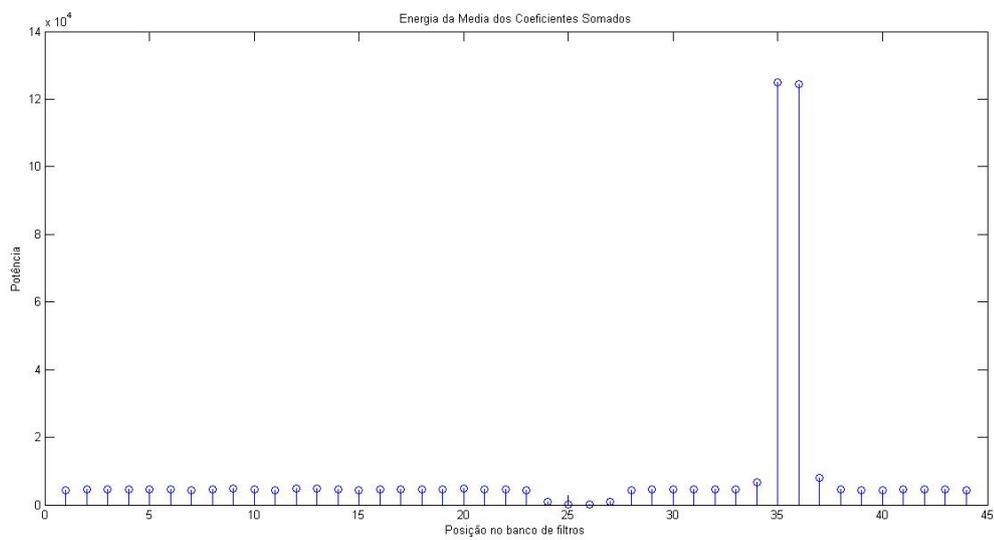


Figura 88 – Amostra 2 - Coeficientes somados

Fonte: Autora

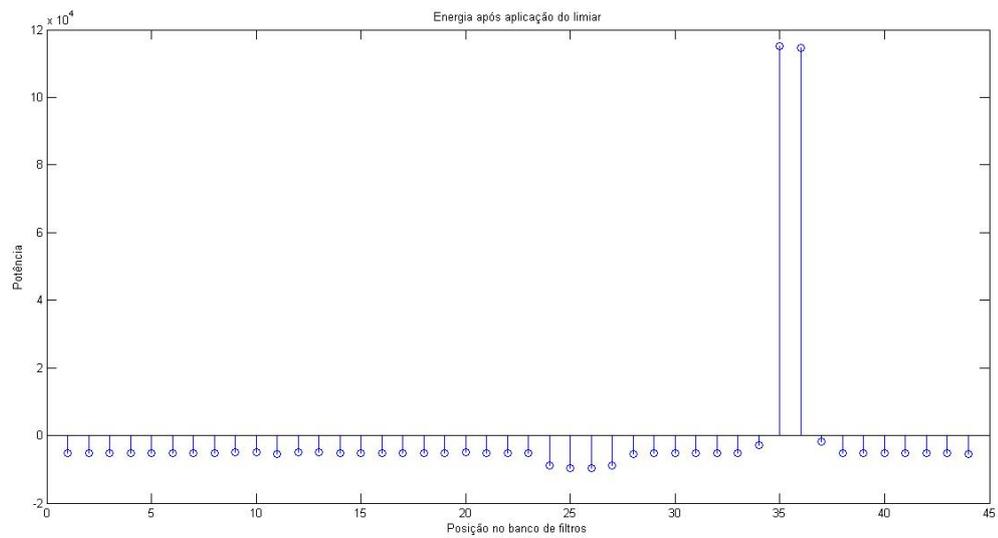


Figura 89 – Amostra 2 após limiar

Fonte: Autora

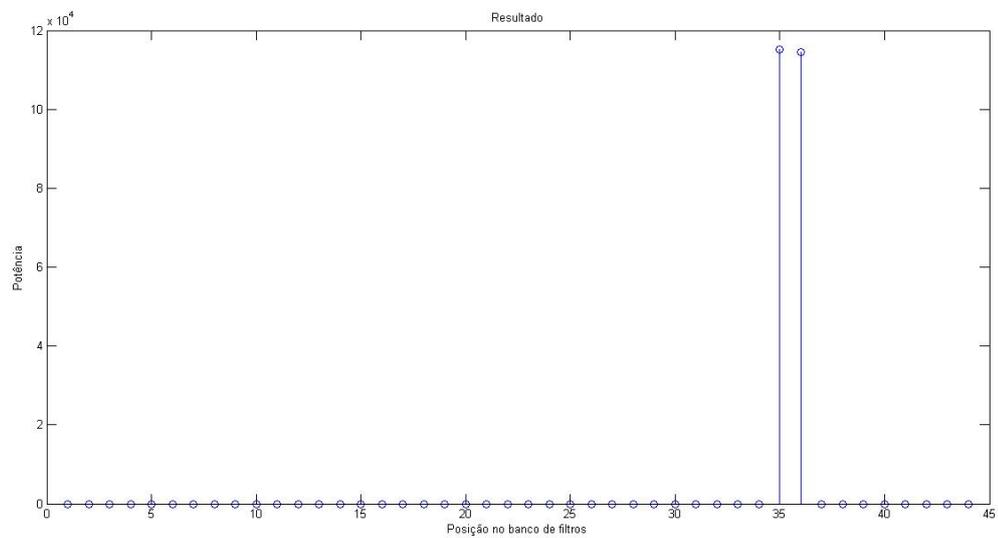


Figura 90 – Amostra 2 - Resultado

Fonte: Autora

As figuras 91 a 98 foram obtidas com a aplicação da *Wavelet* de Daubechies nível 2.

