

UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS CURSO DE GRADUAÇÃO EM GEOFÍSICA



GEO213 – TRABALHO DE GRADUAÇÃO

ATENUAÇÃO DO *GROUNDROLL* UTILIZANDO TRANSFORMADA *WAVELET* NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA

ÍTALO CLEY BORGES DE SANTANA MAURÍCIO

SALVADOR – BAHIA JULHO - 2017







atenuação do *groundroll* utilizando transformada *wavelet* no domínio da frequência

por

Ítalo Cley Borges de Santana Maurício

Orientador: Dr. Milton José Porsani

GEO213 – TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Departamento de Geologia e Geofísica Aplicada

DO

Instituto de Geociências

DA

Universidade Federal da Bahia

Comissão Examinadora

_____ Dr. Milton José Porsani (Orientador)

_____ Dr. Michelângelo Gomes da Silva

Dr. Antônio Carlos Lopes Fernades Júnior

Data da aprovação: 07/07/2017

Dedicatória

Talvez essa tenha sido a parte mais difícil de escrever deste texto. Fugi várias vezes da sua escrita, hesitei outras inúmeras.

O ciclo natural da vida resulta na única certeza que temos, a morte. E quando nos deparamos com ela ficamos estarrecidos pela dor sentida em um grau único, um momento de total desconforto em que todas as coisas que fazem parte da nossa rotina parecem simplesmente perder o sentido por mais importantes que pareçam ser. Devaneios se tornam comuns, a ponto de serem o único meio de anestesiar aquela dor pertinente que insiste em tirar as noites de sono e o brilho de uma manhã de céu azul.

Até aqui tudo parece confuso e pouco claro para quem se propôs a ler este pequeno detalhe, 'dedicatória'. Pois bem, o tornarei claro. Durante o processo de escrita deste trabalho perdi, repentinamente, em pouco mais de um mês, duas das pessoas mais importantes da minha vida, minhas referências, meus incentivadores, meus queridos e amados avós. Aqueles que sempre nos olham com admiração, nos tratam com carinho e sempre torcem para o nosso melhor. Outras vezes ainda nos livram de levar umas palmadas dos pais. Quem nunca correu para a barra da saia da avó e segurou ali firmemente até que todo o risco fosse embora? Ou quem nunca ficou nos ombros do avô e sorriu grandemente por se sentir mais alto? se você não viveu isso, apenas lamento...

Nunca pensei que perderia meus velhos de maneira tão rápida, sem condições ao menos de tentar me preparar. A vida nos guarda surpresas, ah se guarda...

Dentre essas surpresas existem aquelas que você não faz a mínima questão de participar, quanto mais receber. Agora imagina receber duas, assim tão de repente sem chance de se defender ou contra atacar!. Fui do céu ao inferno e por lá fiquei durante algum tempo lutando para vencer o desânimo, resgatar a motivação e o desejo de continuar a jornada. Travei uma luta contra mim mesmo, uma guerra em meu mundo, na minha cabeça. Onde as armas não passavam da força do pensamento e imagens captadas pelos olhos que se amontavam ao peito em forma de angústia sem fim.

O que me resta são as boas lembranças vividas e compartilhadas com aqueles que nunca me negaram afeto, carinho e proteção. As lembranças me preenchem o peito e me tornam privilegiado por viver momentos únicos em que os bons ensinamentos e conselhos foram absorvidos. Espero um dia poder reencontrá-los (João 5:28, 29) e dizer mais uma vez que os amo e fizeram uma falta tremenda no tempo em que estiveram no sono profundo (João 11:11).

Dedico este trabalho àqueles que seriam capazes de voltar da morte para entregar a vida por mim, aqueles que são e sempre serão minhas referências. Dedico ao meu 'cabra-homemíssimo', José das Neves Borges (03/1942 - 01/2017) e a flor predileta do meu jardim, Valdete Rabelo Borges (04/1947 - 02/2017).

Resumo

No processamento de dados sísmicos terrestres o groundroll é um problema recorrente, trata-se de um ruído coerente ocasionado por ondas de superfície Rayleigh, combinação entre as ondas P e S. No sismograma o groundroll é caracterizado por um cone vertical que se sobrepõe as reflexões de interesse no levantamento sísmico. Neste trabalho é apresentado um método de filtragem traço a traço utilizando transformada wavelet 1D para atenuar o groundroll. Este método de filtragem é pioneiro no âmbito do processamento sísmico terrestre no entanto, é utilizado com eficiência em filtragem de eletrocardiogramas - EGC e sinais de áudio. A transformada wavelet é utilizada para representar um sinal em distintas resoluções e variados conteúdos de tempo e frequência. Desta maneira, é possível isolar a banda de frequência na qual o ruído está localizado e em seguida atenuá-lo, melhorando a razão sinal/ruído do dado. A filtragem do dado é feita estimando um limiar de corte, definido como threshold (λ), para as amplitudes do sinal que estão relacionadas ao ruído. A determinação do λ leva em conta o número de amostras e o desvio padrão do sinal ruidoso. Neste trabalho a wavelet discreta de Meyer (dmey) foi selecionada segundo o critério da entropia de Shannon para realizar a decomposição espectral do dado sísmico. Esta família de wavelet obteve um melhor desempenho frente a outras famílias de wavelets: daubechies, coiflets, haar e symlets. Os resultados da filtragem aplicada em um conjunto de traços sísmicos no domínio do tiro, no domínio do supergather e posteriormente na linha sísmica completa podem ser encontrados ao final deste texto. Em virtude da atenuação do groundroll, o leitor poderá observar melhorias significativas na resolução das seções sísmicas e no painel do espectro de velocidade.

Abstract

In land seismic data processing the *groundroll* is a recurring problem, it is a coherent noise caused by Rayleigh surface waves, an association between P and S body waves. This noise in the seismogram is described by a cone, it contaminates seismic data by overlapping reflections that may be of interest in the seismic survey. This work presents a filtering method using 1D Wavelet transform to attenuate the groundroll. This filtering method is unprecedented a in land seismic processing however, it is used efficiently in filtering electrocardiograms - EGC and audio signals. The wavelet transform is used to represent a signal at different resolutions and various time and frequency contents. In this way, it is possible to isolate the frequency band in which the noise is located and then attenuate it, improving the signal-to-noise ratio of the data. The data filtering is done by estimating a cutoff threshold (λ) for the noise-related signal amplitudes. The determination of λ takes into account the number of samples and the standard deviation of the noisy signal. In this work the discrete Meyer wavelet (dmey) was selected, according to the Shannon entropy criterion to perform the spectral decomposition of the seismic data. This family of *wavelet* has performed better than other families of wavelets: daubechies, coiflets, haar and symlets. The results of the filtering performed on a set of seismic traces in both the shot domain, supergather and later in the complete seismic line can are in the finish of the text. Due to the attenuation of the groundroll, the significant improvements in the resolution of sections seismic and on the velocity spectrum panel.

ÍNDICE

Dedica	atória .		ii
Resum	ıo		iv
Abstra	act		v
ÍNDIC	се		vi
ÍNDIC	CE DE	TABELAS	'iii
ÍNDIC	CE DE	FIGURAS	ix
INTR	ODUÇ	ÃO	1
CAPÍ	ΓULO	1 Fundamentos Básicos do Processamento Sísmico	3
1.1	O pro	cessamento sísmico	3
1.2	Inforn	nações dos dados sísmicos	3
	1.2.1	Linha 5090 Bacia do Tacutu	3
	1.2.2	Linha 31-81 da Reserva Nacional de Petróleo do Alaska	4
1.3	Pré-P	rocessamento	4
	1.3.1	Geometria	5
	1.3.2	Edição	5
	1.3.3	Correção de Amplitude	5
1.4	Proces	ssamento Avançado	6
	1.4.1	Filtragem de ruídos	6
	1.4.2	Análise de Velocidade e Correção de Normal Moveout (NMO) \ldots .	6
	1.4.3	Empilhamento	8
	1.4.4	Migração	9
CAPÍ	ΓULO	2 Fundamentação teórica	10
2.1	Transt	formadas Wavelets	10
	2.1.1	História	10
	2.1.2	Análise Espectral	11
	2.1.3	Análise Wavelet	16
	2.1.4	Transformada Wavelet Contínua	17
	2.1.5	Propriedades das Transformadas Wavelets Contínuas	19

	2.1.6	Transformadas Wavelets Discretas	20
	2.1.7	Transformada Wavelet Ortonormal	20
	2.1.8	Análise Multirresolução - MRA	21
	2.1.9	Transformadas wavelets e bancos de filtros	24
CAPÍ	TULO	3 Filtragem com wavelet threshold	27
3.1	O Mét	odo - Wavelet Thresholding	27
	3.1.1	Escolha da Função Wavelet	27
	3.1.2	Métodos de Thresholding	28
	3.1.3	Determinação do Limiar de corte	31
CAPÍ	TULO	4 Aplicação do <i>wavelet threshold</i> na atenuação do <i>groun-</i>	
		droll	33
4.1	Aspec	tos teóricos do groundroll	33
	4.1.1	A Escolha da Wavelet	35
4.2	Result	ados	39
	4.2.1	Aplicação do método em um Tiro Sísmico	39
	4.2.2	Melhorias na análise de velocidade	44
	4.2.3	Seções Empilhadas	47
CAPÍ	TULO	5 Conclusões	54
CAPÍ	TULO	6 Agradecimentos	56
Referê	ncias .		57

ÍNDICE DE TABELAS

1.1	Parâmetros de aquisição da linha sísmica de reflexão 5090 da bacia do Tacutu.	
	Sendo t - tempo de registro, Δt - intervalo de amostragem, GC - grau de	
	cobertura, Δs - intervalo entre pontos de tiros, Δg - distância entre geofones,	
	Nc - número de canais e ns - número de amostras por traço	4
1.2	Parâmetros de aquisição da linha sísmica de reflexão 31-81 da reserva Naci-	
	onal de Petróleo do Alaska. Sendo t - tempo de registro, Δt - intervalo de	
	amostragem, GC - grau de cobertura, Δs - intervalo entre pontos de tiros, Δg	
	- distância entre geofones, Nc - número de canais e ns - número de amostras	
	por traço	4
4.1	Tabela das entropias de Shannon das principais wavelets ortogonais para o	
	tiro 128 da linha sísmica 5090 da Bacia do Tacutu.	37
4.2	Tabela das entropias de Shannon das principais wavelets ortogonais para o	
	tiro 138 da linha sísmica 31-81 do Alaska.	38

ÍNDICE DE FIGURAS

1.1	Aplicação da correção em amplitude ao tiro 121 da linha sísmica 5090 da Bacia do Tacutu: original em (a), tiro com AGC em (b) e tiro após edição,	0
1.0	mute e AGU em (c)	6
1.2	Um conjunto de eventos de reflexao em um CMP, adaptado Kearey (2002).	7
1.3	Modelo de uma camada plana e horizontal em subsuperfície	7
2.1	Wavelet de Haar.	11
2.2	Sinal decomposto pela transformada de Fourier, adaptado Michel Misiti e Poggi (2009).	13
2.3	Sinais compostos por duas senoides de 10 e 20 (Hz) e seus espectros obtidos via FT, adaptado Honório (2009)	13
2.4	Representação gráfica da transformada de Gabor, adaptado Michel Misiti e Poggi (2009)	1/
2.5	Espectrograma de sinais compostos por duas senoides de 10 (Hz) e 20 (Hz) e os respectivos espectros obtidos via STET_adaptado Honório (2009)	15
2.6	Esquema de um plano tempo x frequência: (a) FT e sua base, não há localiza- ção temporal (b) STFT e suas bases, há uma certa localização temporal mas o tamanho da janela é constante (c) WT e suas bases, há localização temporal	10
2.7	e o tamanho das janelas são variáveis, adaptado Castilho (2012) Função original e a decomposição via Wavelet, adaptado Michel Misiti e Poggi (2009)	16 17
2.8	Sinais compostos por duas senóides de 10 e 20 (Hz) e os respectivos espectros obtidos via CWT <i>wavelet</i> Daubechies, adaptado Honório (2009)	18
2.9	Exemplo de funções pertencentes aos subespaços V_0 e V_1	22
2.10	Exemplo de função que representa a subtração entre as funções associadas aos	
	subespaços V_1 e V_0 da Figura 2.9.	22
2.11	Árvore de decomposição <i>Wavelet</i> , Michel Misiti e Poggi (2009)	24
2.12	Decomposição espectral do sinal.	24
2.13	Banco de filtro equivalente a transformada wavelet discreta em dois níveis de resolução, (Fernandes, 2015)	25
2.14	Banco de filtro de análise e síntese, chamado quadrature mirror filters - QMF, adaptado Strang e Nguyen (1996)	26
3.1	Tipos de filtragem, adaptado Honório (2009)	28

