



**ATENUAÇÃO DA REFLEXÃO
MÚLTIPLA DO FUNDO
MARINHO UTILIZANDO A
DECONVOLUÇÃO PREDITIVA
ADAPTATIVA**

RICARDO FELIPE CHARTUNI CABRAL DA CRUZ

SALVADOR – BAHIA
SETEMBRO – 2010

Atenuação da reflexão múltipla do fundo marinho utilizando a deconvolução preditiva adaptativa

por

RICARDO FELIPE CHARTUNI CABRAL DA CRUZ
Geofísico (Universidade de São Paulo – 2006)

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Submetida em satisfação parcial dos requisitos ao grau de

MESTRE EM CIÊNCIAS

EM

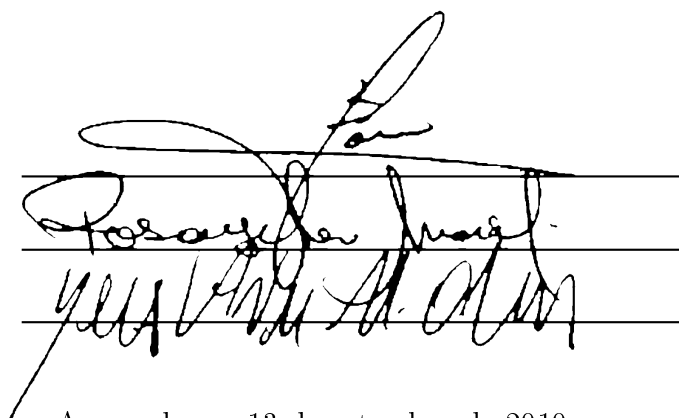
GEOFÍSICA

à

Câmara de Ensino de Pós-Graduação e Pesquisa

da

Universidade Federal da Bahia



Comissão Examinadora

Dr. Milton José Porsani - Orientador

Dra. Rosangela Corrêa Maciel

Dr. Sérgio Adriano Moura de Oliveira

Aprovada em 13 de setembro de 2010

A presente pesquisa foi desenvolvida no Centro de Pesquisa em Geofísica e Geologia da UFBA, com recursos próprios, da CAPES, da CNPq, CTPETRO, ANP

Q999 Cruz, Ricardo Felipe Chartuni Cabral da,
Atenuação da reflexão múltipla do fundo marinho utilizando a deconvolução preditiva adaptativa / Ricardo Felipe Chartuni Cabral da Cruz. — Salvador, 2010.
48 f.: il., mapas, fotos.

Orientador: Prof. Dr. Milton José Porsani
Dissertação (Mestrado) - Pós-Graduação em Geofísica. Instituto de Geociências da Universidade Federal da Bahia, 2010.

1. Método Sísmico 2. Deconvolução Preditiva 3. Atenuação de Múltiplas - Geofísica. I. Título.

911.6(813.8)(043)

*“Julgue seu sucesso pelas coisas que
você teve que renunciar para
conseguir”
(Dalai Lama)*

Àquela que mais orgulho sempre
demostrou por mim: à minha mãe
(in memoriam)

Resumo

A atenuação das reflexões múltiplas de curto, médio ou longo períodos em dados sísmicos marítimos representa um grande e importante problema do processamento de dados sísmicos enfrentado pela indústria do petróleo. Tais reflexões múltiplas estão presentes nos dados sísmicos adquiridos sobre lâmina de água e prejudicam sobremaneira o processamento dos dados e qualidade final da imagem sísmica.

O método de deconvolução preditiva de Wiener-Levinson (WL) visa a predição e subtração desses eventos periódicos. Os filtros preditivos são obtidos com o método dos mínimos quadrados e implicitamente utilizam a premissa usual de que os dados sísmicos possuem valores de amplitude nula fora da janela de tempo considerada. Desta forma os filtros de WL perdem eficácia na predição do evento periódico penalizando o resultado final da atenuação da múltipla. Outro fator limitante do sucesso da deconvolução preditiva de WL é a ausência de periodicidade das reflexões múltiplas ao longo do traço sísmico. A perfeita periodicidade ocorre apenas em registros de incidência normal, quando os traços são de afastamento nulo entre fonte-receptor, o que faz a deconvolução preditiva de WL não ser tão eficaz.

Na presente dissertação foi investigada a aplicação do método de deconvolução preditiva utilizando o algoritmo de Morf modificado (predição unitária $L = 1$ para predição arbitrária $L > 1$), que não faz considerações quanto às amplitudes das amostras fora da janela especificada. Este algoritmo é apropriado para trabalhar no interior de janelas do traço sísmico sem que o filtro perca sua eficácia de predizer e, conseqüentemente, atenuar a reflexão múltipla. Utilizando o algoritmo de Morf modificado sobre janelas deslizantes de tempo foi definido um procedimento que denominou-se de deconvolução adaptativa de Morf modificada (DAMM). Este método foi comparado com resultados obtidos com o método de deconvolução adaptativa de WL (DAWL).

Resultados com dados sintéticos e reais demonstraram a eficácia e superioridade da DAMM na atenuação de reflexões múltiplas. O emprego do método sobre dados reais da Bacia do Jequitinhonha mostraram que o método DAMM atenuou as múltiplas de maneira mais efetiva que o método DAWL. Os grandes problemas e dificuldades que são encontrados

na atenuação das reflexões múltiplas de curto período na parte de lâmina d'água rasa da plataforma continental e as múltiplas de médio período na região da quebra da talude foram resolvidos satisfatoriamente com o método DAMM.

Os resultados com a DAMM são considerados bons, inclusive na comparação com resultados obtidos com o método SRME, bastante utilizado na indústria do petróleo. Os resultados promissores obtidos sugerem o emprego da DAMM no processamento sísmico bem como a extensão do método DAMM para a forma multicanal, esperando-se assim tornar o método ainda mais robusto e eficaz.

Abstract

Short, middle and long-period multiple attenuation are the main problem faced by the petroleum industry in marine seismic data. These reflections occur on seismograms recorded over water bottom. And they strongly damage the final seismic image quality.

Wiener-Levinson (WL) predictive deconvolution method aims to predict and subtract the periodic events. Predictive filters are reached solving Toeplitz normal equations systems through least square by usually assuming that data samples are zeroed at the beginning and the ending of the considered window. So WL filters lose efficiency to predict periodic events, penalizing the multiple attenuation. Another factor that limits WL predictive deconvolution success are multiple reflections periodicity absence. Perfect periodicity only happens at normal incident rays, when traces are zero-offset. That is why WL predictive deconvolution is not so efficient.

In this research, it is applied modified Morf (unit prediction $L = 1$ to random prediction $L > 1$) predictive deconvolution. It does not make any consideration about samples values outside specified deconvolution window. This algorithm fits well to work inside windows without losing efficiency to predict and then attenuate multiple reflection. Applying modified Morf inside time sliding windows it was made a process named modified Morf adaptative deconvolution (DAMM). And it was compared to WL adaptative deconvolution (DAWL) results.

Synthetics results show DAMM efficiency and superiority on multiple reflections attenuation. This method appliance on Jequitinhonha Basin real data shows DAMM attenuating multiples much more effectiveness than DAWL. Difficulties and troubles on short and middle-periods multiple attenuation find at continental shelf and slope were well solved applying DAMM.

DAMM results must be considered excellent, considering the comparison with a petroleum industry widely-used method (SRME). This method application appears as potentially successful all over a seismic marine section. Its extension to multi-channel application must make this method more robust and more efficient.

Índice

Resumo	5
Abstract	7
Índice	9
Índice de Figuras	11
Introdução	13
1 Teoria	17
1.1 Filtro preditivo	17
1.1.1 Deconvolução preditiva de dados ajanelados	20
2 Deconvolução preditiva adaptativa	25
3 Aplicação do método em dado sintético	29
4 Aplicação do método em dado real	39
5 Conclusões	53
Agradecimentos	55
Apêndice A O algoritmo de Morf modificado para predição $L > 1$	57
A.1 Aplicação do princípio de Levinson	57
A.2 Atualização do operadores preditivos	58
A.3 Algoritmo	59
A.4 Subrotina FORTRAN	62
Referências Bibliográficas	65

Índice de Figuras

2.1	Família CDP com múltiplas	26
2.2	Atualização dos parâmetros para deconvolução preditiva dentro de um mesmo traço	27
3.1	Traço de entrada para deconvolução DAWL e DAMM	30
3.2	Modelo geológico utilizado para geração do dado sintético das múltiplas do fundo marinho por traçado de raios	30
3.3	Ponto de tiro modelo apenas para fundo oceânico e suas múltiplas	31
3.4	Extrapolação das múltiplas e resultados da DAWL e DAMM	32
3.5	Sismogramas sintéticos gerados pelo traçado de raios	32
3.6	Múltiplas de maiores ordens extrapoladas a partir das leituras da primária e múltipla de primeira ordem	33
3.7	Deconvolução DAWL dos tiros do modelo com três interfaces	34
3.8	Deconvolução DAMM dos tiros do modelo com três interfaces	34
3.9	Campo de velocidade intervalar em profundidade do modelo geológico utilizado para geração do dado sintético	35
3.10	Campo de velocidade RMS em tempo do modelo geológico utilizado para geração do dado sintético	35
3.11	Seção empilhada original	36
3.12	Seção empilhada após DAWL	36
3.13	Seção empilhada original após DAMM	37
4.1	Valores extrapolados no afastamento mínimo dos eventos a serem removidos na deconvolução do dado real da Bacia do Jequitinhonha	40
4.2	Valores extrapolados no afastamento máximo dos eventos a serem removidos na deconvolução do dado real da Bacia do Jequitinhonha	41
4.3	Comparação entre o dado de entrada para a DAWL e DAMM na plataforma	42
4.4	Comparação entre o dado de entrada para a DAWL e DAMM na parte da quebra do talude	44

4.5	Comparação entre o dado de entrada para a DAWL e DAMM na parte do talude	44
4.6	Comparação entre o dado de entrada para a DAWL e DAMM no início da parte profunda da seção	45
4.7	Comparação entre o dado de entrada para a DAWL e DAMM na parte profunda da seção	45
4.8	Seção empilhada da Bacia do Jequitinhonha	46
4.9	Seção empilhada do dado deconvolvido pelo método da DAWL da Bacia do Jequitinhonha	47
4.10	Seção empilhada do dado deconvolvido pelo método da DAMM da Bacia do Jequitinhonha	48
4.11	Seção empilhada do dado deconvolvido pelo método do SRME da Bacia do Jequitinhonha	49
4.12	Detalhe na região rasa da seção empilhada bruta, deconvolvida pela DAWL e DAMM, e SRME	50
4.13	Detalhe na região do talude da seção empilhada bruta, deconvolvida pela DAWL e DAMM, e SRME	51
4.14	Detalhe na região profunda da seção empilhada bruta, deconvolvida pela DAWL e DAMM, e SRME	52

Introdução

A busca por aumento na qualidade e confiabilidade das seções sísmicas, independente de sua natureza (terrestre ou marinha), representa o objetivo maior do processamento de dados sísmicos. A demanda é sempre por uma imagem final mais efetiva e confiável, e que possua uma boa representatividade da geologia de sub-superfície.