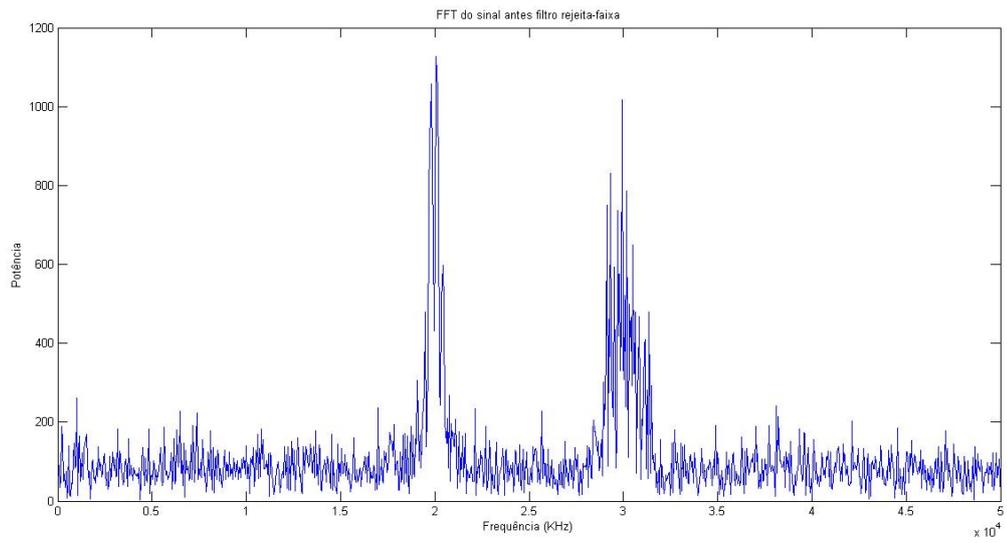


Figura 91 – Espectro da amostra 3

Fonte: Autora

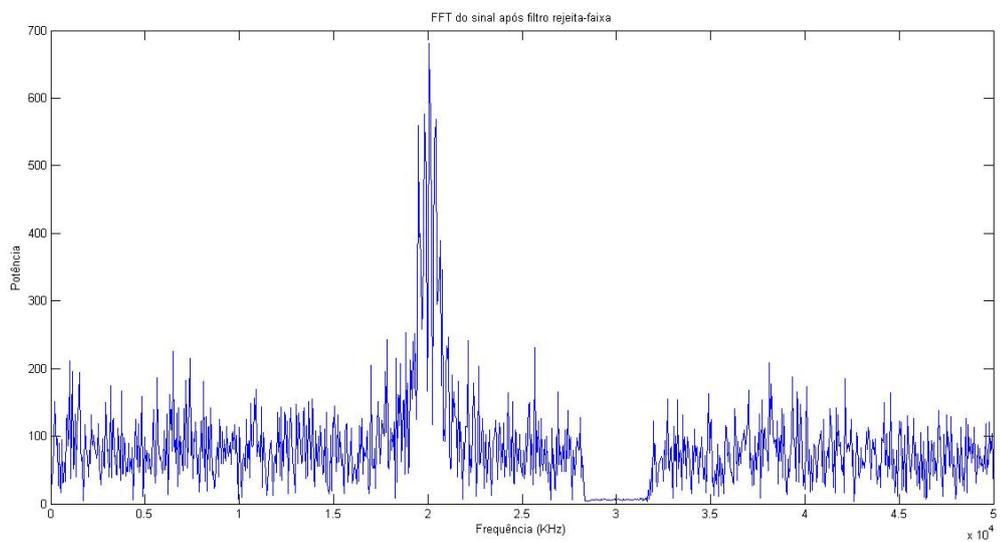


Figura 92 – Amostra 3 sem a portadora 16QAM

Fonte: Autora

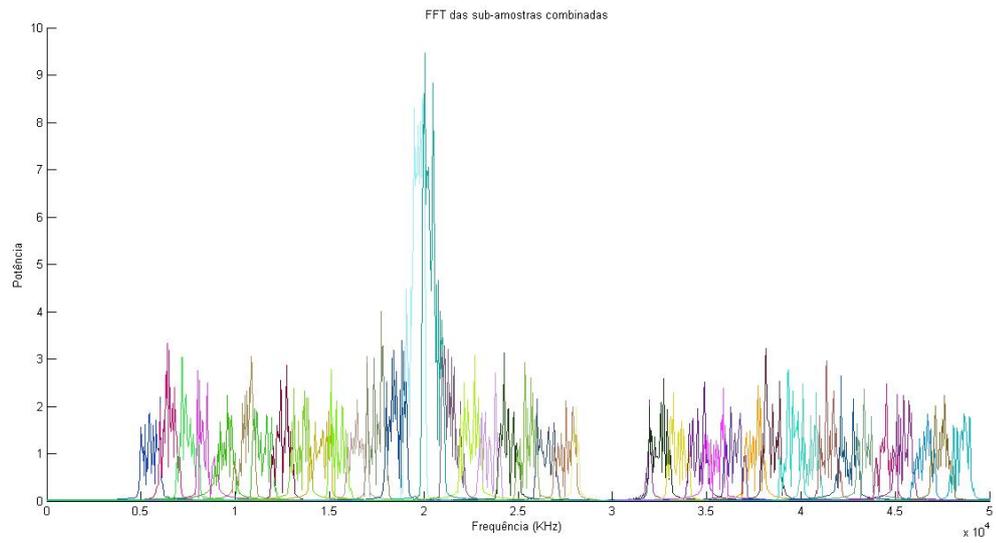