3.2	Representação do sinal original, hard e soft threshold, adaptado Michel Misiti e Poggi (2009).	30
4.1	Região contaminada com Groundroll	34
4.2	Função escala e $wavelet$ de $Meyer,$ adaptado Michel Misiti e Poggi (2009) .	39
4.3	Função wavelet discreta de Meyer, adaptado Michel Misiti e Pog gi $\left(2009\right)$	40
4.4	Função escala da $wavelet$ discreta de $Meyer,$ Michel Misiti e Poggi (2009)	40
4.5	Fluxograma de filtragem do sinal	41
4.6	Resultado da filtragem. O tiro original em (a) tiro filtrado em (b) e resíduo	
	em (c)	42
4.7	Espectro de amplitude médio da Figura 4.6	42
4.8	Espectro de amplitude médio da Figura 4.9	43
4.9	Resultado da filtragem. O tiro original em (a) tiro filtrado em (b) e resíduo	
	em (c)	43
4.10	Supergather 404 da linha 5090 da Bacia do Tacutu: $Supergather$ original em	
	(a), espectro de velocidade do <i>supergather</i> em (b), <i>supergather</i> filtrado em (c)	
	e espectro de velocidade do $supergather$ filtrado em (d)	45
4.11	Supergather 549 da linha 31-81 do Alaska: $Supergather$ original em (a), espectro	
	de velocidade do <i>supergather</i> em (b), <i>supergather</i> filtrado em (c) e espectro	
	de velocidade do $supergather$ filtrado em (d)	46
4.12	Fluxogramas de processamento	48
4.13	Espectro de amplitude médio da seção: bruta Figura 4.15 em preto, filtrada	
	Figura 4.16 em azul e seu respectivo resíduo em vermelho	49
4.14	Espectro de amplitude médio da seção: bruta Figura 4.18 (a) em preto, filtrada	
	Figura 4.18 (b) em azul e seu respectivo resíduo em vermelho. \ldots \ldots \ldots	49
4.15	Seção bruta da linha sísmica 50-90 da Bacia do Tacutu	50
4.16	Seção filtrada no domínio do tiro da linha sísmica 50-90 da Bacia do Tacutu.	51
4.17	Seção filtrada domínio supergather da linha sísmica 50-90 da Bacia do Tacutu.	52
4.18	Seção bruta da linha sísmica 31-81 do Alaska em (a), Seção filtrada no domínio	
	do tiro (b) e Seção filtrada domínio <i>supergather</i> em (c)	53

INTRODUÇÃO

O método sísmico de reflexão é comumente empregado quando se trata de exploração de hidrocarbonetos. Essa técnica geofísica consiste basicamente em obter a imagem das camadas que se encontram em grandes profundidades nas bacias geológicas sedimentares através de uma aquisição feita na superfície. Os dados sísmicos são obtidos por meio da propagação de uma onda acústica no solo e posteriormente com a medição na superfície da energia refletida. O contraste de impedância das camadas em subsuperfície é quem define a parcela de energia captada na superfície e registrada no sismograma (Yilmaz, 1987). O processamento de dados sísmicos é sem dúvidas crucial à indústria de petróleo e gás, seu objetivo é fornecer uma imagem representativa da subsuperfície. O processamento sísmico subdivide-se em duas etapas básicas: o pré-processamento e o processamento avançado. A diferença entre ambas pode ser pensada em termos das técnicas utilizadas no tratamento do sinal sísmico, enquanto na primeira encontramos técnicas simples e etapas básicas de preparação dos dados, na segunda, são usadas técnicas mais sofisticadas, que influenciam significativamente no aumento da resolução sísmica dos dados.

O groundroll é um tipo de ruído coerente comumente encontrado em aquisições sísmicas terrestres, principalmente quando os devidos cuidados como: dimensionamento da fonte, calibragem de equipamentos e cabeamento não são tomados durante à fase de aquisição. Este ruído, associado com as ondas superficiais *Rayleigh*, é encontrado na forma de um cone vertical que possui baixas frequências e altas amplitudes. O prejuízo ocasionado pelo groundroll é a ocultação das reflexões de interesse no sismograma, o que diminui a razão sinal-ruído.

O groundroll geralmente é tratado na etapa de filtragem do processamento sísmico. O processamento digital de sinais (PDS) normalmente detêm-se a extrair informações de um sinal sobre o qual se tem poucas informações. Consegue-se tal proeza ao representar o sinal utilizando-se funções das quais tem-se conhecimento das características e propriedades. Uma das primeiras e mais importantes técnicas para a análise de sinais é denominada de análise de *Fourier*, proposta por *Jean-Baptiste Joseph Fourier* em 1822. Esta técnica consiste em representar sinais reais através da superposição de funções conhecidas como senóides de frequências definidas. Esta técnica é considerada o pilar do processamento de sinais moderno, sendo bastante utilizada até os dias atuais.

A análise de *Fourier* fornece com precisão as componentes de frequências presentes no sinal analisado. Apesar de ter revolucionado o processamento de sinais, incluindo também

o processamento de sinais sísmicos, à análise de *Fourier* mostrou-se limitada na análise de sinais não estacionários, sinais cujo conteúdo de frequência varia ao longo do tempo. Embora a técnica consiga discernir perfeitamente entre todas as frequências presentes no sinal, esta não consegue precisar em que tempo as componentes de frequências ocorrem (Graps, 1995). Para acomodar a análise deste tipo de sinal, foi criada uma variação da análise de Fourier (STFT - *Short Time Fourier Transform*) onde o sinal a ser analisado é dividido em diversas partes, consideradas estacionárias. Enquanto esta variação tem relativo sucesso, o tamanho da janela na qual o sinal real é dividido tem que ser definida de forma bastante cuidadosa para analisar de forma razoável tanto às altas quanto às baixas frequências, sendo por vezes impraticável. Diante de tal dificuldade, técnicas próprias para o estudo de sinais não-estacionários denominada análise destes sinais (Strang e Nguyen, 1996). A transformada wavelet, pioneira no gênero, utiliza funções com banda de frequência definida para decompor o sinal em vários níveis de resolução, na maioria das vezes estas funções são de suporte compacto (energia limitada em um intervalo de tempo)

O tratamento do groundroll utilizando a transformada wavelet tem sido objeto de pesquisa de diversos autores. Algumas correntes de pesquisas adotam o procedimento de zerar alguns coeficientes da banda na qual o groundroll se encontra, enquanto outros propõem algum tipo de manipulação destes coeficientes associada à transformada wavelet para a atenuação do ruído em questão.

Neste trabalho, pretende-se mostrar que a transformada wavelet 1D é eficiente em atenuar o groundroll quando associada a técnicas que manipulam os coeficientes wavelets com a finalidade de suavizar as amplitudes do registro sísmico associadas ao ruído. Para alcançar tal objetivo, foi utilizado neste trabalho o pacote de processamento sísmico SU - (Seismic Unix - Phenomena, Colorado School of Mines), o ambiente de programação MatLab - MathWorks além de algumas Shells Scripts desenvolvidas no Centro de Pesquisa em Geofísica e Geologia- CPGG/UFBA.

CAPÍTULO 1

Fundamentos Básicos do Processamento Sísmico

Neste capítulo será explanado os fundamentos e os procedimentos realizados no processamento de dado sísmico terrestre convencional. O leitor ficará a par das técnicas utilizadas e a importância de cada uma delas na fase de processamento. A abordagem simplificada destas técnicas neste texto provoca e incentiva o leitor a buscar uma literatura mais completa tais como: (Kearey, 2002) e (Yilmaz, 2001) para melhor aprendizado.

1.1 O processamento sísmico

O processamento de dados sísmicos de reflexão é composto por duas etapas básicas: O pré-processamento (que envolve à organização dos dados e técnicas mais simples de processamento sísmico) e o processamento avançado (que engloba técnicas mais sofisticadas como filtragens, análise de velocidade, empilhamento e migração). Na fase de pré-processamento podemos destacar as etapas de **geometria**, **edição/mute**, **correção de amplitude** e **filtragem inicial** dos dados. No processamento avançado destacam-se as duas etapas de grande importância: **filtragem de ruídos coerentes** e **análise de velocidade** (importante para correção de sobretempo normal (NMO), empilhamento e migração).

1.2 Informações dos dados sísmicos

1.2.1 Linha 5090 Bacia do Tacutu

A linha sísmica de reflexão 5090 da Bacia do Tacutu foi obtida pela PETROBRAS em 1981 através de um levantamento contínuo/sequencial, com o arranjo *split-spread* simétrico.

Na Tabela 1.1 estão reunidas as principais informações referente aos parâmetros da aquisição.

Linha	Lanço	t (s)	$\Delta t (ms)$	GC (%)	Δs	$\Delta g(m)$	Nc	\mathbf{ns}
5090	2500-150-0-150-2500	4	4	1200	200	50	96	1001

Tabela 1.1: Parâmetros de aquisição da linha sísmica de reflexão 5090 da bacia do Tacutu. Sendo t - tempo de registro, Δt - intervalo de amostragem, GC - grau de cobertura, Δs - intervalo entre pontos de tiros, Δg - distância entre geofones, Nc - número de canais e ns - número de amostras por traço

1.2.2 Linha 31-81 da Reserva Nacional de Petróleo do Alaska

A aquisição da linha sísmica de reflexão 31-81 da Reserva Nacional de Petróleo do Alaska, foi realizada pela empresa *Geophysical Service* em 1981 a pedido do Serviço Geológico dos Estados Unidos, (United States Geological Service - USGS).

O levantamento foi executado utilizando o arranjo split-spread simétrico.

Na Tabela 1.2 estão reunidas as principais informações referente aos parâmetros da aquisição.

Linha	Lanço (ft)	t (s)	$\Delta t (ms)$	GC $(\%)$	Δs	Δg (ft)	Nc	ns
31-81	5525-55-0-55-5525	2	4	1200	200	110	96	571

Tabela 1.2: Parâmetros de aquisição da linha sísmica de reflexão 31-81 da reserva Nacional de Petróleo do Alaska. Sendo t - tempo de registro, Δt intervalo de amostragem, GC - grau de cobertura, Δs - intervalo entre pontos de tiros, Δg - distância entre geofones, Nc - número de canais e ns - número de amostras por traço

Informações adicionais sobre os dados sísmicos da linha 31-81 encontra-se disponível em (Geological Survey, 2017).

1.3 Pré-Processamento

No pré-processamento, são realizadas as etapas de preparação dos dados sísmicos que envolvem as seguintes tarefas:

* A leitura em fita ou CD-ROM com os dados sísmicos registrados em campo e a conversão, caso necessário, do arquivo de dados num formato compatível com os softwares adotados para execução do processamento. Geralmente os dados sísmicos são gravados em um dos formatos padronizados pela *Society of Exploration Geophysicists*- SEG, dos quais podemos citar o SEG-B, SEG-D,SEG-2 e SEG-Y. Hoje em dia, os formatos mais utilizados são o SEG-Y e SEG-D.

* Visualização dos registros do arquivo de dados. Selecionar uma determinada faixa de dados para o processamento, fazer a eliminação de traços sísmicos ou famílias de traço comum, que apresentam um alto grau de contaminação por ruídos diversos.

* A especificação para cada traço sísmico do par de coordenadas (ponto de tiro: estaçao receptora), através da adoção de um sistema de coordenadas relativas (X,Y), bem como, o cálculo e a gravação de informações indispensáveis ao processamento sísmico (exemplo: valor das distâncias entre fonte e receptores e as coordenadas do ponto médio comum)

* Filtragem preliminar dos dados, correção dos problemas ocasionados por perda de energia da onda sísmica durante sua propagação em subsuperfície e pelo efeito no tempo de trânsito dos eventos de reflexão, causado por irregularidades do terreno e devido a existência da zona de baixa velocidade (ZBV) próxima à superfície (da Silva, 2004).

1.3.1 Geometria

O objetivo é gravar no *header* de cada traço coordenadas de informações referentes à aquisição da linha, tais como: coordenadas do ponto de tiro e dos receptores, *offset* mínimo e máximo, os pontos médios comuns (CMP), número de amostras e intervalo de amostragem.

1.3.2 Edição

O traço sísmico oriundo da aquisição sísmica terrestre é bastante contaminado por ruídos externos naturais ou instrumentais. A etapa de edição tem como objetivo eliminar totalmente ou parcialmente alguns traços que venham a prejudicar à qualidade dos dados.

1.3.3 Correção de Amplitude

A amplitude da onda sísmica pode ser atenuada devido aos fenômenos de dispersão, absorção e divergência esférica, além da perda natural por transmissão. A etapa de correção de amplitude tem como objetivo corrigir à perda desta, possibilitando uma melhor visualização dos eventos presentes no sismograma. Uma técnica que se pode utilizar de modo a aplicar esta correção de amplitude está no *Automatic Gain Control*, ou AGC. Esta técnica utiliza uma janela móvel de comprimento especificado pelo usuário, e o subsequente cálculo de um coeficiente que será aplicado nos coeficientes da janela (da Silva, 2004).

Na Figura 1.1, pode-se observar um sismograma de tiro da linha 5090 antes e depois da edição, *mute* (silenciamento dos traços ruidosos ou sem informação) e AGC.



Figura 1.1: Aplicação da correção em amplitude ao tiro 121 da linha sísmica 5090 da Bacia do Tacutu: original em (a), tiro com AGC em (b) e tiro após edição, *mute* e AGC em (c).

1.4 Processamento Avançado

1.4.1 Filtragem de ruídos

Ruídos que apresentam regularidade estatística e possuem padrão definido são classificados como ruídos coerentes. A onda aérea e o *groundroll*, ou ruído de rolamento superficial, são ruídos coerentes que ocorrem com bastante frequência em dados sísmicos terrestres. O *groundroll* será o objeto de estudo do presente trabalho e no capítulo quatro será descrito com maior riqueza de detalhes.

1.4.2 Análise de Velocidade e Correção de Normal Moveout (NMO)

A teoria do processamento sísmico se fundamenta no cenário ideal onde a fonte esteja colocada no mesmo ponto de cada receptor, fazendo com que os mesmos recebam de volta a reflexão de incidência normal na interface em subsuperfície. Como isto é impossível, há um afastamento entre o par fonte-receptor, as reflexões em um sismograma são identificadas como hipérboles vide Figura 1.2.