A indústria do petróleo, na procura por novos campos petrolíferos e obtenção de maiores conhecimentos sobre reservatórios em produção, com a finalidade de aumentar suas reservas e fatores de recuperação, utiliza-se de programas sísmicos para minimizar seus riscos e perdas, e maximizar seus resultados de sucessos.

Estes são um dos principais fatores que demonstram a importância da aquisição e processamento de dados sísmicos, que são pré-requisitos para encontrar e explorar hidrocarbonetos. Neste contexto a atenuação/remoção dos ruídos nos dados sísmicos desempenha um papel importante na obtenção da imagem sísmica da sub-superfície.

A interpretação sísmica e o risco exploratório associado dependem fundamentalmente da qualidade das seções sísmicas manuseadas pelos intérpretes. É neste intuito que grandes centros de pesquisa desenvolvem diversos projetos para encontrar novos métodos de filtragem e imageamento sísmico. Para tanto, o desenvolvimento e validação de novos métodos de filtragem e de aumento da razão sinal/ruído desempenham papel preponderante.

Dados sísmicos marinhos apresentam forte e abundante presença de reflexões múltiplas, o que representa um grande problema do processamento daqueles dados. Esses eventos são assim denominados porque ocorrem com certa periodicidade que está associada à reverberação da energia sísmica na lâmina d'água (múltiplas do fundo do mar) como também no interior das camadas de sub-superfície (múltiplas internas). Esses eventos ocorrem devido ao forte contraste de impedância acústica entre a água e o ar, 'aprisionando', desta forma grande parte da energia sísmica na lâmina d'água. Soma-se a este problema o fato de que nos tempos de registros mais avançados, as reflexões múltiplas interferem com reflexões primárias oriundas de camadas mais profundas. Diz-se, pois, que as múltiplas contaminam o dado adquirido comprometendo a razão sinal/ruído e degenerando a qualidade do dado sísmico.

Em dados sísmicos adquiridos sobre a região da plataforma, esse evento é ainda mais crítico. Devido à pouca profundidade da lâmina d'água, as múltiplas ocorrem em um menor período de tempo. Estas múltiplas, denominadas de curto período, criam dificuldades ainda maiores ao processamento.

Diversos foram os trabalhos que abordaram a supressão de múltiplas de longo período obtendo considerável sucesso. No entanto a eliminação de múltiplas de curto período ainda constitui um grande problema para o processamento sísmico.

Os métodos conhecidos para atenuação de múltiplas podem ser agrupados em quatro categorias:

1. Métodos baseados na discriminação de velocidade aparente (Schnider et al., 1965)
2. Métodos baseados na coerência (Doicin e Spitz, 1991)
3. Métodos baseados na equação da onda (Berryhill e Kim, 1986)
4. Métodos baseados na periodicidade (Backus, 1959; Peacock e Treitel, 1969)

Neste trabalho será utilizado o método de deconvolução preditiva adaptativa para a atenuação de reflexões múltiplas, que se encaixa na última categoria apresentada. A premissa da periodicidade para esses eventos só é válida no caso de incidência normal e afastamento nulo (na seção de *zero-offset*), o que faz com que o método de deconvolução preditiva quando aplicado na forma convencional não seja tão efetivo.

Entre os métodos de filtragem de múltiplas para a realização da deconvolução preditiva foi testado o método clássico de Wiener-Levinson (Robinson e Treitel, 1980). Este método utiliza a premissa de que os dados sísmicos, fora da janela de tempo considerada, possui amostras nulas (zeros fora da janela). Neste caso o filtro é obtido resolvendo-se sistemas Toeplitz de equações normais (ENs), formados a partir da função de autocorrelação (FAC) dos traços sísmicos ou da janela em tempo que se deseja deconvolver. Esse tipo de ENs é eficientemente resolvido através da recursão de Levinson. O filtro preditivo assim obtido é convolvido com o traço sísmico e o erro de predição representa o traço filtrado. Resultados equivalentes podem ser obtidos com o método de deconvolução direta (Porsani e Ursin, 2007). Este método é assim denominado porque permite obter diretamente o traço deconvolvido e não precisa explicitamente da FAC nem do filtro. Neste caso o princípio de Levinson, utilizado na solução recursiva das ENs, é aplicado diretamente sobre os dados sísmicos para atualizar os termos de erro de predição fornecendo assim os traços deconvolvidos. Desta forma a deconvolução da múltipla é obtida diretamente sem a necessidade de se pré-calculer

os coeficientes da função de autocorrelação (FAC) nem de se calcular e aplicar (convolver) o filtro sobre os dados.

As reflexões múltiplas ao longo do traço sísmico não são periódicas o que impõe a necessidade de se trabalhar com janelas de tempo onde a premissa de periodicidade possa ser válida. Neste caso a matriz das ENs não possui a estrutura Toeplitz e a recursão de Levinson em sua forma clássica não pode ser aplicada. Morf et al. (1977) utilizou o princípio básico de Levinson para solução mínimos quadrados do problema de predição linear unitária (distância de predição $L=1$) em dados ajanelados e desenvolveu um algoritmo tipo-Levinson bastante eficiente. Porsani (1986) estendeu o algoritmo de Morf para a computação do filtro de predição $L > 1$ para uso na deconvolução preditiva de dados ajanelados. Para tanto, foi empregado o método que denominou-se de Morf modificado (Porsani, 1986; Porsani, 1992) que resolve o sistema de equações para o problema da predição linear em dados ajanelados.

Quando se utiliza da recursão de Levinson sobre dados ajanelados, é feita a premissa de que os dados possuem valores de amplitude nula fora do intervalo sob consideração. Uma vez que não existe mais essa condição consegue-se um filtro que não é mais influenciado por qualquer premissa sobre o comportamento dos dados fora do intervalo considerado e que tende a ser mais eficaz na predição e atenuação dos eventos.

Para garantir uma melhor predição das múltiplas, trabalhou-se com janelas de tempo variando a distância de predição (L) e número de coeficientes do filtro (N) ao longo do traço sísmico.

O método clássico de WL e o método de deconvolução de dados ajanelados foram aplicados para a filtragem de múltiplas de dados sintéticos e reais da Bacia de Jequitinhonha. O texto da dissertação apresenta: (i) um resumo da teoria dos métodos e algoritmos de filtragem utilizados; (ii) a metodologia utilizada na aplicação da deconvolução preditiva adaptativa na forma de janela-móvel com parâmetros de filtragem variando ao longo do traço sísmico; (iii) a validação da metodologia sobre dados sintéticos gerados com o pacote SU-CWP, e (iv) resultados da filtragem de múltiplas na região da plataforma e quebra do talude em uma linha sísmica da Bacia do Jequitinhonha.

1

Teoria

Dados sísmicos marinhos apresentam como característica marcante a presença da reverberação do fundo marinho. Ela contamina o dado, diminuindo a sua razão sinal/ruído, sendo mais crítica a medida que maior for o tempo de registro do sismograma e quanto menor for a lâmina d'água.

Esses eventos indesejados, causados pelo aprisionamento da energia sísmica, são denominados de reflexões múltiplas. Sua presença causa o mascaramento das demais reflexões de tempos posteriores oriundas das interfaces das camadas situadas abaixo. Por este motivo a sua atenuação/remoção é um fator essencial para qualquer tratamento que se faça ao dado. Desta maneira, são vários os estudos que objetivam a melhora da qualidade de dados sísmicos marinhos com um método que consiga suprimir a múltipla de uma forma mais eficiente/efetiva.

O aprisionamento deste evento entre duas interfaces condiciona uma das características mais peculiares da múltipla: a periodicidade. É, pois, através da periodicidade desta reflexão que o filtro de deconvolução preditiva atua. O operador calculado estima (prediz) o evento periódico, sendo, desta maneira, possível a sua atenuação/eliminação.

1.1 Filtro preditivo

Baseado no modelo convolucional do traço sísmico marinho ($x(t)$) e considerando o ruído desprezível, pode-se escrevê-lo como:

$$x(t) = p(t) * e(t) * m(t)$$

onde

$p(t)$ é o pulso sísmico; $e(t)$ é a resposta impulsiva da Terra (função refletividade) e $m(t)$ é a sequência geradora das múltiplas (Yilmaz, 2001).

O filtro de deconvolução preditiva vai atuar no traço $x(t)$ de maneira a predizer e atenuar o sinal correlacionável a uma distância de predição L ao longo do traço sísmico.

No caso específico em que $L = 1$, tem-se a operação da deconvolução do pulso sísmico (filtro inverso), resultando em um traço $\tilde{x}(t)$ idealmente composto pela função refletividade e pelo trem de múltiplas associado à superfície livre:

$$\tilde{x}(t) = e(t) * m(t)$$

O pulso $p(t)$ foi comprimido para uma função delta de Dirac - $\delta(t)$ (Robinson e Treitel, 1980). O traço $\tilde{x}(t)$ tem, portanto, uma maior resolução temporal.

Em um caso mais geral, quando a distância de predição for maior que a unidade ($L > 1$), o operador preditivo de erro terá sua ação deslocada no tempo. A atuação do filtro ocorre nos tempos maiores $x(t + L)$.