Figura 93 – Amostra 3 segmentada

Fonte: Autora

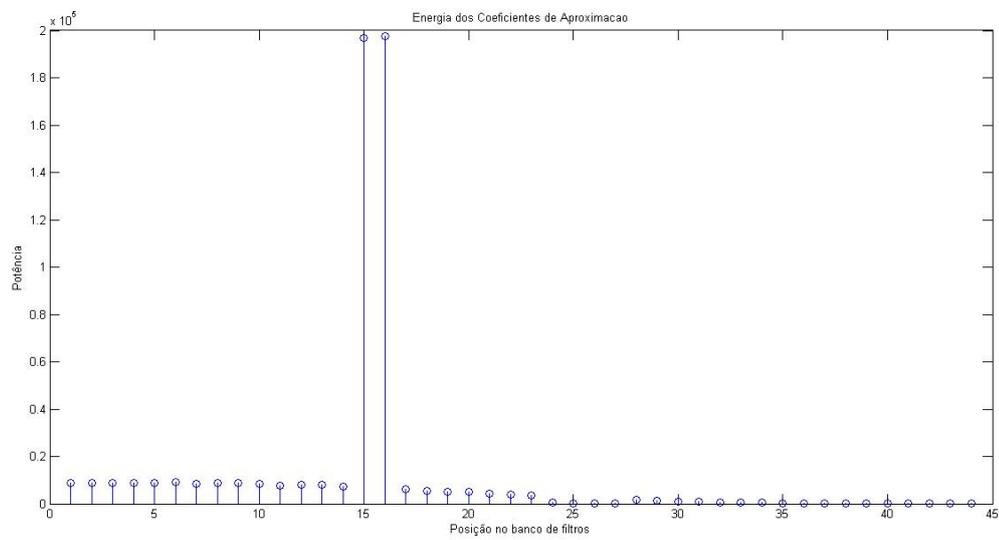


Figura 94 – Amostra 3 - Coeficientes de aproximação

Fonte: Autora

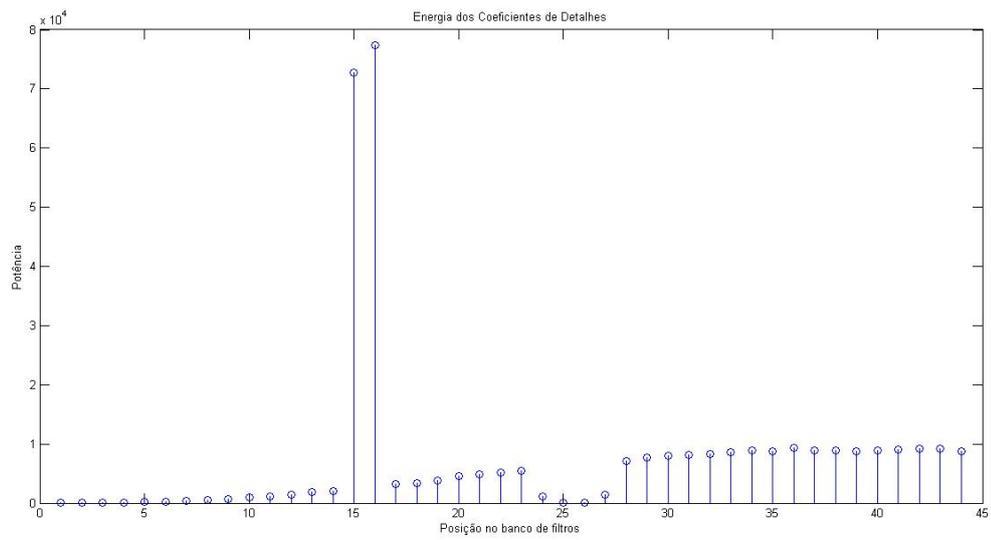