Figura 1.2: Um conjunto de eventos de reflexão em um CMP, adaptado Kearey (2002).

Considere um modelo de refletor plano e horizontal em subsuperfície, mostrado pela Figura 1.3, tem-se:



Figura 1.3: Modelo de uma camada plana e horizontal em subsuperfície.

Onde: F é a fonte de energia, R = receptor, V = velocidade média da camada, h = espessura da camada.

No conjunto de equações 1.1 e 1.2, observa-se que, de fato, a curva de tempo de trânsito para um refletor horizontal é uma hipérbole.

$$v^2 t^2 = x^2 + 4h^2$$

(1.1)

$$\frac{v^2 t^2}{4h^2} - \frac{x^2}{4h^2} = 1. \tag{1.2}$$

Ainda, pode-se escrever as equações 1.1 e 1.2 como em 1.3, onde t(x) é o tempo de afastamento para o par fonte-receptor separados, enquanto t_0 é chamado de tempo de afastamento nulo, ou seja, o tempo que seria medido caso o par fonte-receptor estivessem na mesma posição.

$$t^{2}(x) = \frac{x^{2}}{v^{2}} + \frac{4h^{2}}{v^{2}} = \frac{x^{2}}{v^{2}} + t_{0}^{2}.$$
(1.3)

A diferença $\Delta t_{NMO} = t(x) - t_0$ é chamada de *moveout*, e é dada pela equação 1.4. De posse do Δt_{NMO} , pode-se aplicar a correção *normal moveout* de modo a trazer eventos com tempo de trânsito t(x) para o tempo de afastamento nulo t_0 , removendo assim o efeito hiperbólico associado ao afastamento entre os pares fonte-receptor.

$$\Delta t_{NMO} = t_0 \left(\sqrt{1 + \left(\frac{x}{vt_0}\right)^2} + 1 \right). \tag{1.4}$$

A etapa de análise de velocidade certamente é uma das etapas mais importantes do processamento sísmico, pois o sucesso da seção sísmica empilhada dependerá do grau de precisão das velocidades sísmicas aqui estimadas. O objetivo é obter um campo de velocidades que melhor represente as velocidade da onda sísmica em subsuperfície de modo que, ao utilizá-lo para fazer a correção de NMO, as reflexões sejam horizontalizadas. Para que isto seja feito é realizado o *supergather*, agrupar o dado no maior número possível de famílias CMP's de preferência que possuam cobertura máxima. Em seguida, realizada à análise de velocidade gerando um campo apropriado. Este campo é interpolado para toda a linha, e depois utilizado para fazer a correção de NMO. O sucesso das etapas subsequentes tais como: correção de NMO, empilhamento e migração, dependem fundamentalmente da acurácia do processo de análise de velocidade. Para estimar as velocidades das camadas em subsuperfície é necessário gerar um espectro de velocidade. No entanto, o espectro que é gerado para o cálculo da análise de velocidades leva em conta a coerência dos eventos na seção. A pre-sença de ruídos coerentes podem proporcionar a existência de falsos positivos na etapa de estimativa das velocidades (Yilmaz, 2001).

1.4.3 Empilhamento

A aquisição sísmica é um processo redundante, cada ponto em subsuperfície é imageado múltiplas vezes. A cobertura CMP (Υ), valor que é comumente atribuído à uma linha sísmica, indica o número máximo de vezes a qual um ponto médio comum pode ter sido imageado, naquela linha. Matematicamente, a cobertura CMP é dada pela equação 1.5, onde NG, ΔS e ΔG representam o número de receptores, a distância entre tiros e a distância entre receptores, respectivamente.

$$\Upsilon = \frac{NG}{2\frac{\Delta S}{\Delta G}}.\tag{1.5}$$

Os traços de uma linha sísmica, então, podem ser agrupados de acordo com o ponto médio comum que eles imageiam, formando as famílias CMP. Após a correção de NMO, os traços que estão agrupados na mesma família CMP são somados construtivamente dando origem a um único traço, em um processo chamado de empilhamento. Este, por sua vez aumenta a razão sinal/ruído com base no fato de que o ruído aleatório, ao ser feita a soma dos traços, tende a diminuir. A equação que calcula as amplitudes das amostras do traço empilhado está descrita na equação 1.5, apresentada anteriormente. Em termos matemáticos, para cada N traços empilhados, a razão sinal/ruído é melhorada por um fator de \sqrt{N} . O produto final desta etapa é a seção empilhada, que é o objetivo final do processamento convencional. A etapa de empilhamento consiste basicamente na soma de todas as amplitudes dos sinais presentes em uma família CMP e essa técnica já é por si só bastante poderosa, visto que os eventos incoerentes irão ser atenuados ao sofrerem interferência destrutiva durante o empilhamento ao passo que os eventos coerentes serão realçados ao sofrerem uma interferência construtiva (da Silva, 2004). Essa etapa é de fundamental importância no processamento sísmico, pois é onde obtém-se a seção sísmica propriamente dita. Sabendo-se que o groundroll é um ruído coerente é fundamental que seja atenuado, pois a sua presença compromete seriamente a visualização das camadas na seção sísmica empilhada.

1.4.4 Migração

A migração tem como objetivo corrigir a imagem distorcida gerada pela seção migrada, obtendo-se assim uma seção que corresponde a uma imagem real da subsuperfície estudada.

A imagem obtida por este tipo de procedimento é muito importante no que diz respeito à interpretação sísmica, pois ele torna a posição de estruturas geológicas de interesse mais precisa, como armadilhas de petróleo.

A migração pode ser aplicada de duas formas distintas: pré-empilhamento e pósempilhamento. De modo geral, a migração pós-empilhamento possui um custo computacional menos elevado, o que a torna uma opção mais atraente aos olhos da indústria do petróleo. Para aquisições feitas em uma área onde a subsuperfície possui estruturas geológicas complexas, é comum a utilização da migração pré-empilhamento por proporcionar bons resultados, embora possua um custo computacional mais elevado.

CAPÍTULO 2

Fundamentação teórica

A filtragem dos dados sísmicos de reflexão é uma etapa importante do fluxograma de processamento sísmico. Nesta etapa, o geofísico melhora a qualidade dos dados ao atenuar os ruídos que contaminam e minimizam a razão sinal/ruído do sismograma. Esses ruídos geralmente dificultam a identificação dos refletores de interesse no sismograma, a exemplo do groundroll. O processo de filtragem é realizado conhecendo as características dos ruídos que se desejam eliminar. Para realizar as devidas filtragens, algumas técnicas que utilizam as transformadas e séries matemáticas são empregadas no contexto da geofísica. A seguir, será apresentado os aspectos teóricos a cerca das transformadas wavelets, análise wavelet e espectral.

2.1 Transformadas Wavelets

2.1.1 História

Considerada o pilar do processamento de sinais moderno, a análise de sinal utilizando a transformada de Fourier mostrou-se ser bastante eficiente para estudos de sinais estacionários. A transformada de Fourier fornece informações de quais componentes de frequência estão presentes no sinal, no entanto, não consegue localizá-las no tempo. Esta limitação da análise de Fourier impede que sinais não-estacionários (sinais cujo conteúdo de frequências variam ao longo do tempo) sejam manipulados adequadamente e forneçam informações mais precisas do sinal. Para contornar esta limitação, os estudos das transformadas para análise de sinais não-estacionários evoluíram e culminaram na descoberta das transformadas wavelets. A análise de sinais utilizando transformadas wavelets fornecem informações sobre o conteúdo de frequência e sua localização temporal no sinal analisado. As wavelets, que ainda não possuíam esse nome, foram introduzidas em 1910 pelo matemático Alfred Haar, na sua tese de doutorado sobre a teoria do sistema de funções ortogonais (Haar, 1910). A função que esse autor descreveu é agora chamada de *wavelet* Haar (Figura 2.1).

Apesar de terem sido criadas no contexto da matemática aplicada, as *wavelets* se desenvolveram na geociências, em especial na geofísica, mérito creditado ao geofísico francês Jean



Figura 2.1: Wavelet de Haar.

Morlet naquela época funcionário da companhia petrolífera *Elf Aquitaine*. Devido às limitações da transformada de Fourier na análise de sinais sísmicos, não-estacionários, Morlet criou um novo método para decompor esses sinais no que chamou de *wavelets* de forma constante, que posteriormente se tornou *Wavelet Morlet* (Morlet e Grossmann, 1984). Inicialmente o nome atribuído as *wavelets* era, em francês, *ondelette*, cujo significado é pequena onda. Posteriormente foi traduzido para o inglês, *wave*, mais tarde tornou-se o termo amplamente conhecido como *wavelet*.

Anos mais tarde (Mallat, 1989), Stephane Mallat incorporou um salto adicional as funções wavelets ao descobrir as relações destas e os algoritmos piramidais implementados por bancos de filtros de quadratura espelhadas (Quadrature Mirror Filter - QMF) o que viabilizou a implementação da transformada wavelet na sua forma discreta atual. O método de análise multiresolução proposto por ele inseriu as wavelets no centro do processamento digitais de sinais . Inspirado em parte por esses resultados, Yves Meyer construiu a primeira wavelet não-trivial (Meyer, 1990). Ao contrário das wavelets Haar, as wavelets Meyer são continuamente diferenciáveis, porém não possuem suporte compacto. Ingrid Daubechies utilizou os trabalhos de Mallat para construir um conjunto de funções wavelet de base ortonormal (Daubechies, 1988), que são mais sofisticadas a ponto de se tornarem a pedra angular das aplicações das wavelets nos dias atuais (Graps, 1995). Após esse desenvolvimento, as wavelets encontraram diversas aplicações nas mais diferentes áreas tais como: telecomunicações, medicina, física, processamento de áudio e ganhou um foco especial na geofísica.

2.1.2 Análise Espectral

As séries temporais são entendidas como qualquer sequência de medições ou observações coletadas em uma ordem específica. Normalmente, as medidas são feitas em intervalos constantes de alguma escala, tais como: a espessura de camadas de rochas, distância geográfica, tempo e profundidade.

A ideia fundamental por trás da análise *wavelet* é examinar os dados de acordo com a escala, em pequenas partes ou componentes, por isso que muitas vezes à análise *wavelet* é chamada de "microscópio matemático". Isso a torna bastante apropriada para análise de sinais não-estacionários. As *wavelets* são funções que satisfazem certos requisitos matemáticos (veremos mais adiante de maneira detalhada) e são usadas na representação de dados ou outras funções.

Essa ideia não é nova, no início do século XIX Jean Baptiste Joseph Baptiste Fourier (1768-1830) em seus estudos sobre fluxo térmico, descobriu que poderia sobrepor senos e cossenos para representar outras funções. Seus estudos levaram-no a concluir que qualquer função periódica f(x) pode ser representada como uma soma ponderada de senos e cossenos, $e^{i\omega x}$, onde o peso numa frequência particular ω é dado pelos coeficientes espectrais representados por $C_n(\omega)$, essa teoria é hoje conhecida como análise espectral de Fourier ou simplesmente análise de Fourier.

A expressão matemática dada na equação 2.1 representa a série complexa de Fourier :

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} C_n e^{i\omega_0 nx}.$$
(2.1)

O coeficiente C_n é obtido através da expressão:

$$C_n = \frac{1}{T} \int_T f(x) e^{-i\omega_0 nx} dx, \qquad (2.2)$$

onde, $n \in \mathbb{Z}$, $\omega_0 \in \mathbb{T}$ representam a frequência fundamental e o período do sinal respectivamente.

A série de Fourier apresenta a limitação de se restringir a representar apenas sinais periódicos por meio de senos e cossenos. A evolução da série de Fourier é a transformada de Fourier-(TF) vide equação 2.3, esta, consegue representar qualquer função por meio de soma continua de senoides, ver Figura 2.2, apenas utilizando o artifício matemático de supor que uma função mesmo não sendo periódica passa a ser quando o $T \longrightarrow \infty$, isto é, a função é periódica no infinito. Além de representar qualquer tipo de função através de senoides a TF fornece todo o conteúdo de frequência que compõe o sinal.

$$F\{f(t)\} = f(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-i\omega t}dt.$$
(2.3)

Vale salientar que o processo de decompor uma função em partes mais simples é chamado análise. A operação inversa, de reconstruir a função a partir das partes simples é conhecida como síntese. Assim, nesse contexto, o termo síntese de Fourier descreve o processo de reconstruir uma função a partir de componentes mais simples obtidas pela análise de Fourier. No entanto, o termo análise e síntese de Fourier usualmente é empregado na literatura como sendo os processos de decomposição e reconstrução.



Figura 2.2: Sinal decomposto pela transformada de Fourier, adaptado Michel Misiti e Poggi (2009).

A transformada de Fourier é bastante utilizada por ter a capacidade de fornecer de maneira precisa o conteúdo de frequência presente em um sinal e revelar informações que seriam difíceis de ser observadas se o sinal estivesse no domínio do tempo. Para muitas funções, em especial funções estacionárias, a análise de Fourier é muito útil, uma vez que o conhecimento do conteúdo de frequência é de grande importância. No entanto, a transformada de Fourier apresenta uma limitação: ao identificar as frequências que compõe o sinal na transformação do domínio do tempo para o domínio da frequência, perde-se totalmente a informação sobre a localização temporal do evento, ou seja, é impossível dizer quando determinado conteúdo de frequência ocorre, essa imprecisão é semelhante a incerteza de *Heisenberg*. Por exemplo, considere dois sinais que são formados por duas ondas senoidais de frequências 10 (Hz) e 20 (Hz) vide Figura 2.3. O primeiro sinal tem-se a senoide de 10 (Hz) no intervalo de 0 a 5 (s) e a senoide de 20 (Hz) no intervalo de 5 a 10 (s), enquanto o segundo sinal possui ambas as senoides em todo o intervalo.