Visto isto então, uma escolha conveniente do valor de L para obter um operador que atue na zonas das múltiplas resulta em sua atenuação (Lima, 1999).

Tal operador preditivo gera um traço deconvolvido $\tilde{y}(t)$ idealmente livre do trem de múltiplas. O traço resultante é, desta forma, o pulso sísmico convolvido com a função refletividade:

$$\tilde{y}(t) = p(t) * e(t)$$

Na filtragem preditiva monocanal, a predição linear de um sinal discreto $x(t)$ é representado por:

$$\tilde{x}_{t+L} = \sum_{k=1}^n x_{t-k+1} \tilde{h}_k \quad (1.1)$$

onde

\tilde{x}_{t+L} é a amostra predita no tempo $t + L$, a partir de uma combinação linear das amostras x_t, \dots, x_{t-n+1} situadas a tempos passados; L é a distância de predição definida e \tilde{h}_t é o filtro preditivo.

Define-se erro de predição como a diferença entre a amostra lida e a amostra predita. O erro de predição em uma amostra no tempo $t + L$ é dado por:

$$e_{t+L} = x_{t+L} - \tilde{x}_{t+L} \quad (1.2)$$

De acordo com a equação 1.1, pode-se reescrever a equação 1.2 como:

$$e_{t+L} = x_{t+L} - \sum_{k=1}^n x_{t-k+1} \tilde{h}_k \quad (1.3)$$

O operador preditivo $\tilde{f}(t)$, com distância de predição L , é representado pela série:

$$\tilde{f}(t) = 1, \underbrace{0, 0, \dots, 0}_{L-1 \text{ zeros}}, -\tilde{h}_1, -\tilde{h}_2, \dots, -\tilde{h}_n \quad (1.4)$$

onde os n elementos não nulos do filtro operam sobre as amostras do sinal x_t situadas a tempos passados e as L amostras iniciais, referentes às reflexões primárias, são preservadas na filtragem.

A eficácia do método depende do número de elementos do filtro e da distância de predição escolhidos.

Combinando-se a equação 1.3 com a equação 1.4, forma-se o sistema que pode ser expresso na forma matricial por:

$$\begin{bmatrix} e_{h,L-1} \\ e_{h,L} \\ e_{h,L+1} \\ \vdots \\ e_{h,n+L-1} \\ \vdots \\ e_{h,m} \\ \vdots \\ \vdots \\ e_{h,m+L+n-2} \\ e_{h,m+L+n-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{L-1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ x_L & x_0 & 0 & 0 & 0 \\ x_{L+1} & x_1 & x_0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ x_{n+L-1} & x_{n-1} & x_{n-2} & \cdots & x_0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m & x_{m-L} & x_{m-L-1} & \cdots & x_{m-n-L+1} \\ 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & x_m & x_{m-1} & \vdots & \vdots \\ \vdots & 0 & x_m & \vdots & \vdots \\ 0 & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & x_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ h_{n,1} \\ h_{n,2} \\ \vdots \\ h_{n,n} \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

A solução mínimos quadrados deste sistema resulta no filtro de Wiener-Levinson utilizado na deconvolução preditiva para a atenuação de reflexões múltiplas.

Convencionalmente, o método de deconvolução preditiva de Wiener-Levinson possui três etapas: (i) calcula-se os coeficientes da FAC, (ii) resolve-se o sistema de ENs para obtenção do filtro preditivo de WL e (iii) aplica-se o filtro mediante convolução obtendo-se o traço deconvolvido como sendo o resíduo entre o traço original (sinal de entrada) e o traço predito. São utilizados os coeficientes $r_{xx,j}, j = 0, \dots, n$ da FAC do traço sísmico, resolve-se um sistema de ENs onde a matriz dos coeficientes é a matriz de autocorrelação Toeplitz e o lado direito do sistema contém os coeficientes $r_{xx,j+L}$ da FAC. A recursão de Levinson é então aplicada para resolver o sistema, cuja solução representa o filtro preditivo de WL a ser usado na deconvolução das múltiplas.

Porsani e Ursin (2007) apresentaram um algoritmo tipo-Levinson que produz diretamente o traço deconvolvido, fazendo o processo de deconvolução preditiva mais simples e imediato. Naquele algoritmo a recursão de Levinson (utilizada no método de WL para aumentar o comprimento do filtro, $j = 1, \dots, n$) é aplicada diretamente sobre o traço sísmico, gerando e atualizando o traço deconvolvido desde a ordem $j = 1, \dots, n$. Os resultados obtidos com o método de WL e o método de deconvolução direta são teoricamente iguais.

1.1.1 Deconvolução preditiva de dados ajanelados

A premissa usual de que os dados possuem valores de amplitude nula ao início e ao final da janela de tempo considerada, nem sempre é válida.

Quando as amostras dos traços sísmicos são forçadamente especificados com amplitudes nulas fora do intervalo considerado, os operadores modeladores/preditivos obtidos através da solução das ENs são responsáveis por erros transientes que aumentam à medida que o comprimento da janela considerada diminui (Bunch e White, 1985).

Morf et al. (1977) desenvolveram um algoritmo eficiente tipo-Levinson para solução das ENs associadas ao problema da predição linear unitária em que não é feita qualquer hipótese sobre os dados da janela considerada. Neste caso a matriz das ENs perde a estrutura Toeplitz e o filtro obtido com o algoritmo de Morf depende apenas das amostras contidas no interior da janela e consegue predizer de forma mais eficaz.

O método possui uma forte relação com a técnica mínimos quadrados autorregressiva (AR) de estimativa espectral apresentada por Ulrych e Clayton (1976). Para exemplificar, é apresentado abaixo o sistema de equações lineares que é resolvido com o algoritmo de Morf.

$$\begin{bmatrix} e_{a,n} \\ \vdots \\ e_{a,m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_n & x_{n-1} & x_{n-2} & \cdots & x_0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m & x_{m-1} & x_{m-2} & \cdots & x_{m-n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_{n,1} \\ a_{n,2} \\ \vdots \\ a_{n,n} \end{bmatrix}$$

Nota-se que ele é uma simplificação da equação 1.5 preservando apenas as equações onde o filtro está completamente dentro da janela de tempo considerada. Vê-se que este sistema tem uma perda no número de equações. No entanto o novo filtro calculado tende a ser muito mais eficaz por não utilizar a premissa de valores nulos das amostras fora da janela.

Porsani (1986) estendeu algoritmo de Morf de predição unitária ($L = 1$) para predição arbitrária ($L > 1$), possibilitando seu emprego para a deconvolução preditiva. De forma análoga à recursão de Levinson, são utilizados os operadores de erro de predição (OEP) e os operadores de erro de modelamento (OEM) de ordem j para ampliação dos filtros preditivos e modeladores de ordem $j+1$. O sistema de equações lineares que é resolvido com o algoritmo de Morf modificado é apresentado a seguir.

$$\begin{bmatrix} e_{h,n+L-1} \\ \vdots \\ e_{h,m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{n+L-1} & x_{n-1} & x_{n-2} & \cdots & x_0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m & x_{m-L} & x_{m-L-1} & \cdots & x_{m-n-L+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ h_{n,1} \\ h_{n,2} \\ \vdots \\ h_{n,n} \end{bmatrix}$$

A eficiência do algoritmo é devido ao relacionamento existente entre a matriz dos coeficientes de ordem j e as matrizes dos subsistemas direto e reverso de ordem $j + 1$. Esta propriedade foi primeiramente utilizada no algoritmo de predição linear de Morf et al. (1977) e deu origem ao algoritmo de análise espectral de Marple (1980).

O operador de predição direta, que opera apenas no interior do traço x_t através da combinação linear dos valores passados, prediz cada ponto com a distância de predição L com o menor erro.

Considerando \tilde{y}_t a melhor aproximação do sinal desejado pelo método dos mínimos quadrados, resultante da deconvolução com $(1 \quad -\tilde{h}_{j+1}^T)$, o OEM de ordem $j+1$, e $h_{j+1} = -\tilde{h}_{j+1}$, tem-se que o erro de predição direta associado ao modelamento de ordem $j+1$ gera o sistema de equações:

$$\begin{bmatrix} e_{h,j} \\ \vdots \\ e_{h,m-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_j & x_j & x_{j-1} & \cdots & x_0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{m-1} & x_{m-1} & x_{m-2} & \cdots & x_{m-j-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ h_{j+1,1} \\ \vdots \\ h_{j+1,j+1} \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

onde

x_t e y_t , respectivamente, o sinal de entrada e o sinal desejado com m amostras

Percebe-se que a equação 1.6 contém apenas informações dos valores das amostras contidas no interior da janela observada. Os coeficientes $h_{n,j}$ não operam sobre os valores de x_t para $t < 0$ ou para $t > m - 1$.

Minimizando a forma quadrática $\mathbf{e}_{h,j+1}^T \mathbf{e}_{h,j+1} = Q(\mathbf{h}_{j+1})$ com respeito aos parâmetros $h_{j+1,k}$, $k = 1, \dots, j+1$, e agrupando as ENs numa expressão para o mínimo, $Q_{min} = E_{h,j+1}$, obtém-se as ENs representada numa forma ampliada como segue:

$$\mathbf{C}_{h,j+1} \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}_{j+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^{j+1}c_{h,0} & \mathbf{c}_{xy,j+1}^T \\ \mathbf{c}_{xy,j+1} & \mathbf{C}_{b,j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}_{j+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{h,j+1} \\ \mathbf{0}_{j+1} \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

onde

$$\begin{aligned} {}^{j+1}c_{h,0} &= \sum_{t=j}^{m-1} y_t^2 \\ \mathbf{c}_{xy,j+1} &= \sum_{t=j}^{m-1} y_t^j \mathbf{x}_t = ({}^{j+1}c_{xy,0}, \dots, {}^{j+1}c_{xy,j})^T \\ \mathbf{C}_{b,j} &= \sum_{t=j}^{m-1} {}^j \mathbf{x}_t {}^j \mathbf{x}_t^T \end{aligned}$$

com

$${}^j \mathbf{x}_t = (x_t, \dots, x_{t-j})^T$$

A matriz $\mathbf{C}_{h,j+1}$ pode ser escrita em termos das sub-matrizes, direta e reversa, como segue:

$$\mathbf{C}_{h,j+1} = \begin{bmatrix} {}^{j+1}c_{h,0} & \mathbf{c}_{xy,j+1}^T \\ \mathbf{c}_{xy,j+1} & \mathbf{C}_{b,j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}'_{h,j} & {}^{j+1}c_{xy,j} \\ {}^{j+1}c_{xy,j} & \mathbf{C}'_{b,j} \end{bmatrix}$$

onde

$$\begin{pmatrix} {}^j c_{b,0} & {}^j c_{b,0} \end{pmatrix} = \sum_{t=j}^{m-1} \mathbf{x}_{t-j} {}^j \mathbf{x}_t^T = ({}^j c_{b,j}, \dots, {}^j c_{b,0})^T$$

O seguinte relacionamento entre as sub-matrizes $\mathbf{C}'_{h,j}$ e $\mathbf{C}_{h,j}$ pode ser estabelecido:

$$\mathbf{C}'_{h,j} = \mathbf{C}_{h,j} - \begin{bmatrix} y_{j-1} \\ \mathbf{x}_{0,j-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{j-1} & \mathbf{x}_{0,j-1}^T \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

onde

$$\mathbf{x}_{0,j-1} = (x_{j-1}, \dots, x_0)^T$$

No apêndice é apresentado o algoritmo de Morf modificado assim como a listagem Fortran correspondente.