Figura 95 – Amostra 3 - Coeficientes de detalhes

Fonte: Autora

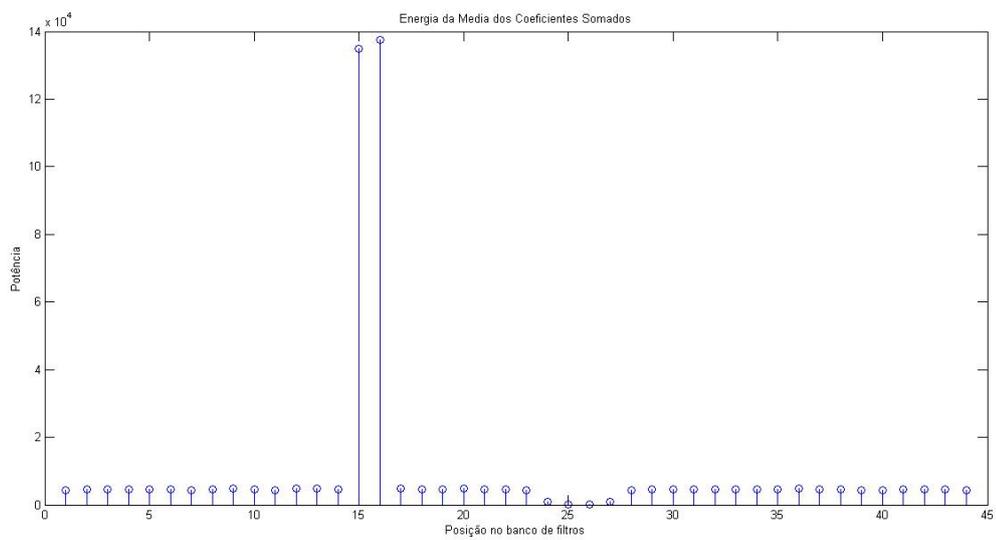


Figura 96 – Amostra 3 - Coeficientes somados

Fonte: Autora

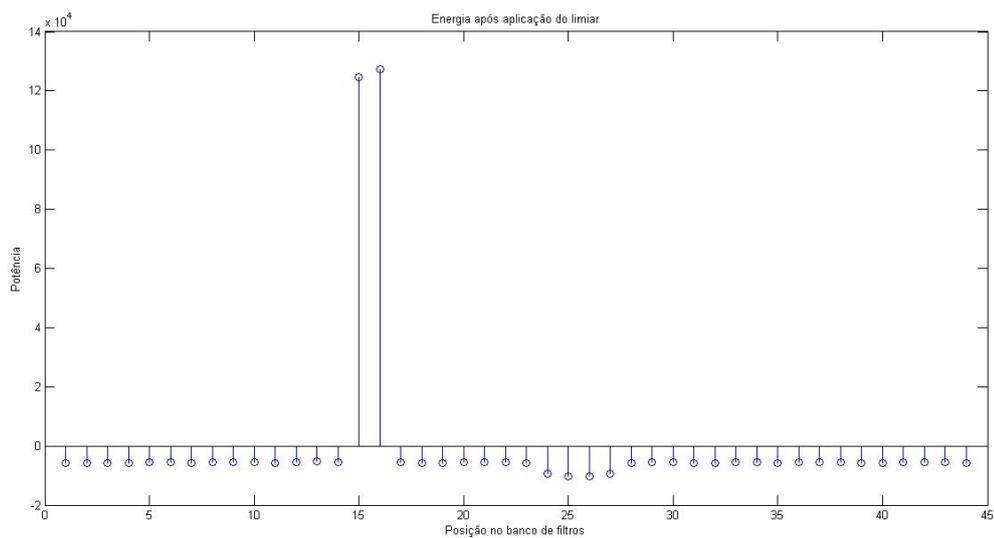


Figura 97 – Amostra 3 após limiar