Figura 2.3: Sinais compostos por duas senoides de 10 e 20 (Hz) e seus espectros obtidos via FT, adaptado Honório (2009).

Do ponto de vista da Transformada de Fourier, não há distinção entre as duas respostas obtidas para o espectro de frequência, embora os sinais sejam diferentes. Esta é uma das limitações da TF e, portanto, é interessante uma abordagem que caracterize o sinal analisado de maneira mais fidedigna. Por volta da metade do século XX, *Léon Brillouin, Dennis Gabor, Claude Shannon* e *Jean Ville* já estavam conscientes das limitações da transformada de Fourier e buscavam uma técnica mais refinada para a representação tempo-frequência (TxF) de um sinal.

Por volta de 1946, Gabor, aprimorou a abordagem da transformada de Fourier de modo a dimensionar uma janela temporal e assim, analisar o sinal dentro desse intervalo considerando-o estacionário. Essa adaptação é conhecida como Transformada de Fourier de Curta Duração (*Short Time Fourier Transform - STFT*) ou, analogamente, como Transformada de Fourier Janelada (*Windowed Fourier Transform - WFT*) Figura 2.4. Este conceito permite avaliar um sinal tanto em termos do tempo quanto da frequência, estudando o sinal parte por parte, ou janela por janela.

Matematicamente, a STFT é expressa por:

$$G\{f(t)\} = f(\omega, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g^*(t-\tau)e^{-i\omega\tau}dt,$$
(2.4)

onde g(t), função janela, é uma função de quadrado integrável com suporte limitado a um intervalo de comprimento Δt , $g^*(t)$ é o complexo conjugado da função g(t).



Figura 2.4: Representação gráfica da transformada de Gabor, adaptado Michel Misiti e Poggi (2009).

Com a abordagem proposta por Gabor, tornou-se possível uma correlação entre o conteúdo de frequência da função com o instante que tal evento ocorre. Analogamente à análise feita via FT para o caso de dois sinais compostos por senoides de 10 e 20 (Hz), através da STFT é obtida uma resposta mais próxima ao que de fato o sinal representa Figura (2.5).

Fica claro que há uma distinção entre os espectros de frequências obtidos para cada um dos sinais. No entanto, apesar da STFT apresentar uma evolução frente à FT, também apresenta limitações: uma vez estabelecido o tamanho da janela, este é fixo para todo o sinal de modo a negligenciar as características que possuem tamanhos maiores ou menores que àquele estabelecido pela janela. Isso pode ser notado no intervalo de 4.5 a 5.5 (s) na Figura 2.5 onde não há uma clara definição do conteúdo de frequência presente. Muitos sinais requerem uma abordagem mais flexível, ou seja, uma técnica na qual se possa variar o tamanho da janela e com isso determinar com maior precisão as características do sinal, janela pequena para analisar altas frequências (maior riqueza de detalhes) e janelas grandes para analisar baixas frequências. A adaptação do tamanho da janela para diferentes conteúdos de frequência é o princípio base da análise *wavelet*.



Figura 2.5: Espectrograma de sinais compostos por duas senoides de 10 (Hz) e 20 (Hz) e os respectivos espectros obtidos via STFT, adaptado Honório (2009).

Em síntese, a Figura 2.6, (Castilho, 2012), ilustra a representação das transformadas até então aqui discutidas.



Figura 2.6: Esquema de um plano tempo x frequência: (a) FT e sua base, não há localização temporal (b) STFT e suas bases, há uma certa localização temporal mas o tamanho da janela é constante (c) WT e suas bases, há localização temporal e o tamanho das janelas são variáveis, adaptado Castilho (2012)

2.1.3 Análise Wavelet

A análise wavelet é uma poderosa ferramenta matemática no estudo e processamento de sinais. Assim como os senos e cossenos na análise de Fourier, as wavelets são utilizadas como funções base na representação de outras funções. Uma função $\psi(x) \in L^2(R)$ é chamada de wavelet se atenderem alguns requisitos matemáticos tais como os representados pelas equações 2.5 e 2.6.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x)dx = 0, \qquad (2.5)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(x)|^2 dx < \infty.$$
(2.6)

Estas condições equivalem a dizer que as *wavelets* possuem energia finita e concentrada no tempo, isto é, pertencem ao conjunto das funções quadrado integráveis $L^2(R)$ e são funções

de suporte compacto.

É evidente que inúmeras funções podem atender as equações 2.5 e 2.6 e de certa maneira serem consideradas *wavelets*. No entanto, outras condições são necessárias para que uma função seja classificada como *wavelet*. No capítulo posterior, é discutido alguns desses requisitos.

A Figura 2.7 ilustra a representação de um sinal segundo a óptica da análise *wavelet*. Uma função pode ser escrita em termos de diferentes funções *wavelets*. Estas funções *wavelets* são escritas a partir de uma *wavelet* principal, a *wavelet* mãe.



Figura 2.7: Função original e a decomposição via Wavelet, adaptado Michel Misiti e Poggi (2009).

Uma família de *wavelets* pode ser obtida através da manipulação de dois parâmetros da *wavelet* mãe $\psi(x)$: Os parâmetros de escala *a* e deslocamento *b*, sendo assim a representação de uma família de *wavelets* é dada por:

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi(\frac{x-b}{a}); a > 0; b \in R,$$
(2.7)

o termo $\frac{1}{\sqrt{a}}$ corresponde a um fator de normalização de energia para cada wavelet $\psi_{a,b}$, isto é, cada wavelet-filha mantém a energia da wavelet-mãe.

2.1.4 Transformada Wavelet Contínua

A transformada wavelet contínua (Continous Wavelet Transform - CWT) é uma operação matemática que decompõe uma função $f(x) \in L^2(R)$ em funções de base ortogonais denominadas de wavelets $\psi(x)$. Uma vez escolhida a família de wavelets, a CWT de uma função f(x) é definida como:

$$Wf(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\overline{\psi_{a,b}}(x)dx,$$
(2.8)

onde $\overline{\psi_{a,b}}(x)$ representa o complexo conjugado de $\psi_{a,b}(x)$. A função $f(a,b) \in L^2(R)$, gerada pela CWT depende do parâmetro de dilatação/contração *a* (relacionado com a frequência que não tem na STFT) e do parâmetro de translação *b* (semelhante ao parâmetro de localização da STFT). A transformada *wavelet* é uma transformação linear, isto é, as condições de homogeneidade e aditividade (transformada *wavelet* da soma de dois sinais é a soma das transformadas individuais de cada sinal) são satisfeitas. A expressão contínua da CWT está associada aos valores que os parâmetros a e b podem assumir. Para reconstituir o sinal f(x) a partir das funções de base *wavelets* é necessário efetuar uma operação matemática, transformada *wavelet* inversa (ICWT) foi definida por Ingrid Daubechies, (Daubechies, 1992):

$$f(x) = \frac{1}{C\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{0}^{+\infty} Wf(a,b)\psi_{a,b}(x)dadx,$$
 (2.9)

a constante $C\psi$ depende exclusivamente da escolha da *wavelet* mãe e pode ser definida da seguinte forma:

$$C_{\psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\widehat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty.$$
(2.10)

O termo $\widehat{\psi}(\omega)$ representa a transformada de Fourier da *wavelet* mãe $\psi(x)$.

As transformadas *wavelets* são poderosas frente a transformada de Fourier por terem a capacidade de localizar no tempo os conteúdos de frequência que constituem o sinal, a Figura 2.8 mostra esta capacidade atribuída as transformadas *wavelets*. O mesmo sinal da seção anterior, composto pelas frequências de 10 e 20 Hz, é analisado mediante a transformada *wavelet*.



Figura 2.8: Sinais compostos por duas senóides de 10 e 20 (Hz) e os respectivos espectros obtidos via CWT *wavelet* Daubechies, adaptado Honório (2009)

Note que a representação gráfica originada a partir da análise *wavelet* fornece informações referentes ao tempo-escala. Isso significa que as informações referentes ao domínio da frequência são obtidas de maneira indireta, ao contrário da análise segundo a abordagem de Fourier. As informações referentes ao conteúdo de frequência do sinal são fornecidas por uma pseudo-frequência ou frequência relativa (F_a) estimada a partir da frequência central ou frequência predominante (F_c) da *wavelet*-mãe, da taxa de amostragem do sinal Δt e da escala ou nível (a) de decomposição do sinal.

A ideia é associar à wavelet-mãe uma frequência central F_c que poderá ser estimada por associação a um sinal periódico ou mediante a frequência predominante obtida pela transformada de Fourier das funções wavelets. Portanto, ao dilatar uma wavelet por um fator de escala a, sua frequência se altera para F_c/a , adimitindo que o período de amostragem do sinal é Δt , a frequência associada a escala a fica, equação 2.11:

$$F_a = \frac{F_c}{a.\Delta t}.$$
(2.11)

2.1.5 Propriedades das Transformadas Wavelets Contínuas

a) Linearidade: Seja W o operador da transformada wavelet.

$$W\{\alpha f(t) + \beta g(t)\} = \alpha W\{f(t)\} + \beta W\{g(t)\}.$$
(2.12)

b) Invariância por Escala

Se a transformada da função é dada por $W\{f,\psi\}(a,b)$, então a transformada da função $f'(x) \longrightarrow \frac{1}{\sqrt{\kappa}} f(\frac{x}{\kappa})$ é dada por:

$$W\{f',\psi\}(a,b) \longrightarrow W\{f,\psi\}(\frac{a}{\kappa},\frac{b}{\kappa}).$$
 (2.13)

c) Transformada de uma constante

$$W\{C\} = 0. (2.14)$$

d) Invariância por translação:

Se a transformada da função é dada por $W\{f,\psi\}(a,b)$, então a transformada da função $f'(x) \longrightarrow f(x-b')$

$$W\{f',\psi\}(a,b) = W\{f,\psi\}(a,b-b').$$
(2.15)

e) Conservação da Energia

Conservar a energia em uma CTW significa que não há perdas de informação ao transformar uma função em seus coeficientes *wavelets*.

$$< f|f> = \int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx = \frac{1}{C_{\psi}} \int_{0}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |f_{\psi}(a,b)|^2 db \frac{da}{a^2},$$
 (2.16)

é equivalente ao teorema de Parseval para a transformada de Fourier.

2.1.6 Transformadas Wavelets Discretas

Um inconveniente da CWT é que a representação do sinal é muitas vezes redundante devido aos pequenos valores atribuídos aos parâmetros a e b. Uma forma de contornar isso é utilizar valores discretos para tais parâmetros, o que caracteriza a transformada wavelet discreta (*Discrete Wavelet Transform - DWT*). Dessa forma, pode-se obter tanto uma representação redundante quanto não-redundante utilizando escolhas apropriadas de funções wavelets e esquemas de discretização (Kumar e Foufoula, 1997):

$$a = a_0^j; \quad b = kx_0 a_0^j; \quad a_0 > 1; \quad j \quad e \quad k \in \mathbb{Z}.$$
 (2.17)

Através dos valores assumidos pelos parâmetros de escala e posição definidos acima, a família de funções *wavelets* é então expressa por:

$$\psi_{j,k}(x) = \frac{1}{\sqrt{a_0^j}} \psi(\frac{x - kx_0 a_0^j}{a_0^j}) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j}x - kx_0).$$
(2.18)

Utilizando a família de *wavelets* obtidas pela equação 2.18, tem-se para a transformada *wavelet* discreta:

$$wf(j,k) = a_0^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi(a_0^{-j}x - kx_0)dx.$$
 (2.19)

Através de escolhas apropriadas para os parâmetros $a_0 e x_0$ e utilizando a família de *wavelets* discretas, o sinal f(x) pode ser completamente caracterizado assim como no caso da CWT.

Uma maneira mais elegante de expressar a equação 2.19 é através do somatório:

$$W\{f,\psi\}(j,k) = a_0^{-j/2} \sum_{i=0}^{n-1} f(i)\psi(a_0^{-j}i - kx_0).$$
(2.20)

A transformada *wavelet* discreta inversa (Transform Wavelet Discret Inverse - IDWT), é expressa em termos de somatório da seguinte forma:

$$f(i) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} a_0^{-j/2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} W\{f, \psi\}(j, k) \psi(a_0^{-j}i - kx_0).$$
(2.21)

Inúmeras bases de *wavelets* podem ser criadas a partir da escolha de distintos valores para os parâmetros $a_0 \in x_0$. No entanto, como veremos na próxima seção, alguns valores específicos tornam a base destas funções ortonormal.