2

Deconvolução preditiva adaptativa

A aplicação da deconvolução preditiva parte da premissa de que ao longo do traço sísmico o(s) evento(s) que se deseja atenuar/remover ocorre(m) a uma certa distância P ou valores múltiplos de P . Caso P varie ao longo do tempo ou seja diferente para cada traço sísmico, um novo filtro deve ser calculado para tornar possível a predição e atenuação do referido evento.

Para obter uma situação mais favorável à aplicação do método de deconvolução preditiva escolheu-se trabalhar na forma adaptativa variando o tamanho e posição da janela assim como o número de coeficientes do filtro e a distância de predição. A seguir é apresentado o procedimento adotado para escolha dos 3 parâmetros utilizados na deconvolução preditiva: Tamanho da Janela (J), Número de coeficientes (N) e Distância de Predição (L).

Na Figura 2.1 observa-se que, para um mesmo traço, à medida que o tempo aumenta a diferença de tempo entre as múltiplas também aumenta. Isso fica mais evidente nos traços de maior afastamento.

A partir do conceito de CMP (Mayne, 1962), tem-se que a equação de tempo de chegada das reflexões primárias do fundo do mar é dado por:

$$T_{prim} = \sqrt{\frac{(2H)^2 + X^2}{V^2}} \quad (2.1)$$

onde

H é a profundidade no ponto médio, X o afastamento fonte-receptor e V a velocidade de propagação da onda no meio. Uma expressão análoga generaliza a equação 2.1 obtendo-se assim a equação para o tempo de chegada da múltipla de ordem n :

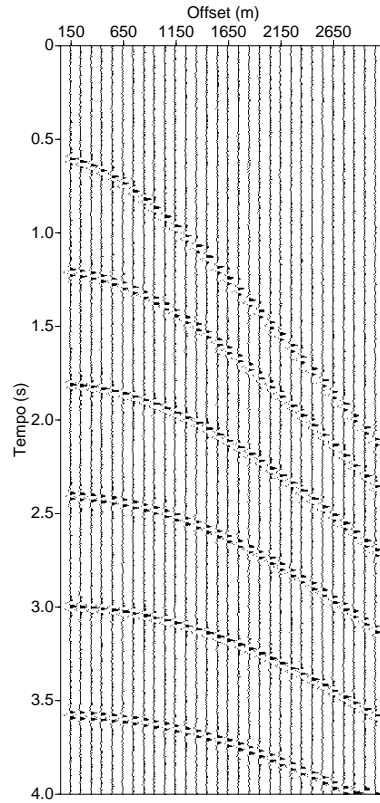


Figura 2.1: Família CDP com múltiplas.

$$T_m(n) = \sqrt{\frac{\{2(n+1)H\}^2 + X^2}{V^2}} \quad (2.2)$$

Analisando as equações 2.1 e 2.2 pode-se afirmar, dentro das limitações da técnica do CMP, que o ajuste entre os quadrados do tempo de chegada dos eventos de reflexão no fundo oceânico com o da ordem de chegada destes eventos é uma reta. Consequentemente, a partir de dois pontos é possível prever o tempo de chegada de todos os eventos que se deseja remover. Com a informação da profundidade do fundo do mar e do tempo de chegada da primeira múltipla associada (ordem 1), pode-se extrapolar os tempos de chegada dos demais eventos múltiplos a serem atenuados.

Com todos estes valores, consegue-se atualizar os valores dos períodos ao longo do traço a ser deconvolvido. Os valores do número de coeficientes do filtro e da distância de predição são dados por uma porcentagem do período analisado. Como exemplo temos $N_j = 0,2P_j$ e $L_j = 0,9P_j$, de sorte que $N_j + L_j = 1,1P_j$. Desta forma estes valores precisam ser atualizados ao longo do traço sísmico, para cada nova posição j da janela de amostras utilizadas na deconvolução.

Um outro parâmetro importante para a deconvolução é o comprimento da janela para o cálculo do filtro preditivo. Ele não pode ser muito grande para deixar entrar as demais

múltiplas, já que não existe periodicidade entre aqueles eventos, e nem muito pequeno para não gerar um sistema sub-determinado. Este foi definido como um múltiplo do número de coeficientes do filtro somado à distância de predição.

A Figura 2.2 ilustra como os parâmetros N_j , L_j , o período P_j e o tamanho da janela J_j estão relacionados ao longo do traço sísmico.

Com esta metodologia para definição dos parâmetros, foi aplicado o método de deconvolução preditiva adaptativa em dados sintéticos e reais, conforme apresentado nos capítulos seguintes.

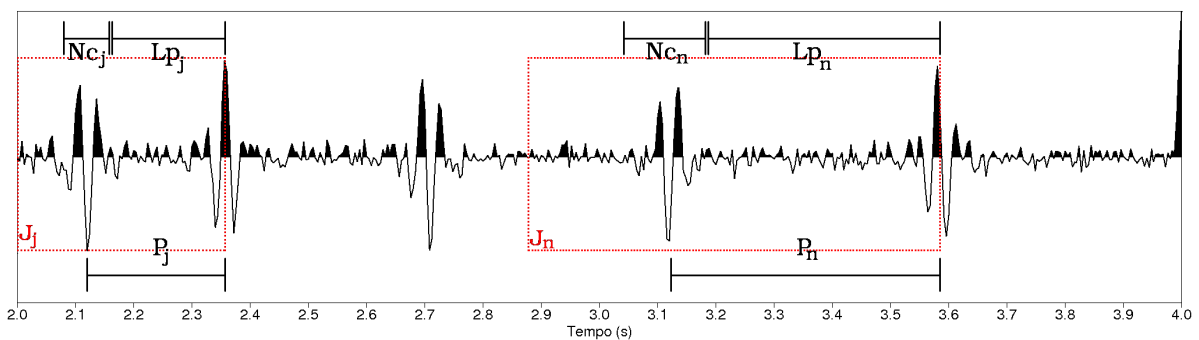


Figura 2.2: Atualização dos parâmetros para deconvolução preditiva dentro de um mesmo traço.

3

Aplicação do método em dado sintético

Para testar e validar o método proposto, trabalhou-se inicialmente com dados sintéticos. Primeiramente foi gerado um único traço simulando um afastamento nulo. Caso ideal para a deconvolução preditiva, onde o período é constante ao longo do traço.

Na Figura 3.1 estão os resultados obtidos para a deconvolução adaptativa de Wiener-Levinson (DAWL) e a deconvolução adaptativa de Morf modificada (DAMM). Vê-se que os métodos trabalharam bem, atenuando bastante a múltipla, contudo chama atenção a DAMM, em que a atenuação ocorreu de forma muito mais efetiva.

Após comprovada a eficácia do algoritmo, foi a vez de testá-lo para um caso mais geral com os parâmetros variando no traço ao longo do tempo. Para tanto foram gerados alguns pontos de tiro através da técnica de traçado de raios para modelos bidimensionais. Utilizou-se esta técnica por ela ser um método de modelagem rápida para a geração dos sismogramas sintéticos.

Para a aplicação do método de traçado de raios foi utilizado o programa *cshot*, que vem junto do pacote de processamento *Seismic Unix* (SU) (Cohen e Stockwell, 2008). O intervalo de amostragem utilizado no dado sintético foi de 4ms, com tempo de registro de 4s (1001 amostras). O espectro de frequência da fonte foi de 10-25-35-50Hz, com comprimento de 150ms. Foram gerados 100 tiros, com distância entre tiros de 50m; 60 receptores por tiro, com distância entre estações de 50m. E o *spread* (0-150-3100)m.

A Figura 3.2 apresenta o modelo utilizado para geração do dado sintético pelo método de traçado de raios. A figura também apresenta o traçado dos raios entre fonte e receptores, correspondentes às reflexões primárias de cada interface.