Fonte: Autora

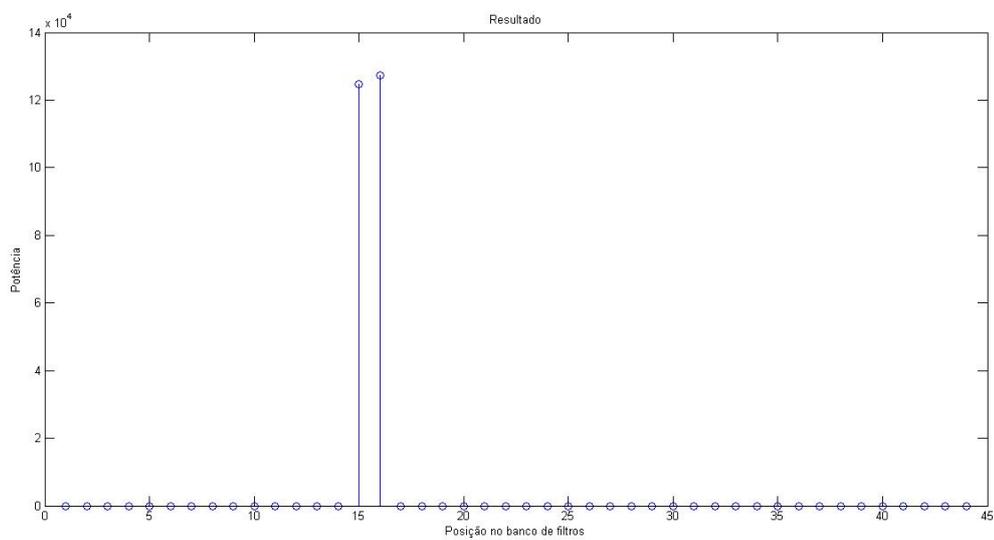


Figura 98 – Amostra 3 - Resultado

Fonte: Autora

Os resultados à seguir são da aplicação do método 3 com a utilização da *Wavelet* Chapéu Mexicano, figuras 99 e 100.