2.1.7 Transformada Wavelet Ortonormal

Assumindo que seja $a_0 = 2$ e $x_0 = 1$, valores assumidos por *Meyer* e *Daubechies*, um conjunto de bases ortonormais poderá ser obtido de forma que a família de *wavelets* da

equação (2.17) seja representada pela equação:

$$\psi_{j,k}(x) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi(\frac{x-k2^j}{2^j}) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x-k).$$
(2.22)

A Equação 2.22 está escrita em termos de translação (k) e escala (j) e a equação 2.21 é uma estrutura conhecida como diática, que assemelha-se com a notação musical em que as potências de dois estão relacionados com intervalos de oitavas e duração das notas (Strang e Nguyen, 1996). Como já mencionado, as *wavelets* obtidas a partir da equação 2.21 formam uma base ortonormal, as vantagens em se trabalhar com esse tipo de base é que ela permite uma reconstrução perfeita da função original a partir dos coeficientes obtidos pela TW e são ortogonais à suas translações e dilatações. Todas as funções $f(x) \in L^2$ podem ser aproximadas a partir de combinações lineares das *wavelets* $\psi_{j,k}$:

$$f(x) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} D_{j,k} \psi_{j,k}(x)$$
 (2.23)

onde o coefiente $D_{j,k}$ que mede a contribuição da escala 2^j na posição $k2^j$ pode ser determinado por:

$$D_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi_{j,k}(x)dx.$$
 (2.24)

É bastante clara a semelhança entre a equação 2.22 e a série de Fourier. No entanto, duas distinções cruciais merecem ser destacadas:

- 1- A série wavelet é duplamente indexada, cujos índices indicam a escala e a localização;
- 2- A função base wavelet tem a propriedade de localização tempo-frequência.

2.1.8 Análise Multirresolução - MRA

A MRA está relacionada com o estudo de sinais representados por diferentes níveis de resolução, isto é, à divisão de um sinal em diferentes escalas de resolução e frequências, o que permite que um sinal complexo seja decomposto em diversos outros mais simples a fim de serem analisados individualmente. Algumas definições matemáticas devem ser satisfeitas para que a MRA seja de fato caracterizada, suponhamos um espaço completo V_j :

$$\dots \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset \dots \subset V_j \subset V_{j+1} \subset \dots,$$

$$(2.25)$$

$$\bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = L^2(R), \qquad (2.26)$$

$$\bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = 0, \qquad (2.27)$$

$$f(t) \in V_j \iff f(\frac{t}{2}) \in V_{j+1}, \in \mathbb{Z}.$$
 (2.28)

Graficamente, podemos representar por exemplo, para um caso simples e específico de duas funções associadas ao subespaços V_0 e V_1 :



Figura 2.9: Exemplo de funções pertencentes aos subespaços $V_0 \in V_1$.

É possível associarmos ao subespaço V_0 um conjunto de funções $\phi(t - \kappa)$ e ao subespaço V_1 um conjunto $\phi(2t - \kappa)$, ou seja, uma versão escalonada em relação à outra, conforme se pode observar na Figura 2.9. Nota-se ainda que,

$$\phi(t) = \phi(2t) + \phi(2t - 1), \qquad (2.29)$$

desta forma, é possível generalizar para seguinte equação:

$$\phi(t) = 2\sum_{\kappa} f(\kappa)\phi(2t-\kappa), \qquad (2.30)$$

onde f(k) são coeficientes de ponderação e a expressão é conhecida como equação de refinamento (ou eq. de dilatação). A função $\phi(t)$ é denominada função escala. Deve-se ressaltar que quando há aumento da escala j o intervalo de tempo de suporte Δt diminui. Podemos agora utilizar informações que resultam da subtração entre duas escalas representada pela função $\psi(t)$ pertencente a um subespaço W_0 :



Figura 2.10: Exemplo de função que representa a subtração entre as funções associadas aos subespaços V_1 e V_0 da Figura 2.9.

É possível observar que a função $\psi(t)$, exemplo associado ao subespaço W_0 na Figura 2.10, conjuntamente com V_0 pode gerar V_1 , avaliando a Figura 2.9, da seguinte forma:

$$\psi(t) = 2\phi(2t) - \phi(t), \tag{2.31}$$

isto é,

$$V_1 = V_0 + W_0. (2.32)$$

Analogamente, se aumentarmos a resolução, é possível escrever $V_2 = V_1 + W_1$, e, substituindo nesta expressão a equação 2.31, observar que:

$$V_2 = V_0 + W_0 + W_1, (2.33)$$

onde podemos concluir que V_0 refere-se a uma estrutura aproximada do sinal enquanto W_0 e W_1 são detalhes. Generalizando os resultados acima, tem-se:

$$V_{R+1} = V_0 + \sum_{r=0}^{R} W_r.$$
 (2.34)

O subespaço W_r é de natureza oscilatória pois expressa diferenças, e na teoria de transformadas os sinais pertencentes a este subespaço são denominados *wavelets*. Logo, é possível obter, substituindo a equação 2.28 na equação 2.30,

$$\psi(t) = \phi(2t) - \phi(2t - 1), \qquad (2.35)$$

é possível generalizar, temos a expressão:

$$\psi(t) = 2\sum_{\kappa} g(\kappa)\phi(2t-\kappa), \qquad (2.36)$$

que é denominada equação wavelet, $g(\kappa)$ é o coeficiente (função de transferência) do filtro passa alta (Fernandes, 2015).

Em suma, o processo de decomposição através da MRA consiste em separar o sinal original em duas partes: uma contendo as características mais gerais do sinal (grande escala/baixa frequência) e outra contendo as características de detalhe (pequena escala/alta frequência). Esses coeficientes são denominados de aproximação (cA_j) e detalhe (cD_j) respectivamente. Uma vez que o sinal tenha sido decomposto, a componente de aproximação pode ser novamente submetida ao processo de separação em novas componentes de aproximação e detalhe, e assim sucessivamente como pode ser visto na Figura 2.11. No domínio da frequência, esse procedimento de decomposição equivale a subdividir o espectro de frequência do sinal pela metade de maneira sucessiva conforme ilustra a Figura 2.12. Em teoria, esse processo poderia ser mantido indefinidamente até que os detalhes individuais representassem uma única amostra ou pixel (no caso de imagens). Na prática, seleciona-se um número adequado de níveis com base na natureza do sinal, (Honório, 2009).



Figura 2.11: Árvore de decomposição Wavelet, Michel Misiti e Poggi (2009).



Figura 2.12: Decomposição espectral do sinal.

2.1.9 Transformadas wavelets e bancos de filtros

As transformadas wavelets baseiam-se no produto interno de um sinal f(t) por uma base de funções oscilantes $\psi_{j,k}(t)$ localizadas em um determinado intervalo de tempo que são escalonadas e deslocadas ao longo do eixo temporal.

$$a_{j,k} = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle,$$
 (2.37)

$$d_{j,k} = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle, \tag{2.38}$$

onde j representa a escala, k representa o deslocamento, $\phi_{j,k}(t) = \phi(2^{j}t - k)$ e $\psi_{j,k} = \psi(2^{j}t - k)$ são as versões escalonadas e deslocadas da função escala e de uma wavelet mãe $\psi(t)$ respectivamente, estas são equações de análise que geram os coeficientes de escala $(a_{j,k})$ e coeficientes wavelets $(b_{j,k})$. Uma forma rápida e eficiente de se obter estes coeficientes é através dos algoritmo de decomposição e árvore proposto por Mallat (Mallat, 1989).

Revisitando os resultados encontrados na análise multirresolução, observando-se as equações 2.29 e 2.35, percebe-se que uma wavelet-mãe pode ser escrita em função de $\phi(t)$ (escala) desde que se conheçam os coeficientes g(k). Por sua vez, definir a função escala significa conhecer os coeficientes f(k), sendo f(k) e g(k) coeficientes de filtros passa-baixa (LPF) e passa-alta (HPF), respectivamente. Observando novamente a equação (2.33), que indica que uma determinada escala pode ser expandida por outra escala adicionada de wavelets, é possível comprovar que, em tempo discreto, realizar esta expansão é inserir o sinal em um banco de filtros com a topologia indicada na Figura(2.13), onde $b_0 e b_1$ são os vetores que representam os coeficientes wavelet ou detalhes e o vetor a_0 coeficientes escala ou aproximação.



Figura 2.13: Banco de filtro equivalente a transformada wavelet discreta em dois níveis de resolução, (Fernandes, 2015).

Finalmente, percebe-se que, para análise de sinais discretos, não há necessidade de definir as funções $\phi(t) \in \psi(t)$, e tão somente de definir os coeficientes dos filtros adequados (Fernandes, 2015). Nota-se ainda que as trasnformadas *waveltes* podem ser encaradas como um processo de filtragem seguida de uma decimação ou subamostragem ($\downarrow 2$), *downsampling*. Embora as amostras sofram decimação, na reconstrução do sinal - associado a Transformada Discreta Inversa Wavelet (IDTW) - suas informações não sofrem distorções e o seu tamanho inicial é preservado mediante o processo de *upsampling*, ($\uparrow 2$). A Figura (2.14) ilustra de maneira simples o processo de análise e síntese de um sinal discreto utilizando banco de filtros.



Figura 2.14: Banco de filtro de análise e síntese, chamado quadrature mirror filters - QMF, adaptado Strang e Nguyen (1996).

Onde, $h_0 = h_0$ (n) e $h_1 = h_1$ (n) são a resposta impulso dos filtros *LPF* e *HPF*, respectivamente. Os filtros de síntese F_0 e F_1 são especialmente dimensionados em função dos filtros de análise h_0 e h_1 a fim de cancelar os erros oriundos do banco de análise.

Vários tipos de filtros são possíveis, mas, dentre estes, os mais interessantes são aqueles relacionados à *wavelets* ortogonais e biortogonais que possuem suporte compacto (limitadas no tempo), ou seja, estão associadas a um filtro FIR - *finite impulse response* cuja resposta ao impulso se torna nula após um tempo finito. Existem várias famílias que atendem a estes critérios, como as *Daubechies, Symlets, Meyer, Coiflets, Morlet* e *Haar*.

CAPÍTULO 3

Filtragem com wavelet threshold

Ao empregar Wavelet Threshold para atenuar ruídos, alguns parâmetros devem ser levados em consideração, tais como: Seleção da função wavelet e a definição do limiar de corte λ para as componentes julgadas referentes ao ruído, além da seleção dos coeficientes retidos para a reconstrução do sinal original. Esses tópicos serão abordados a seguir.

3.1 O Método - Wavelet Thresholding

3.1.1 Escolha da Função Wavelet

Existem inúmeras de funções *wavelets*, diante de tamanha variedade, diversos estudos buscaram um critério para selecionar a função mais adequada para analisar o sinal de interesse. A função *wavelet* que mais se assemelha ao sinal de interesse recebe o nome de base 'ótima'.

Decompor um sinal através da DWT, significa separá-lo em níveis distintos de energia e frequência. A energia é captada majoritariamente nas componentes de detalhe, alta frequência, as quais possuem menores amplitudes. Já a energia das componentes de baixa frequência do sinal possuem amplitudes maiores. Esse desequilíbrio entre a energia das componentes pode ser medido através da entropia de *Shannon*.

A entropia de *Shannon* é muito útil para calcular o grau de similaridade entre a *wavelet* e a forma de onda a ser decomposta, isto é, quando uma função base produz uma medida de entropia relativamente baixa, a *wavelet* utilizada consegue captar mais eficientemente as componentes do sinal e do ruído e, portanto, esta função base é a mais apropriada e define a melhor escolha, uma vez que a capacidade de separar tais componentes é maximizada. Em outras palavras, quanto maior a semelhança entre a *wavelet* utilizada e o sinal analisado, melhor será o processo de atenuação de ruído (Honório, 2009).

A entropia de *Shannon* pode ser calculada através da seguinte expressão, (da Silveira e Faceroli, 2014):

$$H_s = -\sum_i \frac{|s_i|^2}{|s|^2} log_2 \frac{|s_i|^2}{|s|^2},$$
(3.1)



Figura 3.1: Tipos de filtragem, adaptado Honório (2009)

onde $|s|^2 = \sum_i |s_i|^2$, s é o sinal que se deseja calcular a entropia e s_i é o conjunto de coeficientes wavelet obtidos pela transformada wavelet do sinal s.

3.1.2 Métodos de Thresholding

Outro parâmetro envolvido na atenução de ruídos utilizando WT-1D é a escolha do limiar de corte, (λ) , para as componentes julgadas referentes ao ruído. Em suma, o processo de filtragem envolve a manipulação de uma série temporal de modo a alterar as características espectrais dos dados. Em linhas gerais, os modos de filtragem podem ser divididos em filtros de frequência seletiva (*frequency-selective filtering - FSF*), filtros de limiarização (*threshold filtering - TF*) e filtros de Wiener (*Wiener filtering - WF*), (Honório, 2009). Em cada caso, uma técnica diferente é utilizada para isolar o sinal do ruído nas séries temporais. O método FSFs envolve a remoção de componentes de frequência que não são desejados, e é bastante empregado na análise de sinais que envolvem transformadas de *fourier* em conjunto com filtros trapezoidais. A abordagem via TF remove todas as informações relacionadas às variações abaixo de um determinado limite ou nível de amplitude. A WF pode ser utilizada para modelar o fundo espectral e em seguida, retirá-lo de uma ampla gama de frequências vide Figura 3.1 (Honório, 2009), neste trabalho foi utilizada a abordagem *TF*.

O conceito de *wavelet thresholding* aplicado ao processo de atenuação de ruído foi introduzido por (Donoho e Johnstone, 1994) e, basicamente, são classificados como *Hard* e *Soft Thresholding*. As técnicas de limiarização dos coeficientes de uma série *wavelet* tem como objetivo a redução, ou mesmo eliminação, do ruído presente em um sinal. Estas técnicas estão baseadas na manipulação dos coeficientes *wavelets* que podem ter seus valores suavizados ou anulados nos vários níveis de fatoração gerados pela TW direta (Bayer e Kozakevicius, 2010). Após o processo de limiarização, é aplicada a TW inversa na série *wavelet* com coeficientes limiarizados (Morettin, 1999). O sinal reconstruído será uma aproximação do sinal original sem ruído.