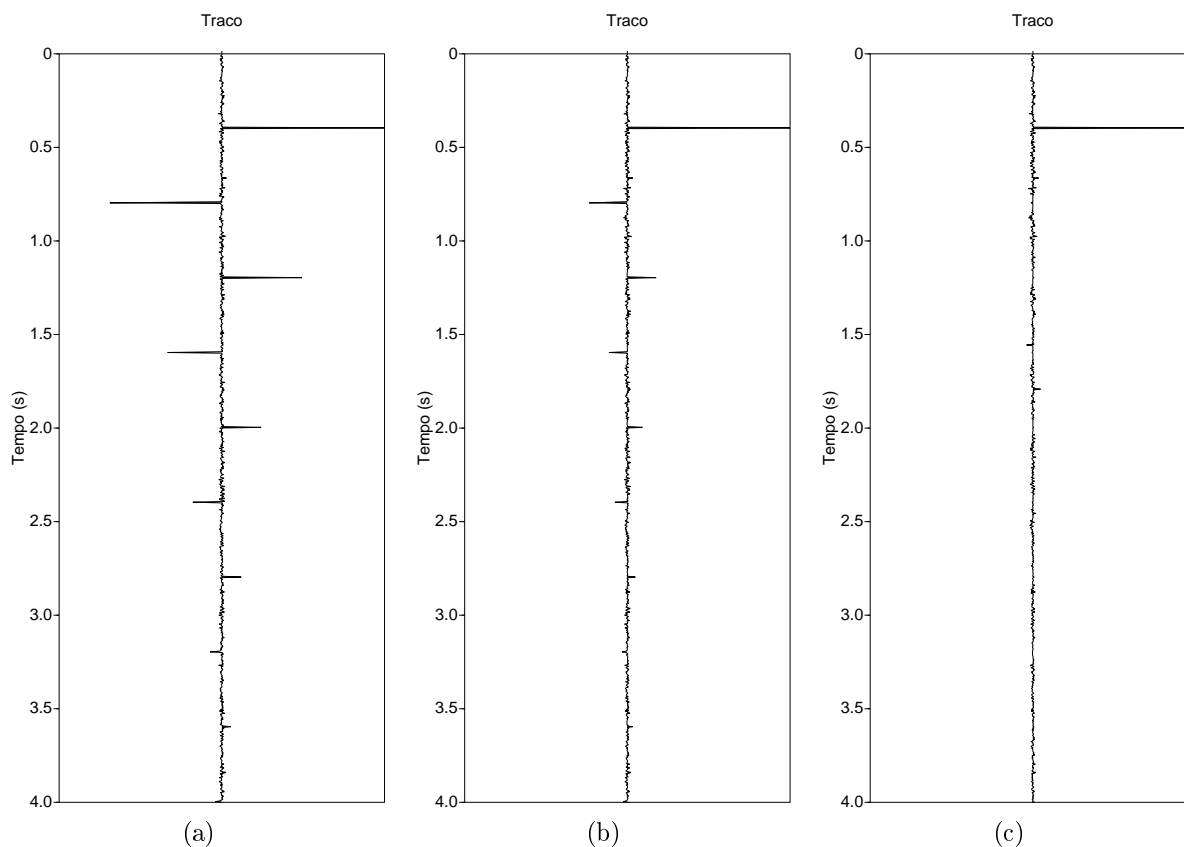


Figura 3.1: Traço de entrada (a) para deconvolução DAWL (b) e DAMM (c).

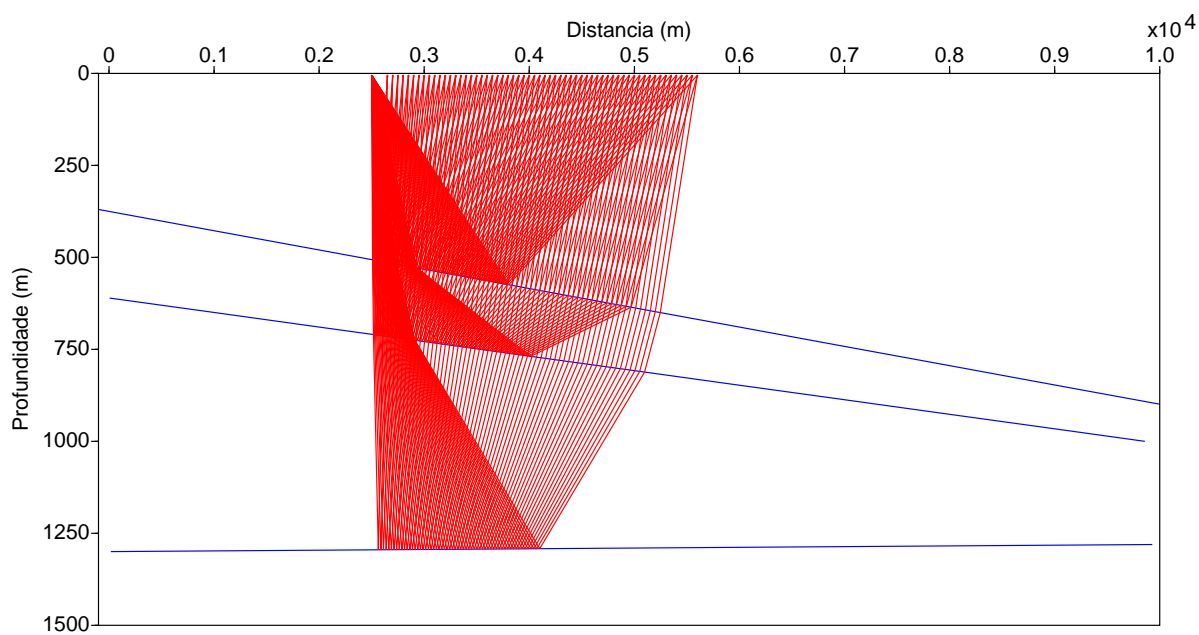


Figura 3.2: Modelo geológico utilizado para geração do dado sintético das múltiplas do fundo marinho por traçado de raios.

Inicialmente testou-se o método de deconvolução preditiva adaptativa sobre uma família de traços de ponto de tiro comum contendo apenas a primária do fundo oceânico e as suas múltiplas (Figura 3.3). Na Figura 3.4a as curvas em verde indicam os tempos de trânsito da reflexão primária e múltipla de primeira ordem lidos no sismograma. Em vermelho são os valores de tempo de percurso extrapolados para as demais reflexões múltiplas a partir da relação vista entre as equações 2.1 e 2.2. Observa-se uma boa concordância entre as reflexões preditas e observadas mesmo com uma pequena inclinação no refletor. Os resultados das DAWL e DAMM estão representados nas Figuras 3.4b e 3.4c, respectivamente. Observa-se mais uma vez a superioridade do método da DAMM sobre o método DAWL.

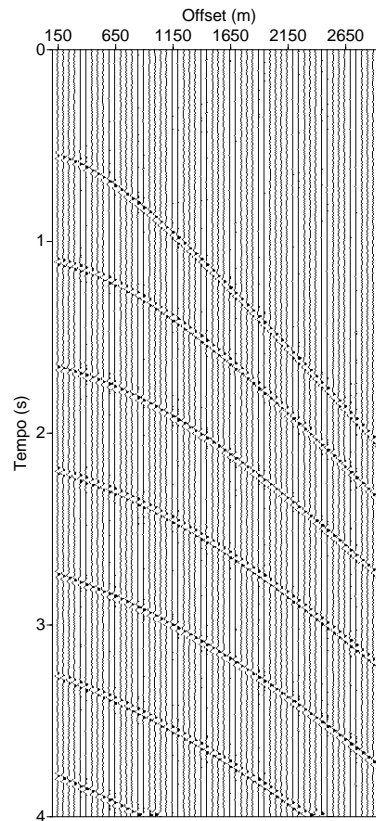


Figura 3.3: Ponto de tiro modelo apenas para fundo oceânico e suas múltiplas.

Após esse teste preliminar no modelo, foram gerados todos os tiros adicionados dos eventos das primárias das outras interfaces.

Três sismogramas de campo modelados com ganho para os eventos das primárias e múltiplas do fundo oceânico estão exemplificados na Figura 3.5.

Mais uma vez, com as leituras dos tempos de chegada da onda primária e da múltipla de primeira ordem (curvas em verde - Figura 3.6) foi extrapolado o tempo de chegada para as múltiplas das demais ordens no registro (curvas em vermelho - Figura 3.6).

Os resultados obtidos pelos métodos da DAWL (Figura 3.7) e DAMM (Figura 3.8)

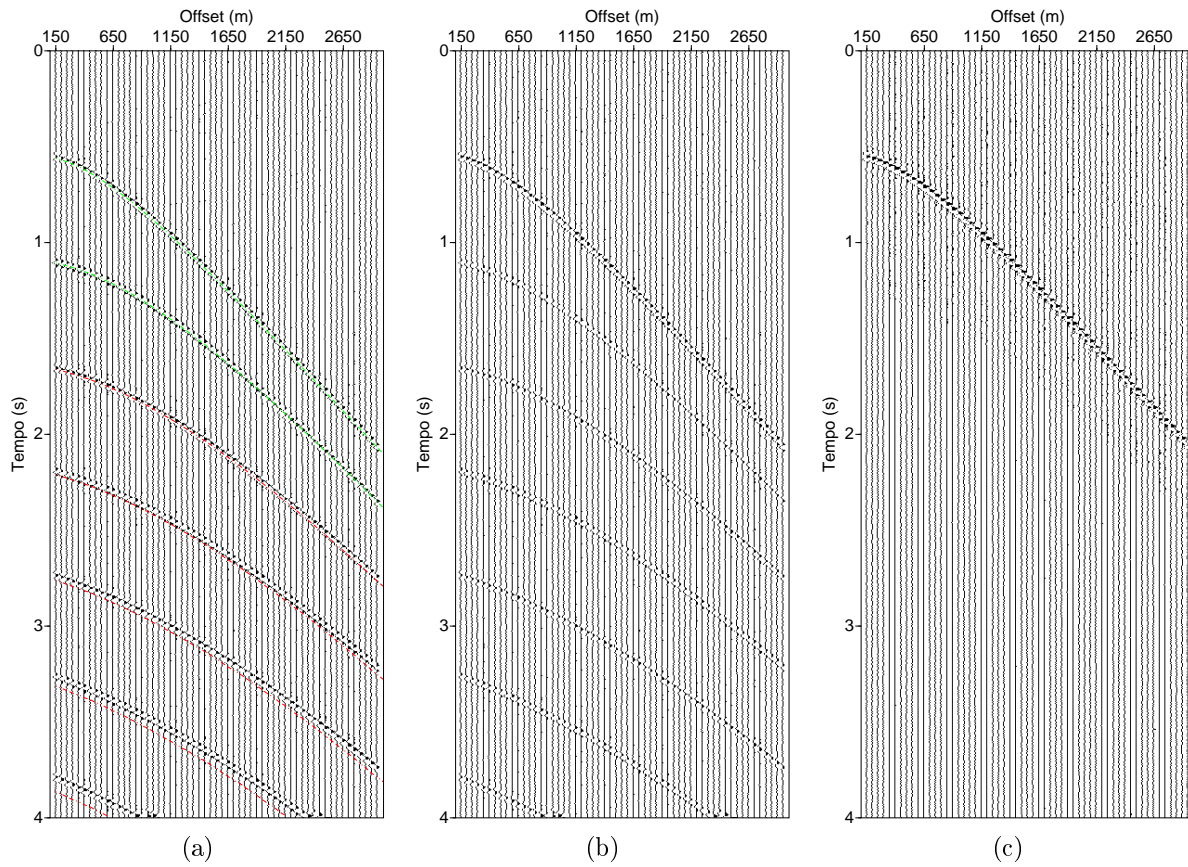


Figura 3.4: Extrapolação das múltiplas (a) e resultados da DAWL (b) e DAMM (c).