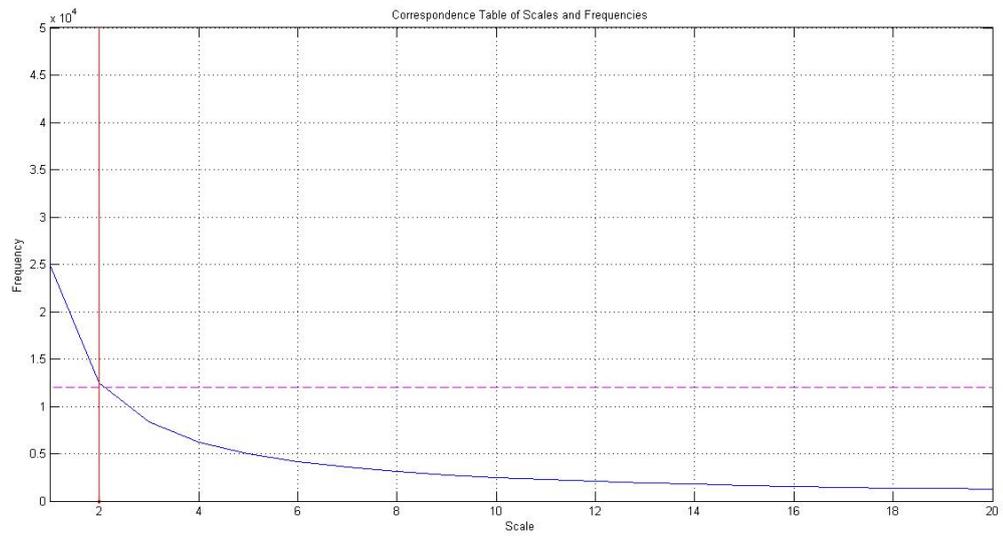


Figura 99 – Escala x frequência - MexH

Fonte: Autora

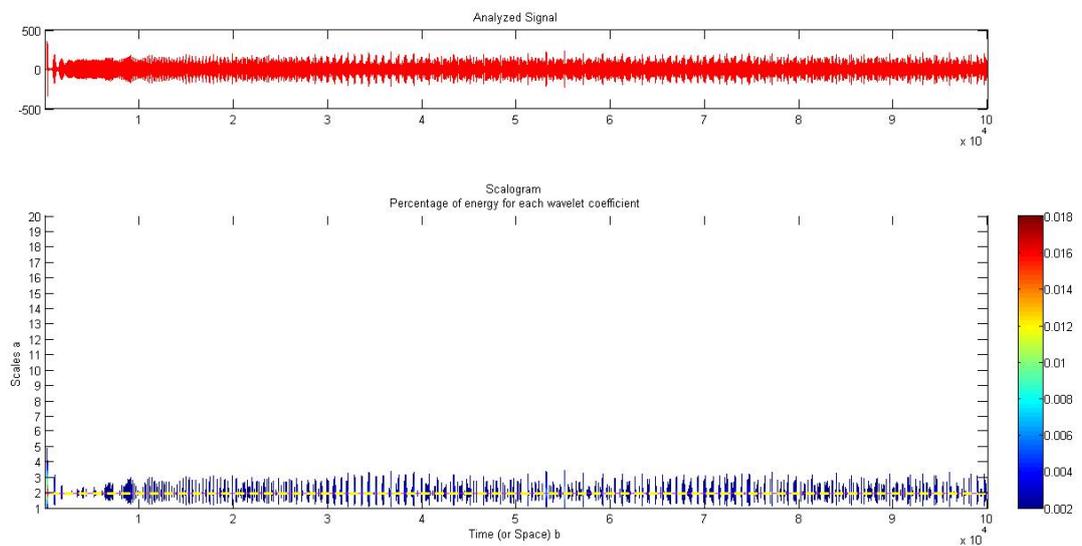


Figura 100 – Escalograma - MexH

Fonte: Autora

Com a utilização da *Wavelet Symmlet* nível 2 obtemos as figuras 101 e 102.