Para entender o conceito de *thresholding*, consideremos um sinal Y[n] composto pela parcela X[n], que carrega a parte útil, e um ruído branco adtivo, R[n], de natureza gaussiana N(0,1).

$$Y[n] = X[n] + \sigma R[n], \qquad (3.2)$$

$$(Y_1, Y_2, ..., Y_n) = (X_1 + R_1, X_2 + R_2, ..., X_n + R_n).$$
(3.3)

O papel de qualquer filtragem é atenuar as contribuições da parcela ruidosa R[n] e evidenciar o sinal X[n]. Na prática, a única informação conhecida é o vetor Y, e o objetivo então é, a partir de Y, obter uma estimativa para a componente X. Por ser uma transformação linear, temos que

$$TW{Y} = TW{X + R} \iff TW{Y} = TW{X} + TW{R}, \qquad (3.4)$$

e ainda, por ser ortogonal, a TW preserva toda energia e as propriedades estatísticas do sinal analisado. Matematicamente, a transformada *wavelet* é equivalente à multiplicação do vetor contendo as amostras discretas de Y pela matriz ortonormal W.

$$w = Wy, \tag{3.5}$$

onde w é a matriz de coeficientes wavelets. Em termos de coeficientes wavelets, o sinal Y pode ser expressa por: $d_{j,k} = n_{j,k} + \sigma z_{j,k}$, sendo $d_{j,k}$ os coeficientes wavelets de Y, $n_{j,k}$ os coeficientes wavelets de $X_{j,k}$ e $z_{j,k} \sim N(0,1)$. Os coeficientes wavelets de uma amostra com ruído podem ser escritos como os coeficientes wavelets sem ruído adicionados a ruído branco (Morettin, 1999). A estimativa de \tilde{X} será obtida através da limiarização dos coeficientes wavelets de Y pela operação thresholding, $\delta_{\lambda}(\cdot)$.

A operação $\delta_{\lambda}(\cdot)$ reduz ou anula os coeficientes $a_{j,k}$ menores do que certo limiar λ . As duas propostas de truncamento mais difundidas são denominadas de hard δ_{λ}^{H} e soft thresholding δ_{λ}^{S} (Michel Misiti e Poggi, 2009), dadas por:

$$\delta_{\lambda}^{H}(a_{j,k}) = \begin{cases} a_{j,k} & \forall \quad |a_{j,k}| > \lambda \\ 0 & \forall \quad |a_{j,k}| \le \lambda \end{cases},$$
(3.6)

$$\delta_{\lambda}^{S}(a_{j,k}) = \begin{cases} Sign(a_{j,k})(|a_{j,k}| - \lambda) & \forall \quad |a_{j,k}| > \lambda \\ 0 & \forall \quad |a_{j,k}| \le \lambda \end{cases}$$
(3.7)

Em ambos os casos, destacados anteriormente, o limiar de corte λ é escolhido baseado na energia do sinal e variância do ruído, como será discutido com mais detalhes posteriormente. Se o coeficiente wavelet é maior que λ , assume-se que sua contribuição para o sinal é significante e, portanto, utilizado na reconstrução. Caso contrário, é considerado oriundo do ruído e então descartado. A função para o hard-thresholding opera de modo um pouco diferente da função do soft-thresholding. Enquanto o primeiro mantém ou descarta o valor do coeficiente (keep or kill), o último suaviza os valores mantidos (shrinkage) de modo a deixar a função de threshold contínua vide Figura 3.2.



Figura 3.2: Representação do sinal original, hard e soft threshold, adaptado Michel Misiti e Poggi (2009).

Devido à descontinuidade *do hard thresholding*, esta função é conhecida por produzir artefatos no sinal atenuado especialmente quando o nível de ruído é significante (Chang et al., 2000). Neste mesmo trabalho, os autores concluem através de seus resultados de simulação que o *soft thresholding* produz um menor erro de estimativa do que o estimador do *hard thresholding* e, por isso, geralmente escolhido. No entanto, em alguns casos o *hard thresholding*, apesar de sua desvantagem, resulta numa estimativa superior que o *soft thresholding* para algumas classes de sinais, em especial os sinais cuja a razão sinal ruído é baixa.

Dada a função $\delta_{\lambda}(.)$, o procedimento para filtragem do sinal y, por meio de limitarização dos coeficientes *wavelets*, segue as seguintes etapas:

- 1. Aplicação da TW direta no sinal original: $W(y) = a_{j,k}$;
- 2. Limiarização dos coeficientes wavelets $a_{j,k}$ obtidos no passo anterior: $\delta_{\lambda}(\mathbf{a}) = a_{j,k}^{\sim}$;

3. Aplicação da TW inversa na série de coeficientes wavelets limitrizados: $W^{-1}(\tilde{a_{j,k}}) = \tilde{X}$.

Em resumo, o procedimento de atenuação do ruído pode ser expresso por:

$$\tilde{Y} = W^{-1}\{\delta_{\lambda}^{H,S}(W\{Y\})\} \cong \tilde{X}$$
(3.8)

Onde, \tilde{Y} é a versão aproximada do sinal original reconstituído sem a contribuição do ruído.

3.1.3 Determinação do Limiar de corte

A determinação do limiar de corte λ é um ponto importante no processo de atenuação do ruído. Um limiar baixo pode resultar num sinal bastante similar ao dado de entrada, no entanto, com a presença de ruído. No outro extremo, os coeficientes que possuem informações relevantes podem ser anulados tornando o sinal de saída excessivamente suave. Para a determinação do limiar de corte há basicamente duas abordagens: global e adaptativa. Na abordagem global um único valor λ é considerado para limiarização de todos os coeficientes wavelets em qualquer nível j. Na abordagem adaptativa são determinados diferentes valores λ_j para cada nível j da decomposição. A seguir serão apresentados as principais formulações para a determinação de λ :

Donoho e Johnstone (1994), propuseram um estimador do limiar de corte denominado VisuShrink ou Universal Threshold, conhecido ainda como forma-fixa, dado por:

$$\lambda = \hat{\sigma} \sqrt{2log_e(n)},\tag{3.9}$$

onde, $\hat{\sigma}$ é o desvio padrão das *n* variáveis independentes e identicamente distribuídas, (Donoho e Johnstone, 1994).

$$\hat{\sigma} = \frac{mediana(a_{M-1})}{0,6745}.$$
(3.10)

O procedimento SureShrink (Donoho, 1995) minimiza um estimador não-viesado do risco de Stein (SURE - Stein Unbiased Risk Estimator) a cada nível de resolução j (Stein, 1981). Este processo caracteriza uma operação adaptativa, uma vez que a cada nível a determinação do limiar de corte depende dos coeficientes wavelets do sinal. Sendo σ_j o parâmetro de dispersão e T_j o número de coeficientes wavelets do nível j, define-se o limiar de corte por:

$$\lambda_j = argminSURE(a_j, t), 0 \le t \le \sigma_j \sqrt{2log_e(T_j)}, \tag{3.11}$$

sendo $SURE(a_{j,t}) = T_j - 2\sum_{k=1}^{T_j} I(|a_{j,k}| \le t) + \sum_{k=1}^{T_j} \min(|a_{j,k}|, t)^2$, no qual σ_j é a medida de dispersão para cada nível $j \in I(x)$ dado por:

$$I(x) = \begin{cases} 1, & x = verdadeiro, \\ 0, & x = falso. \end{cases}$$
(3.12)

Neste caso, pode-ser considerar o seguinte estimador para σ_j :

$$\hat{\sigma}_j = \frac{mediana(a_j)}{0.6745}.$$
(3.13)

HeuristicSURE é uma mistura das suas regras descritas anteriormente, universal e *SureShrink.* Se a razão sinal-ruído é muito pequena, a estimativa SURE é muito ruidosa. Se essa situação for detectada, o *thresholding* fixo é usado. Outra forma de obter o valor de *threshold* para o *HeuristicSURE* é baseada no princípio de minimização do máximo risco, ou minimax, cuja expressão é dada por:

$$\lambda = 0,3936 + 0,1829 \left(\frac{\log_e(n)}{\log_e(2)}\right).$$
(3.14)

Poornachandra (2007) propõe um limiar de corte denominado *S-median*. A determinação deste limiar para limiarização dos coeficientes *wavelet* é fortemente baseada no clássico *VisuShrink*. O *S-median* pode ser entendido com uma versão adaptativa do *VisuShrink*, dado por:

$$\lambda_j = \frac{\hat{\sigma}_j \sqrt{2log_e(T)}}{S_j + b},\tag{3.15}$$

sendo $S_j = 2^{(M-1)-j/(M-1)}$ o parâmetro dependente do nível e b é um parâmetro tuning, sugerido b = 1 como valor padrão, (Poornachandra, 2007).

CAPÍTULO 4

Aplicação do *wavelet threshold* na atenuação do *groundroll*

Neste capítulo, o leitor encontrará os resultados, em seções sísmicas, do método de filtragem aplicado a linha sísmica terrestre 5090 da Bacia do Tacutu e a linha sísmica 31-81 proveniente do Alaska. Antes porém, será convidado a conhecer os aspectos teóricos do groundroll além de obter informações da função wavelet de Meyer, escolhida para realizar o processo de filtragem. Fluxogramas sintetizando as etapas de filtragem e processamento do dado são apresentados no decorrer do capítulo. Neste capítulo, é digno de nota a tabela que reuni os resultados da entropia de Shannon das principais wavelets ortogonais (Haar, Daubechies, Coiflets, Symlets e Dmeyer) e o sinal sísmico processado.

4.1 Aspectos teóricos do groundroll

Na sísmica de exploração, os ruídos que são observados nos sismogramas e apresentam regularidade são classificados como ruídos coerentes. Dentre estes, o groundroll ou ruído de rolamento superficial merece uma atenção especial pois, são comumente encontrados nos dados sísmicos terrestres. O groundroll está associado às ondas superficiais do tipo Rayleigh que ocorrem nas camadas de baixa velocidade próximas à superfície (zona de baixa velocidade - ZBV). As ondas Rayleigh, são ondas superficiais resultante da associação entre as ondas longitudinais (P) e transversais (S). Seu movimento de propagação é elíptico e retrógrado mas dependendo da profundidade da camada passa a ser puramente retrógrado. A essência bidimensional das ondas Rayleigh faz com que sua atenuação com a distância seja inferior a das ondas P e S. O decaimento da amplitude para as ondas Rayleigh é de $\frac{1}{\sqrt{r}}$, sendo r a distância de propagação em relação à fonte de perturbação. Nas ondas P e S o decaimento é de $\frac{1}{r}$, de modo geral a maior parte da energia presente num sinal observado próximo à superfície e para grandes distâncias da fonte sísmica, está relacionada às ondas Rayleigh (Yilmaz, 1987). Na sismologia, as ondas de superfície são de grande interesse para o estudo da estrutura do interior da terra. Na sísmica de exploração, tais ondas são tratadas como ruídos reponsáveis por uma redução significativa da razão sinal/ruído do dado.



Figura 4.1: Região contaminada com Groundroll.

As principais características desse ruído são as altas amplitudes e a concentração de energia nas baixas frequências. No sísmograma costumam aparecer em forma de cone vertical. Em geral, a velocidade de propagação das ondas *Rayleigh* está na faixa de 100 a 1000 m/s e a frequência do *groundroll* é inferior a dos eventos de refração e reflexão, por volta de 8-14Hz (Yilmaz, 1987).

A Figura 4.1 mostra o comportamento do *groundroll* no sismograma, fica clara as características mencionadas acima. Nota-se que as hipérboles de reflexão, sinal de interesse, ficam camufladas na região em que o *groundroll* predomina.

Por ser um ruído bastante comum nas linhas sísmicas terrestres, diversos métodos de atenuação já foram desenvolvidos por pesquisadores e consagrados na indústria de petróleo. Estes métodos podem ser agrupados em dois tipos:

- Métodos baseados na decomposição espectral;
- Métodos baseados em coerência temporal ou espacial.

Os métodos baseados na decomposição espectral utilizam a análise de *Fourier* de modo a segregar o dado em diversas frequências. A faixa de frequência do groundroll é razoavelmente bem definida, entre 8 e $14H_z$. A análise da seção sísmica no domínio da frequência permite a atenuação das frequências ligadas ao groundroll. Como exemplo, pode-se citar a filtragem de frequências utilizando filtros trapezoidais.

Os métodos baseados em coerência tentam eliminar eventos que não são coerentes em uma determinada direção. O groundroll é um evento predominantemente vertical, enquanto as hipérboles de reflexão tem maior coerência horizontal. Desta forma, métodos que mantém eventos com ampla coerência horizontal e eliminam eventos com características contrárias, como a Singular Value Decomposition (SVD) (da Silva, 2015), filtragem-Fk (Santos, 2014) e transformadas wavelets-2D (de Almeida, 2015) podem obter sucesso na atenuação do groundroll.

No entanto, este trabalho é desenvolvido baseando-se em uma técnica de filtragem, utilizando transformadas *wavelets*-1D amplamente utilizada em filtragens de sinais de áudio, eletrocardiogramas - EGC (Guilherme Perin, 2009) e telecomunicações. Essa técnica recebe o nome de *Wavelet Denoising Threshold*.

Nos métodos geofísicos, as curvas e formas de ondas obtidas nos levantamentos são combinação de sinal e ruído. Por conveniência, sinal é a parte da onda que se relaciona com as estruturas geológicas sob investigação e que de fato interessa aos geocientistas. O ruído por sua vez são todas as outras componentes que constituem a forma de onda, de modo geral, não são de interesse na exploração geofísica. Em todos os levantamentos geofísicos o pré-processamento das formas de onda são necessárias a fim de eliminar ou diminuir a contribuição de ruídos naturais e/ou instrumentais para tornar o sinal mais fiel às características do objeto estudado.