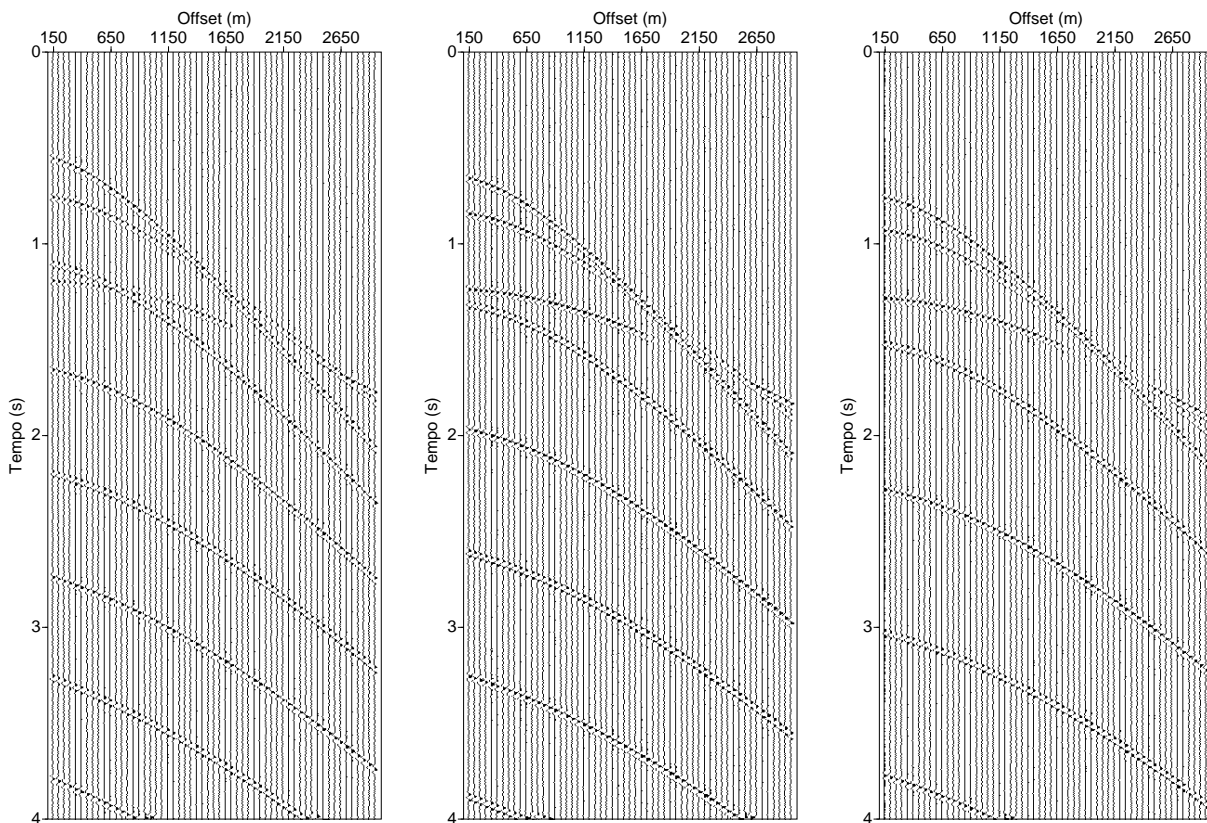


Figura 3.5: Sismogramas sintéticos gerados pelo traçado de raios.

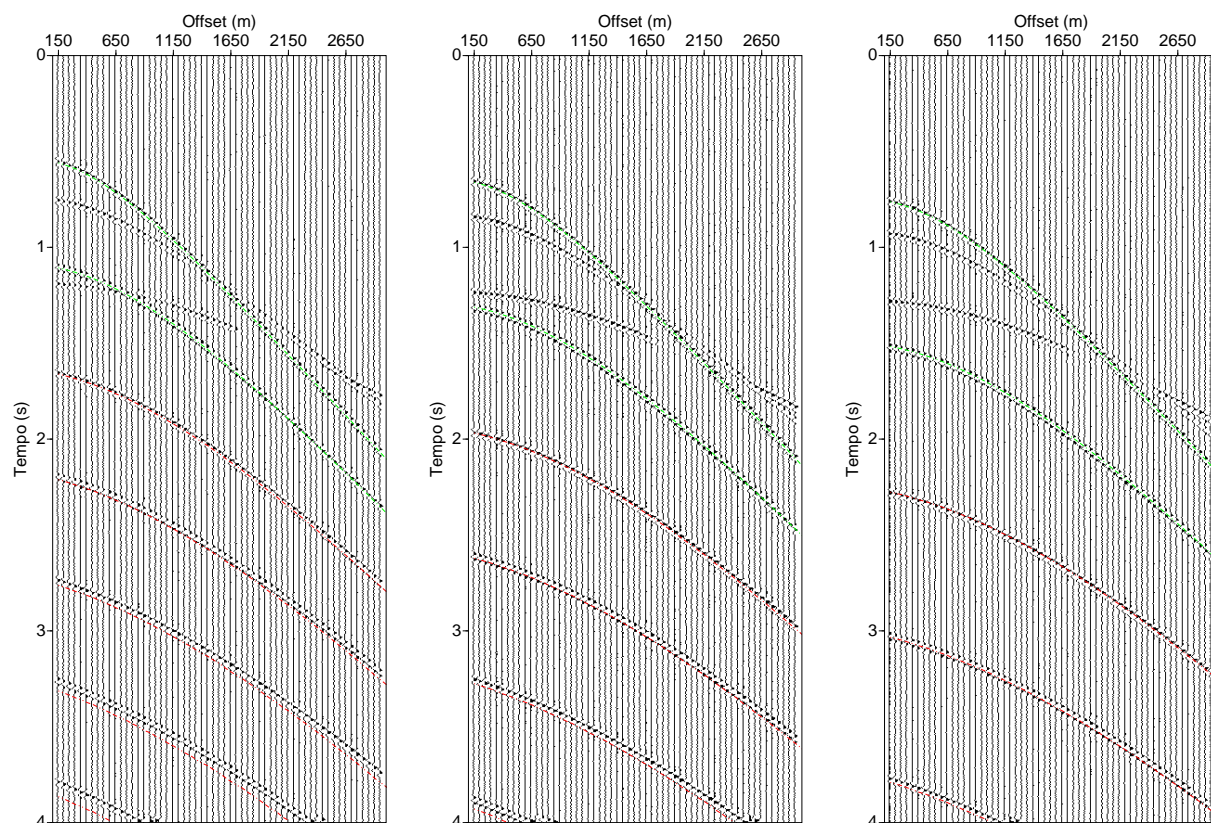


Figura 3.6: Múltiplas de maiores ordens extrapoladas a partir das leituras da primária e múltipla de primeira ordem.

comprovar mais uma vez a superioridade da DAMM atenuando de forma bastante efetiva todas as múltiplas e preservando as reflexões primárias.

Através do campo de velocidade intervalar em profundidade utilizado para o traçado de raios pelo *cshot* (Figura 3.9), foi possível gerar rapidamente o campo de velocidade RMS em tempo (Figura 3.10) através do programa *velconv* do mesmo software de processamento *SU*. Com este campo RMS, foi produzida a seção sísmica empilhada original (Figura 3.11) para comparação com a DAWL (Figura 3.12) e a DAMM (Figura 3.13).

Conforme notado pelos sismogramas pré-empilhamento, os resultados obtidos pelas deconvoluções geraram seções com múltiplas mais atenuadas.

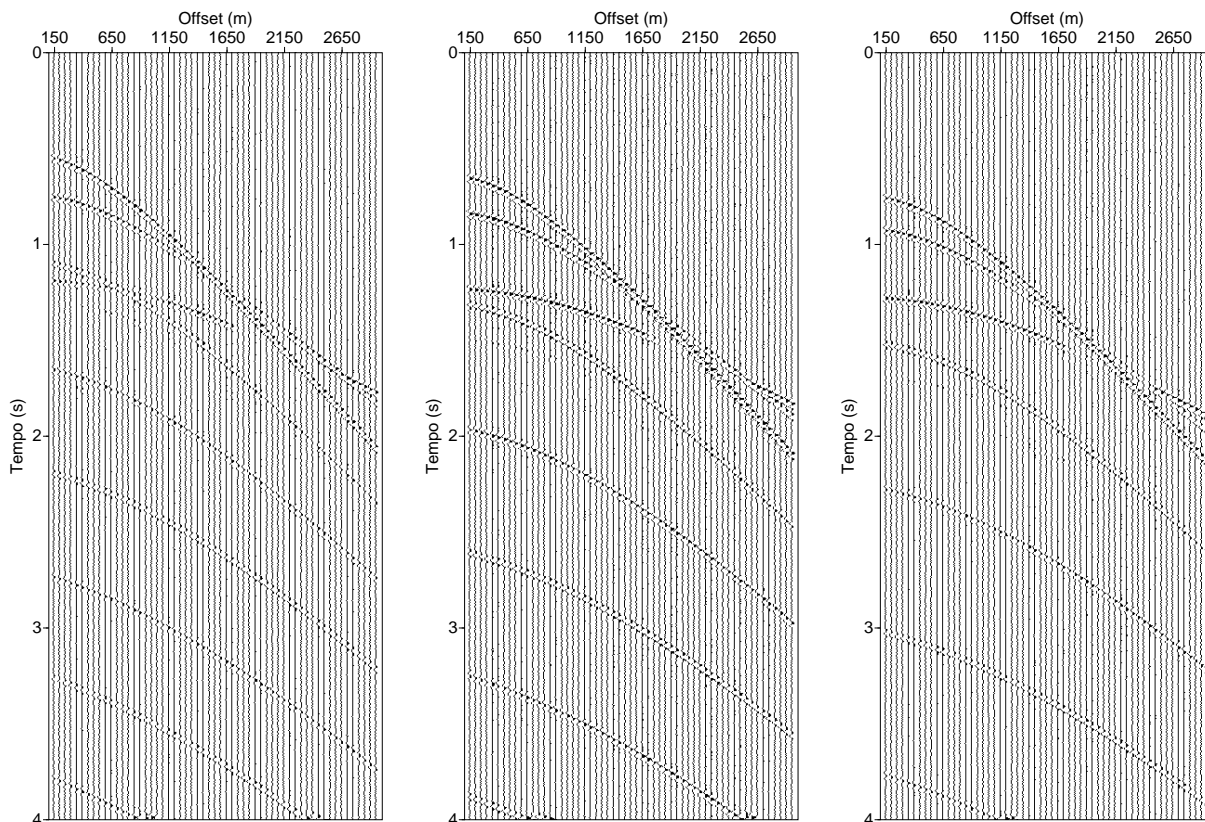


Figura 3.7: Deconvolução DAWL dos tiros do modelo com três interfaces.