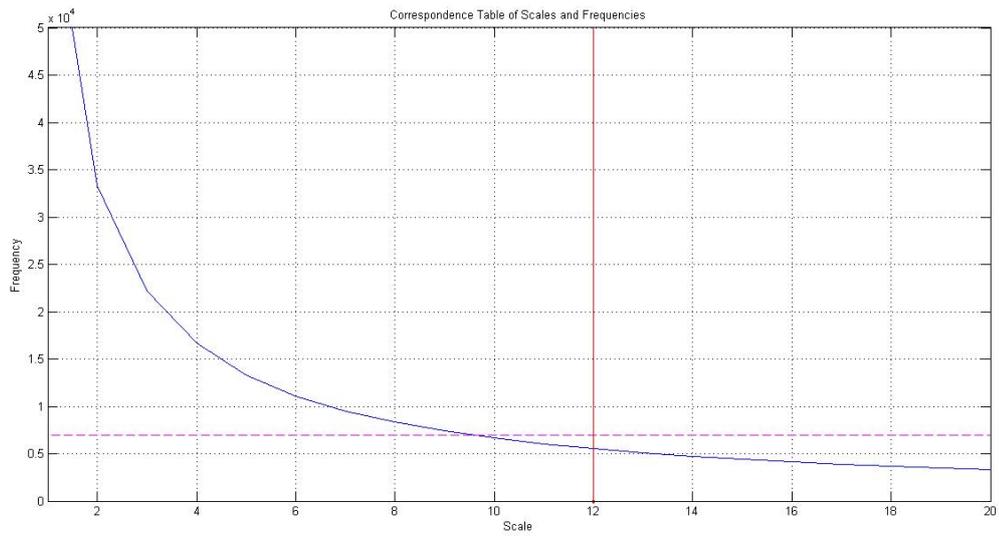


Figura 101 – Escala x frequência - Symmlet 2

Fonte: Autora

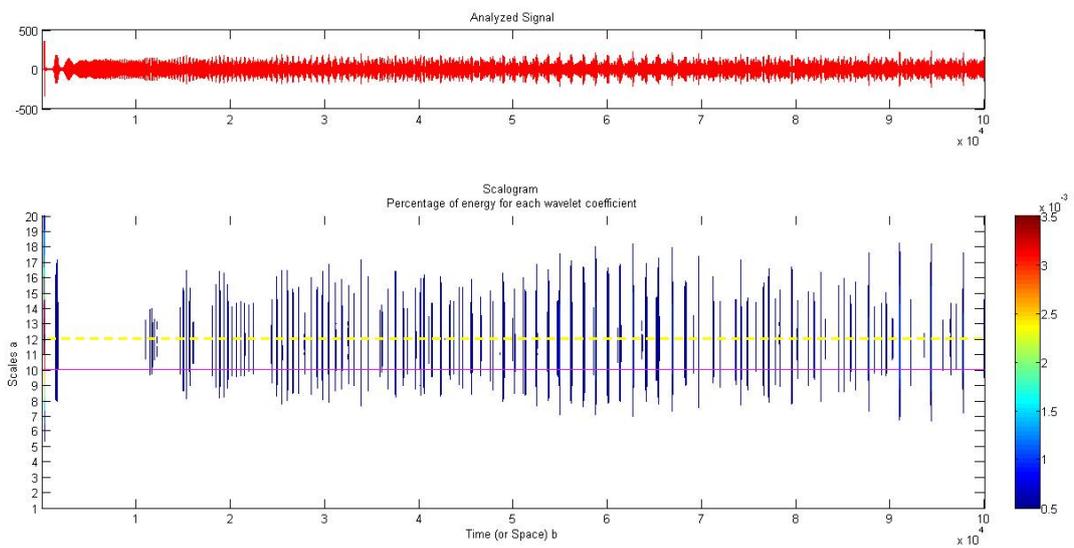


Figura 102 – Escalograma - Symmlet 2

Fonte: Autora