Como já mencionado, nos sismogramas terrestres o *groundroll* está associado a região de baixa frequência e algumas das reflexões também estão nesta mesma faixa de frequência portanto, deve-se haver uma distinção entre essas componentes ao filtrar uma forma de onda, a fim de evitar que informações importantes sejam descartadas durante o processo de filtragem.

4.1.1 A Escolha da Wavelet

Foi visto no capitulo três, que a escolha da função *wavelet* é sumamente importante na análise de sinais utilizando *Wavelet Thresholding* e para auxiliar nesta escolha, foi utilizado a entropia de *Shannon* visto que é um bom critério de seleção. Nas tabelas 4.1 e 4.2 estão reunidas as entropias médias de *Shannon* das principais famílias de *wavelets* ortogonais para o tiro 128 da linha sísmica terrestre 5090 da Bacia do Tacutu e o tiro 138 da linha 31-81 do Alska respectivamente. Em destaque estão as*wavelets* que obtiveram o melhor resultado e logicamente, o maior grau de similaridade com o traço sísmico.

Nota-se que a Wavelet Discreta de Meyer (dmey) obteve o melhor resultado logo, foi a escolhida para efetuar o presente trabalho. No entanto, algumas wavelets das familias: Daubechies, Symlet e Coiflets tiveram resultados relevantes. Porém, não o suficiente para superar o desempenho da *dmey*, principalmente no quesito custo de tempo computacional. É valido ressaltar que o melhor desempenho das *Symlets* frente as Daubechies já era esperado pois, a família de *wavelts Symlet* foi criada por *Ingrid Daubechies* como uma variação mais simétrica das *wavelets* da família *Daubechies*.

Wavelet	Entropia ($\times 10^3$)	Wavelet	Entropia ($\times 10^3$)	Wavelet	Entropia ($\times 10^3$)	Wavelet	Entropia $(\times 10^3)$	Wavelet	Entropia ($\times 10^3$)	Wavelet	Entropia ($\times 10^3$)
db1	-1,2074	db13	$-1,\!6155$	db25	-1,6600	db37	-1,7186	$\mathrm{sym}5$	-1,6363	sym17	-1,9019
db2	-1,3971	db14	-1,5918	db26	-1,6561	db38	-1,6637	sym6	-1,6552	sym18	-1,9062
db3	-1,4766	db15	-1,6149	db27	-1,6325	db39	-1,6865	sym7	-1,6320	sym19	-1,9160
db4	-1,5215	db16	-1,6123	db28	-1,6719	db40	-1,7288	sym8	-1,7305	sym20	-1,9549
db5	-1,5472	db17	-1,6382	db29	-1,6534	db41	-1,7339	sym9	-1,7261	sym21	-1,9799
db6	-1,5484	db18	-1,6088	db30	-1,6726	db42	-1,7534	sym10	-1,7496	coif1	-1,4502
db7	-1,5439	db19	-1,6382	db31	-1,6345	db43	-1,7530	sym11	-1,7589	coif2	-1,6001
db8	-1,5788	db20	-1,6310	db32	-1,6782	db44	-1,7456	sym12	-1,7985	coif3	-1,6505
db9	-1,5873	db21	-1,6401	db33	-1,6718	db45	-1,7828	sym13	-1,8463	coif4	-1,7111
db10	-1,5712	db22	-1,6209	db34	-1,6660	sym2	-1,3971	sym14	-1,8144	coif5	-1,7565
db11	-1,5845	db23	-1,6417	db35	-1,7186	sym3	-1,4766	sym15	-1,8030	haar	-1,2074
db12	-1,5876	db24	-1,6637	db36	-1,6728	sym4	-1,5979	sym16	-1,8481	dmey	-2,5907

Tabela 4.1: Tabela das entropias de Shannon das principais wavelets ortogonais para o tiro 128 da linha sísmica 5090 da Bacia do Tacutu.

Wavelet	Entropia	Wavelet	Entropia	Wavelet	Entropia	Wavelet	Entropia	Wavelet	Entropia	Wavelet	Entropia
db1	-598,0637	db13	-1031,400	db25	-985,5868	db37	-926,3514	sym5	-958,3544	sym17	-1073,400
db2	-832,5636	db14	-988,5430	db26	-979,6416	db38	-1012,500	sym6	-891,9574	sym18	-955,3478
db3	-732,6859	db15	-1026,600	db27	-972,2987	db39	-878,0149	sym7	-950,8834	sym19	-981,7670
db4	-846,7261	db16	-945,1642	db28	-957,6614	db40	-947,7248	sym8	-869,5652	sym20	$-963,\!3817$
db5	-778,7370	db17	-1030,100	db29	-959,9997	db41	$-933,\!6557$	sym9	$-1081,\!500$	sym21	-906,9898
db6	-897,8092	db18	-1030,100	db30	-957,0734	db42	-998,7749	sym10	-962,1787	coif1	-916,7691
db7	-900,6964	db19	-1044,000	db31	-953,5287	db43	-1078,200	sym11	-1014,300	coif2	-988,8653
db8	-933,3992	db20	-1029,300	db32	-907,2356	db44	$-1052,\!500$	sym12	-974, 1979	coif3	-928,4050
db9	-1009,600	db21	-1001,200	db33	-928,8812	db45	-1044,800	sym13	-934,2484	coif4	-952,3634
db10	-939,1966	db22	-1010,200	db34	-902,8261	sym2	-832,5636	sym14	-955,1905	coif5	$-1031,\!500$
db11	-984,9687	db23	-977,3866	db35	-917,0739	sym3	$-737,\!6859$	sym15	-952,9619	haar	-598,0637
db12	-975,6232	db24	-994,0033	db36	-977,4291	sym4	-960,8373	sym16	-909,5691	dmey	$-1234,\!600$

Tabela 4.2: Tabela das entropias de Shannon das principais wavelets ortogonais para o tiro 138 da linha sísmica 31-81 do Alaska.

Na literatura é comum referir-se a *wavelet* discreta de *Meyer* figuras 4.3 e 4.4 (baseada no filtro FIR - *Finite Impulse Response*) como uma *pseudo-wavelet*, visto que é uma boa aproximação de suporte compacto da *wavelet* de *Meyer*, que não é de suporte compacto.

A wavelet de Meyer $\psi(\omega)$ e a função escala $\phi(\omega)$ Figura 4.2 são definidas no domínio da frequência:

$$\psi(\omega) = \begin{cases} (2\pi)^{-1/2} e^{i\omega/2} sen\left(\frac{\pi}{2}\nu\left(\frac{3}{2\pi}|\omega|-1\right)\right) & se \quad \frac{2\pi}{3} \le |\omega| \le \frac{4\pi}{3}, \\ (2\pi)^{-1/2} e^{i\omega/2} cos\left(\frac{\pi}{2}\nu\left(\frac{3}{4\pi}|\omega|-1\right)\right) & se \quad \frac{4\pi}{3} \le |\omega| \le \frac{8\pi}{3}, \\ 0 \quad se \quad |\omega| \notin \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{8\pi}{3}, \right] \end{cases}$$
(4.1)

onde $\nu(a) = a(35 - 84a + 70a^2 - 20a^3), a \in [0, 1]$

• Função escala

$$\phi(\omega) = \begin{cases} (2\pi)^{-1/2} & se \quad |\omega| \le \frac{2\pi}{3} \\ (2\pi)^{-1/2} \cos\left(\frac{\pi}{2}\nu\left(\frac{3}{2\pi}|\omega| - 1\right)\right) & se \quad \frac{2\pi}{3} \le |\omega| \le \frac{4\pi}{3} \\ 0 & se \quad |\omega| > \frac{4\pi}{3} \end{cases}$$
(4.2)

A wavelet de Meyer é infinitamente diferenciável e não tem suporte compacto porém, à função wavelet $\psi = 0$ quando $x \longrightarrow \infty$.



Figura 4.2: Função escala e *wavelet* de *Meyer*, adaptado Michel Misiti e Poggi (2009)

4.2 Resultados

4.2.1 Aplicação do método em um Tiro Sísmico

É de conhecimento comum que a faixa de frequência de registro do sinal sísmico está entre 0 - $125H_z$, isto significa que para atuar única e exclusivamente na faixa em que o groundroll



Figura 4.3: Função *wavelet* discreta de *Meyer*, adaptado Michel Misiti e Poggi (2009)



Figura 4.4: Função escala da *wavelet* discreta de *Meyer*, Michel Misiti e Poggi (2009)

se encontra é necessário decompor o sinal sísmico até o terceiro nível. Isto porque de acordo com a teoria das *wavelets*, a cada nível de decomposição o espectro de frequência é dividido aproximadamente ao meio (vide Figura 2.12). Sendo assim, o terceiro nível do coeficiente de aproximação concentrará a faixa de frequência de interesse 0 - $16H_z$.

Durante o processo de execução do trabalho novas experimentações permitiram concluir que ao fazer mais um nível de decomposição isto é, até o quarto nível, os resultados foram melhores ao limiarizar os coeficientes de aproximação e detalhes individualmente. Neste nível, os coeficientes de aproximação se concentram na faixa de $0-8H_z$ e os de detalhes a faixa de $8-16H_z$ aproximadamente. O método de limiarização utilizado foi o já descrito *Softthreshold* pois, mostrou-se bastante eficaz quando comparado com o Hardthreshold. O limiar de corte foi estimado com base no *Heursure* devido ao seu bom desempenho frente aos demais. A Figura 4.5 mostra o fluxograma do método de filtragem já descrito no texto, em destaque está o fluxo de melhor desempenho no processo de filtragem do groundroll e logicamente o modelo aplicado neste trabalho.



Figura 4.5: Fluxograma de filtragem do sinal.

A princípio, foi utilizado o tiro 128 (cento e vinte e oito) da linha sísmica de reflexão 5090 da Bacia do Tacutu e o tiro 138 da linha sísmica do Alaska com o objetivo de testar o método de filtragem e verificar sua eficácia na atenuação do groundroll. Após realizar o procedimento, foram gerados espectros de amplitudes médios dos tiros 128 vide Figura 4.7 e 138 vide Figura 4.8 onde pode ser visto claramente que apenas a faixa de frequência em que o groundroll está situado foi alterada. As figuras 4.6 e 4.9 mostram que houve uma atenuação significativa do groundroll nos tiros 128 e 138 respectivamente. O gráfico do espectro de amplitude mostra que o sinal filtrado mantem a faixa de frequência em que está o ruído porém, com a amplitude atenuada como era esperado. Este resultado leva-nos a concluir que as reflexões de interesse presentes na faixa de frequência do groundroll foram

preservadas. O sinal residual, diferença entre o original e filtrado, é constituído em sua maioria pelo *groundroll*, como pode ser visto nas figuras 4.6 e 4.9 ratificando a eficiência do método.



Figura 4.6: Resultado da filtragem. O tiro original em (a) tiro filtrado em (b) e resíduo em (c).



Figura 4.7: Espectro de amplitude médio da Figura 4.6.



Figura 4.8: Espectro de amplitude médio da Figura 4.9.



Figura 4.9: Resultado da filtragem. O tiro original em (a) tiro filtrado em (b) e resíduo em (c).

4.2.2 Melhorias na análise de velocidade

A análise de velocidade é de extrema importância no processamento sísmico, ela é determinante para o sucesso da seção sísmica final. Esta subseção mostra que o método de filtragem *wavelet thresholding* pode ser aplicado ao *supergather* a fim de melhorar o espectro de velocidade proporcionando uma melhor estimativa das velocidades da subsuperfície.

O semblance é uma forma de quantificar a coerência das hipérboles de reflexão, mostrando as coerências através de um espectro de velocidade por meio de um mapa de cores. O semblance é calculado mediante a divisão entre a energia do traço após o empilhamento e a energia de todos os traços usados para fornecer o traço empilhado. Para uma determinada família CMP, temos que a amplitude de empilhamento s_t é dada pela equação 4.3, onde Mé o número de traços na família CMP e $w_{i,t}$ é o valor da amplitude do traço i no tempo t(Yilmaz, 2001). M

$$s_t = \sum_{i=1}^{M} w_{i,t}.$$
 (4.3)

A semblance mede o grau de coerência da energia da amplitude empilhada normalizada, dentro de uma janela deslizante num tempo t, de comprimento L e normalizada pelo número de traços M. Essa janela de tempo percorre o tempo de registro, de modo que obtemos um espectro, em que os picos representam os eventos de maior coerência. A semblance é calculada a partir da expressão da equação 4.4, onde a variável o representa a medida do semblance, sendo que $0 \le o \le 1$, (Yilmaz, 2001).

$$o = \frac{1}{M} \frac{\sum_{t-L/2}^{t+L/2} s_t^2}{\sum_{t-L/2}^{t+L/2} \sum_{i=1}^{M} w_{i,t}^2}.$$
(4.4)

Eventos com maior coerência ou com amplitudes mais fortes gerarão um parâmetro *o* elevado, enquanto eventos que exibam características contrárias terão seu valor de *semblance* reduzido. A intenção, então, é selecionar o campo de velocidades com base nos pontos de mais alta coerência do espectro de velocidade para cada CMP. Para que isto seja feito, agrupa-se o dado em famílias CMP e seleciona-se o maior número possível deles, de preferência que possuam cobertura máxima. O espectro de velocidade deste CMP é gerado, e seleciona-se pontos de maior coerência, estimando um campo de velocidades mais coerentes. Este campo é interpolado para toda linha sísmica e depois utilizado para fazer a correção de NMO. As figuras 4.10 e 4.11 mostram um exemplo de *supergather* e o seu respectivo espectro de velocidade.