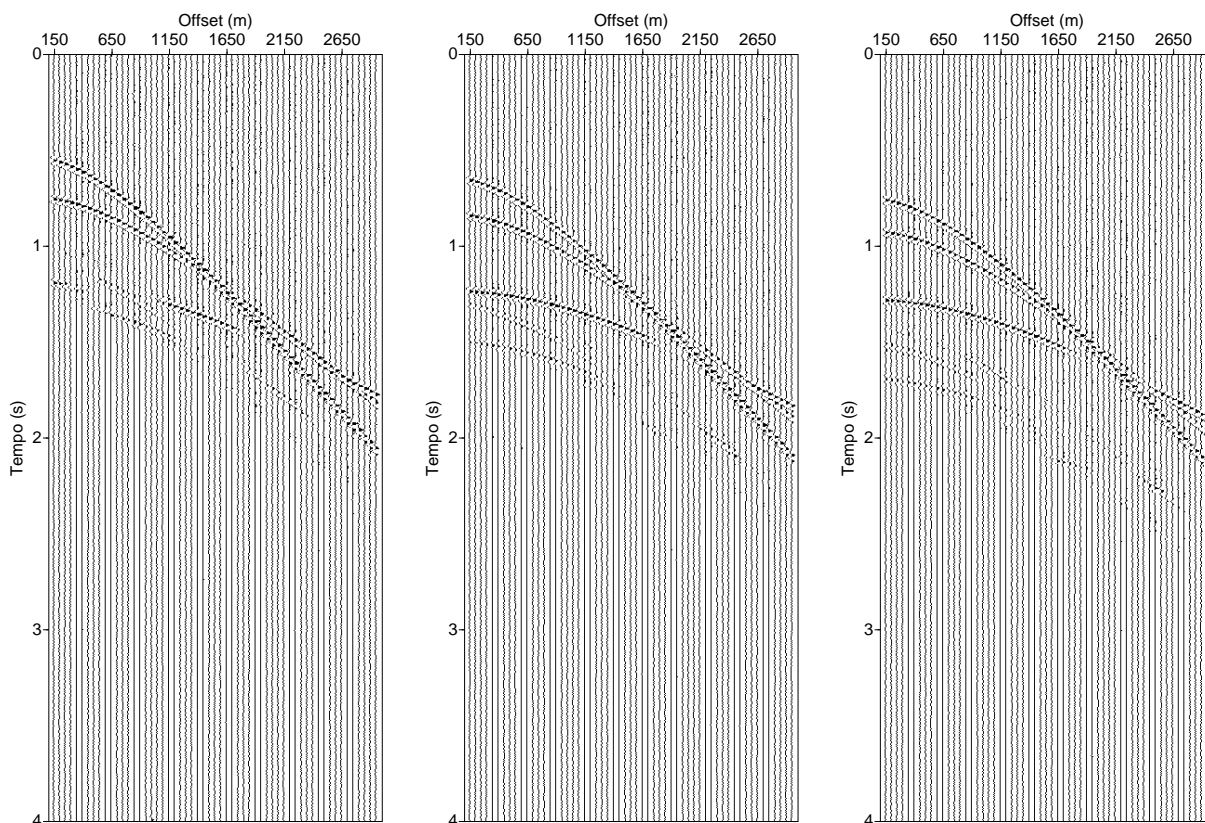


Figura 3.8: Deconvolução DAMM dos tiros do modelo com três interfaces.

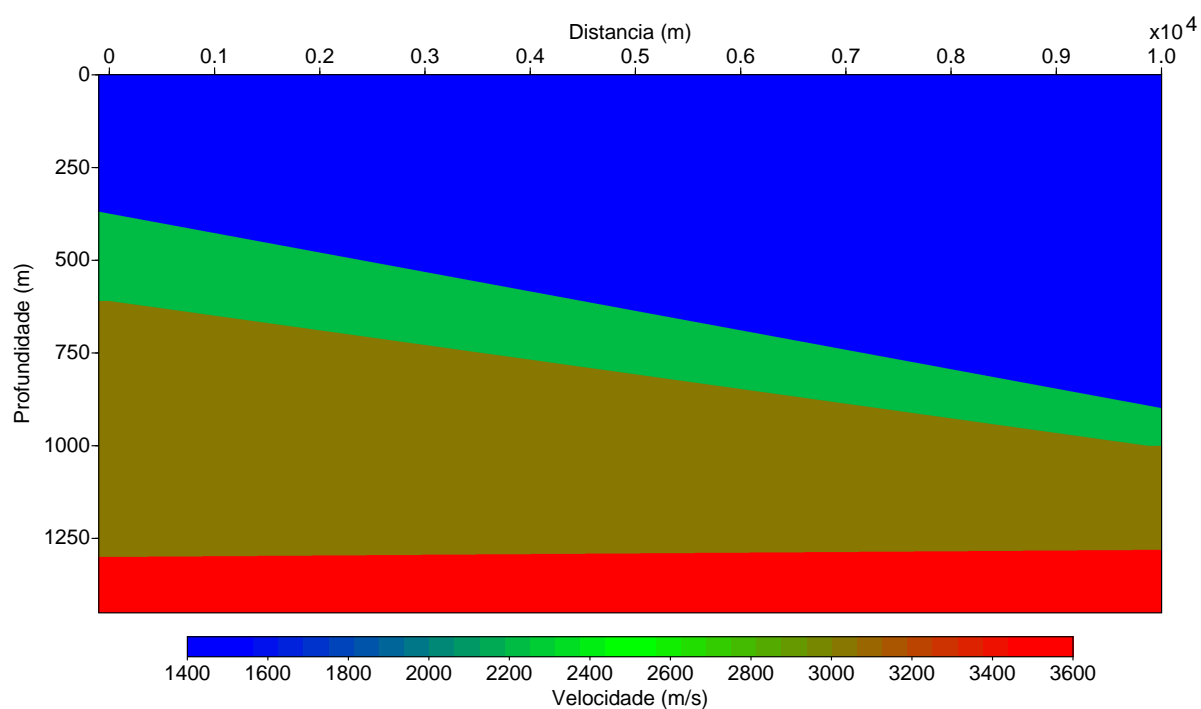


Figura 3.9: Campo de velocidade intervalar em profundidade do modelo geológico utilizado para geração do dado sintético.

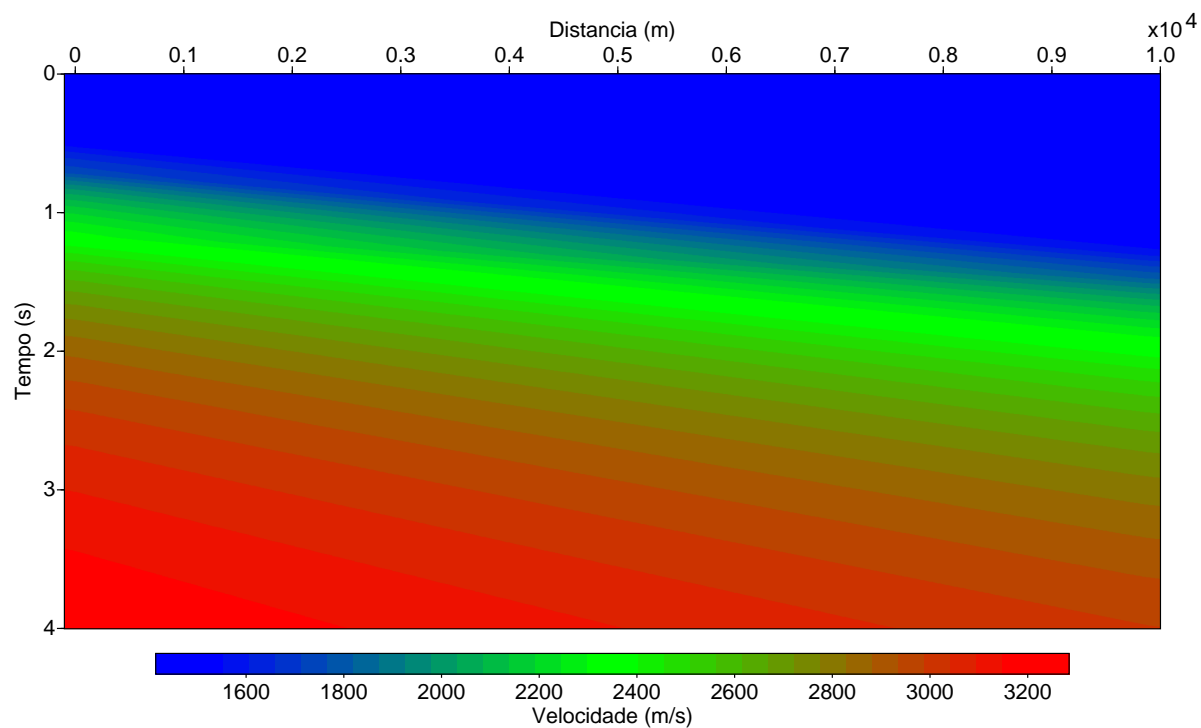


Figura 3.10: Campo de velocidade RMS em tempo do modelo geológico utilizado para geração do dado sintético.