Note que estas figuras indicam que a filtragem do *supergather* é bastante eficiente. Os painéis dos espectros velocidades resultantes revelaram novas informações da coerência das camadas em subsuperfície. Novos lóbulos tornaram-se visíveis e os já existentes, tornaram-se mais coerentes e bem definidos.



Figura 4.10: Supergather 404 da linha 5090 da Bacia do Tacutu: Supergather original em (a), espectro de velocidade do supergather em (b), supergather filtrado em (c) e espectro de velocidade do supergather filtrado em (d).



Figura 4.11: Supergather 549 da linha 31-81 do Alaska: Supergather original em (a), espectro de velocidade do supergather em (b), supergather filtrado em (c) e espectro de velocidade do supergather filtrado em (d).

4.2.3 Seções Empilhadas

As seções empilhadas, o objetivo final do processamento sísmico, são apresentadas a seguir. Os resultados obtidos são de relevância significativa. Mostram que o método foi eficiente no seu propósito, atenuar o *groundroll*.

As figuras 4.15 e 4.18 (a) mostram as seções sísmicas empilhadas sem a filtragem prévia do groundroll. As figuras 4.16 e 4.18 (b) mostram a seções sísmicas filtradas no domínio do tiro obtida pelo fluxograma destacado em preto da Figura 4.12, nesta seção constatamos que o groundroll foi bastante atenuado principalmente nas pequenas profundidades resultando em uma melhora significativa na imagem da seção.

As figuras 4.13 e 4.14 ratificam à eficiência do método, elas ilustras os espectros de amplitude da seção bruta, filtrada no domínio do tiro e o respectivo resíduo obtido mediante o processo de filtragem. Note que, o método atuou exatamente na faixa de frequência de interesse atenuando as amplitudes referentes ao ruído. No entanto, nota-se que nas grandes profundidades o groundroll ainda está presente, mesmo que em pequenas proporções. A fim de melhorar o resultado da seção das figuras 4.16 e 4.18 (b), foi realizada uma filtragem no domínio supergather dos dados previamente filtrados no domínio do tiro (seguindo o fluxograma destacado em vermelho na Figura 4.12). Foram obtidas assim as seções que podem ser vistas nas figuras 4.17 e 4.18 (c).

Esta filtragem mostrou-se bastante eficiente na atenuação do *groundroll* presente nas grandes profundidades, é interessante frisar que nas pequenas profundidades não houve perdas ou acréscimos de informações. Isto torna esse tipo de filtragem ainda mais relevante visto que ela atua apenas na região interesse.



Figura 4.12: Fluxogramas de processamento.



Figura 4.13: Espectro de amplitude médio da seção: bruta Figura 4.15 em preto, filtrada Figura 4.16 em azul e seu respectivo resíduo em vermelho.



Figura 4.14: Espectro de amplitude médio da seção: bruta Figura 4.18 (a) em preto, filtrada Figura 4.18 (b) em azul e seu respectivo resíduo em vermelho.



Figura 4.15: Seção bruta da linha sísmica 50-90 da Bacia do Tacutu.



Figura 4.16: Seção filtrada no domínio do tiro da linha sísmica 50-90 da Bacia do Tacutu.



Figura 4.17: Seção filtrada domínio *supergather* da linha sísmica 50-90 da Bacia do Tacutu.



Figura 4.18: Seção bruta da linha sísmica 31-81 do Alaska em (a), Seção filtrada no domínio do tiro (b) e Seção filtrada domínio *supergather* em (c).

CAPÍTULO 5

Conclusões

O método de filtragem utilizando a transformada *wavelet - 1D* (*wavelet threshold*) aplicado nas linhas sísmicas terrestres: 5090 da Bacia do Tacutu e 31-81 do Alaska, atenuou o *groundroll* de maneira eficaz. Os refletores das seções sísmicas ficaram mais nítidos e por consequência, seções sísmicas de melhor qualidade. Conforme apresentado no capítulo 4.

O sucesso do método está associado à capacidade das transformadas *waveletes* decompor o sinal sísmico em vários níveis de resolução e diferentes conteúdos de frequência de maneira precisa.

Por preservar toda faixa de frequência do sinal sísmico e atenuar o groundroll mediante a limiarização das suas respectivas amplitudes, este método de filtragem (wavelet threshold) merece relevância no contexto do processamento sísmico terrestre.

Além de ser eficaz na atenuação do *groundroll*, o método mostrou-se apropriado para aplicações que envolvam melhorias na resolução dos painéis de espectros de velocidade (filtragem de *supergathers*) etapa crucial no processamento sísmico.

Embora seja um método de filtragem prioneiro, no âmbito da atenuação do groundroll, este método mostrou-se confiável. Isto porque, os resultados obtidos neste trabalho, em especial acerca da linha sísmica terrestre 5090 da Bacia do Tacutu, são bastantes coerentes com os resultados obtidos por outras técnicas de filtragem (da Silva, 2004), (de Almeida, 2013) e (da Silva, 2016).

Isso não significa que os métodos existentes (citados neste texto) devam ser descartados, vale ressaltar que estes métodos de filtragem podem ter um desempenho igual ou superior ao método proposto neste trabalho.

Nada impede que uma abordagem conjunta entre o método utilizando *wavelet threshol*ding e os já existentes (filtragem fk, decomposição SVD, *wavelet-2D*) seja realizada a fim de potencializar o processo de filtragem dos ruídos existentes nas linhas sísmicas terrestres.

Sem dúvidas a técnica de filtragem utilizada neste trabalho merece ser refinada para que melhores resultados sejam obtidos. Acerca deste assunto, proponho abordagens e caminhos para estudos futuros. Proponho que este método seja refinado para que a decomposição espectral do traço sísmico, ocorra de maneira adaptativa. Sendo assim, a *wavelet* que melhor representar o traço no intervalo de tempo definido pela janela adaptativa, levando em consideração a entropia do intervalo, deverá ser utilizado no processo de decomposição. Possivelmente, várias *wavelets* deverão participar do processo de decomposição espectral, tornando o método mais robusto e eficaz.

É notório que a determinação do limiar de corte é sumamente importante neste processo de filtragem. Vejo que o cálculo deste limar poderá ser refinado ao levar em conta os parâmetros estatísticos do ruído a ser eliminado. Isto engloba: variância, desvio padrão, densidade espectral de potência e função densidade de probabilidade. Parâmetros intimamente ligados a teoria probabilística e processos estocásticos.

Por último e não menos importante, os métodos de *threshold* envolvidos no processo de filtragem poderão ser substituídos por outros que por ventura apresentem um melhor desempenho. Para isto, diferentes polinômios interpoladores poderão ser criados ou testados com este propósito.

CAPÍTULO 6

Agradecimentos

Em primeiro lugar agradeço ao criador do céus e da terra Jeová Deus, pois sem sua bondade e misericórdia não estaria vivo. Agradeço aos meus pais, Jailson Maurício e Valdimeire Maurício pela minha criação e apoio durante essa jornada. Agradeço em especial a minha segunda mãe, Maria das Neves, pela hospitalidade, convivência e cuidados durante os anos de graduação os quais morei em sua residência.

Agradeço aos meus amigos e companheiros Luiz Paulo Colombiano, Adauto Silva, Jadson Sampaio e Everton Medeiros (os quais conheci na época de graduação em engenharia eletrônica na UNIFACS) pelas boas instruções e discussões, as quais me impulsionaram a aprender cada vez mais. Agradeço aos professores e colegas do IFBA, a melhor turma que fiz parte, pela convivência e os ensinos absorvidos durante os anos da formação técnica. O amadurecimento e as instruções aprendidas nesse período foram fundamentais para que tivesse sucesso nas etapas posteriores da minha jornada.

Agradeço ao professor Dr. Michaelângelo da Silva pelo auxilio e ensinos durante o processo de execução do trabalho, ao meu orientador Dr. Milton Porsani e ao professor Dr. Antônio Fernandes, pelo ensino e incentivo nos últimos anos da graduação.

Agradeço a todos meus colegas de graduação, em especial a Adevilson, Artur, Diego, Jefferson, Odette, Rená, Rafael (Batera) e Daniel Montenegro.

Não poderia deixar de agradecer a todos os professores que tive nesses longos anos de aprendizado, em especial a Carlos Brasil e Edmario Nascimento pela boa influência e conselhos ainda na fase do colegial.

Referências

- de Almeida, L. (2013) Atenuação do Ground Roll utilizando a Transformada Wavelet em conjunto com a Deconvolução Adaptativa, trabalho de graduaç ao, disponível em: http://www.cpgg.ufba.br/gr-geof/, Universidade Federal da Bahia, IGEO.
- de Almeida, L. (2015) Atenuação de ruídos coerentes e interpolação de dados sísmicos utilizando a análise de multiresolução, dissertação de mestrado, disponível em: http://www.pggeofisica.ufba.br/dissertacoes, Universidade Federal da Bahia, IGEO.
- Bayer, F. M. e Kozakevicius, A. J. (2010) Spc-threshold: uma proposta de limiarização para filtragem adaptativa de sinais., Tendências em Matem 'atica Aplicada e Computacional, 2(11):121–132.
- Castilho, J. E. (2012) Introdução ao Mundo das Wavelets, SBMAC.
- Daubechies, I. (1988) Orthonormal bases of compactly supported wavelets, Communications on Pure Applied Mathematics, **41**(7):909–996.
- Daubechies, I. (1992) Ten lectures on wavelets, SIAM CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics.
- Donoho, D. e Johnstone, I. (1994) Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage, Biometrika, 81(3):425–455.
- Donoho, D. L. (1995) De-nosing by soft-thresholding, IEEE Trans. Information Theory, pp. 613–627.
- Fernandes, A. (2015) Contribuições ao problema de extração de tempo musical, Unicamp, Campinas.
- Geological Survey, U. S. (2017) Alaska 2d land line 31-81, http://wiki.seg.org/wiki/Alaska_2D_land_line_31-81, acessado em: 20 de Junho de 2017.
- Graps, A. (1995) An introduction to wavelets, Computational Science and Engineering, IEEE, pp. 50–61.
- Guilherme Perin, A. d. J. K. (2009) Algoritmos adaptativos para filtragem de sinal cardíaco utilizando transformada wavelet, Anais do CNMAC, **2**(324):1029–1035.
- Haar, A. (1910) Zur theorie der orthogonalen funktionenesysteme, Mathematische Annalen, pp. 331–371.

- Honório, B. C. Z. (2009) Aplicação da Transformada Wavelet na Atenuação de Ruídos e Determinação de Ciclos Sedimentares em Perfis Geofísicos, dissertação de mestrado, Campinas, Unicamp.
- Kearey, P., B. M. e. H. I. (2002) An Introduction to Geophysical Exploration, Blackwell Science.
- Kumar, P. e Foufoula, E. (1997) Wavelet analysis for geophysical applications, Reviews of Geophysics, 35(4):385–412.
- Mallat, S. (1989) A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation, Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE, **7**:674–693.
- Meyer, I. (1990) Ondelettes et pérateurs: Ondelettes, Hermann.
- Michel Misiti, Yves Misiti, G. O. e Poggi, J.-M. (2009) Wavelet Toolbox, MatLab, Mathworks.
- Morettin, P. A. (1999) Ondas e Ondaletas Da Análise de Fourier à Análise de Ondaletas., Editora da USP.
- Morlet, J. e Grossmann, A. (1984) Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constante shape, SIAM Journal on Mathematical Analysis 15, 4:723–736.
- Poornachandra, S. (2007) Wavelet-based denoising using subband dependent threshold for ecg signals, Department of Biomedical Engineering, SSN College of Engineering, Chennai, India, pp. 49–55.
- Santos, A. S. (2014) Atenuação do groundroll utilizando a filtragem direcional radial, trabalho de graduaç ao, disponível em: http://www.cpgg.ufba.br/gr-geof/, Universidade Federal da Bahia, IGEO.
- da Silva, M. G. (2004) Processamento de Dados Sísmicos da Bacia do Tacutu, Dissertação de mestrado, diponivel em: http://www.pggeofisica.ufba.br/dissertacoes, Universidade Federal da Bahia IGEO.
- da Silva, M. G. (2015) Empilhamento automático ao longo do mergulho local e novos métodos para o processamento de dados sísmicos no domínio do tempo, Dissertação de doutorado,disponível em: http://www.pggeofisica.ufba.br/teses, Universidade Federal da Bahia, IGEO.
- da Silva, M. G. Porsani, M. J. e. U. B. (2016) A single-trace singular value decomposition method with application to the ground-roll removal, Society of Exploration Geophysicists - SEG, pp. 4659–4663.
- da Silveira, G. F. M. e Faceroli, S. (2014) Análise de sons pulmonares para auxilio ao diagnóstico utilizando wavelets e entropia, XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, CBEB, pp. 173–176.

- Stein, C. (1981) Estimation of the mean of a multivariate normal distribution, Ann. Statist, 9:1135-1151.
- Strang, G. e Nguyen, T. (1996) Wavelets and Filter Banks, Wellesley Cambridge Press.
- Yilmaz, O. (1987) Seismic Data Processing, Society of Exploration Geophysicists, Tulsa Oklahoma.
- Yilmaz, O. (2001) Seismic data analysis: processing, inversion and interpretation of seismic data, SEG.