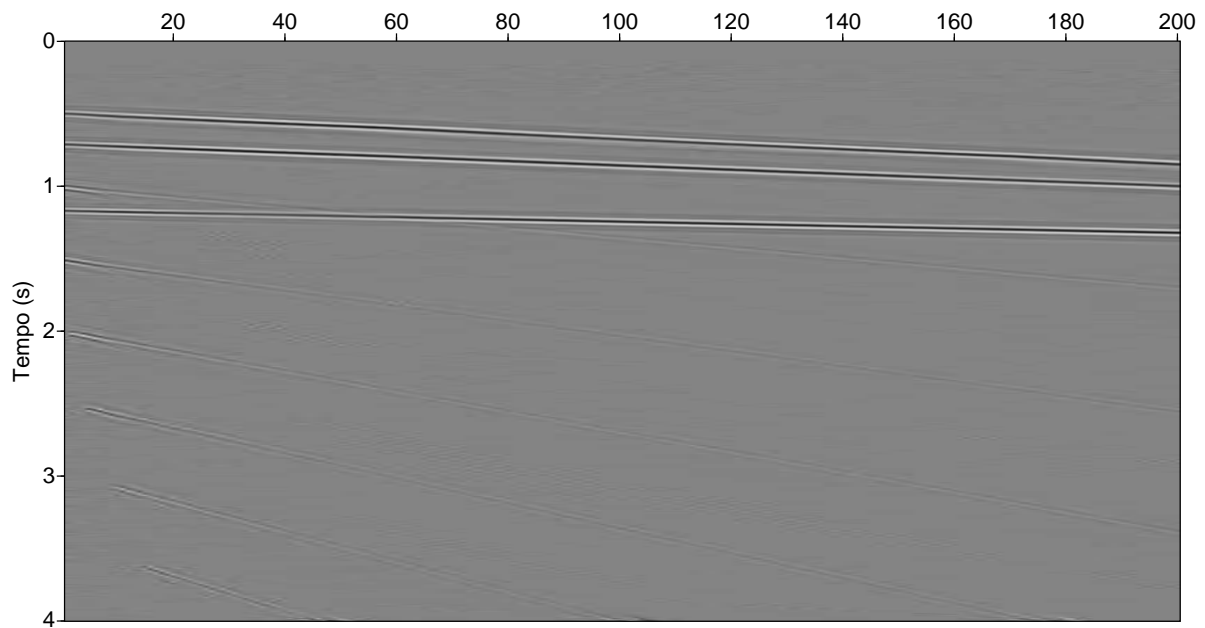


Figura 3.11: Seção empilhada original.

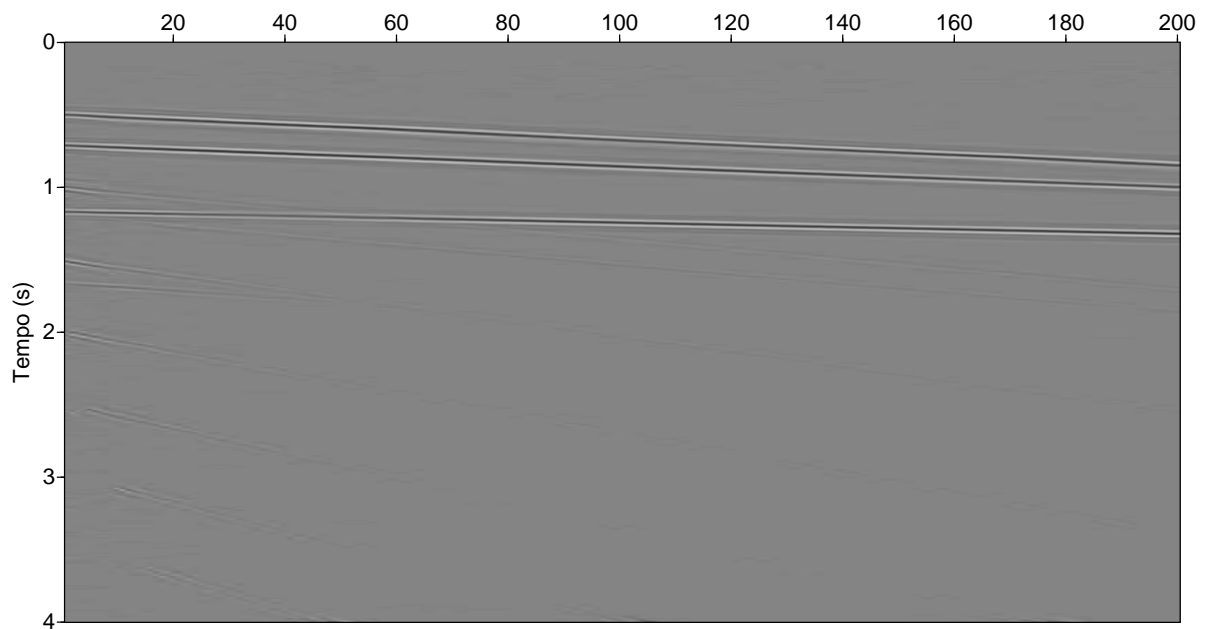


Figura 3.12: Seção empilhada após DAWL.

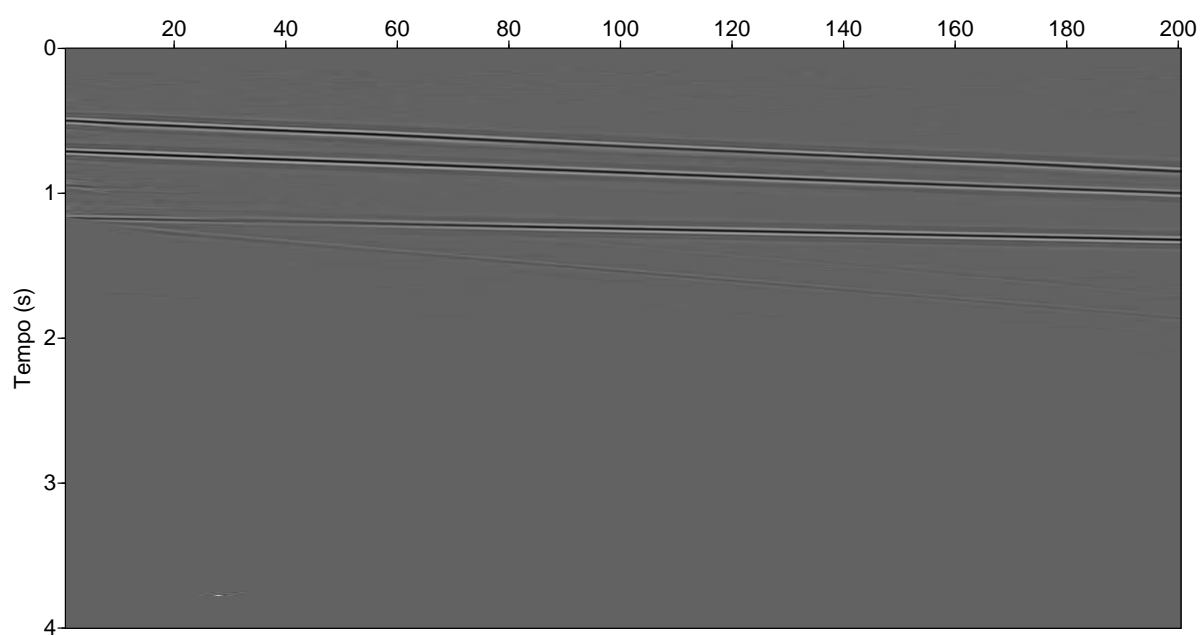


Figura 3.13: Seção empilhada após deconvolução DAMM.

4

Aplicação do método em dado real

Após testada a efetividade do método proposto foi a vez de aplicá-lo em um dado real. O dado escolhido para tal foi o de uma aquisição marinha na Bacia do Jequitinhonha, linha 214-0266. Os parâmetros de aquisição podem ser vistos na tabela 4.1.

Este dado tem desde múltiplas de curto-período, na parte da plataforma continental da aquisição, até múltiplas de longo período, no pé do talude, na parte mais profunda da seção.

Trabalhar com a deconvolução convencional que utiliza valores fixos para o número dos coeficientes do filtro e da distância de predição faria com que a atenuação de todas as múltiplas de uma só vez não ocorresse de uma boa forma. O método aqui proposto mais uma vez apresenta maior robustez e facilidade de aplicação. São necessários apenas os tempos da primária e múltipla e a porcentagem para o número de coeficientes e distância de predição.

No entanto, a leitura de todos os tempos de chegada para todos os traços do registro seria uma tarefa mais árdua, ainda mais nos locais onde a refração chega antes mesmo da primária do fundo oceânico, como é o que ocorre para os afastamentos mais longos na plataforma continental.

Para facilitar o trabalho foram lidos apenas os tempos do fundo oceânico através do empilhamento dos sismogramas brutos com a velocidade de $1500m/s$, velocidade da propagação da onda compressional na água. Com esses valores e com as equações mostradas em 2.1 e 2.2 foram extrapolados todos os valores de entrada necessários para a deconvolução das múltiplas do fundo oceânico.

Esta aproximação baseada na técnica do CMP mostrou-se consistente mesmo na quebra do talude, onde se encontra a maior inclinação do fundo oceânico (Figura 4.1 e Figura 4.2).

DESCRIÇÃO DOS PARÂMETROS	PARÂMETROS UTILIZADOS
Lanço/ <i>Spread</i> (m)	0-150-3125
Intervalo entre receptores (m)	25
Intervalo entre tiros (m)	25
Número de tiros	1577
Número de canais	120
Intervalo de amostragem (ms)	4
Número de amostras	1751
Tempo de registro total (s)	7.00
Afastamento mínimo (m)	150
Afastamento máximo (m)	3125

Tabela 4.1: Parâmetros da aquisição marítima da linha sísmica 214-0266.

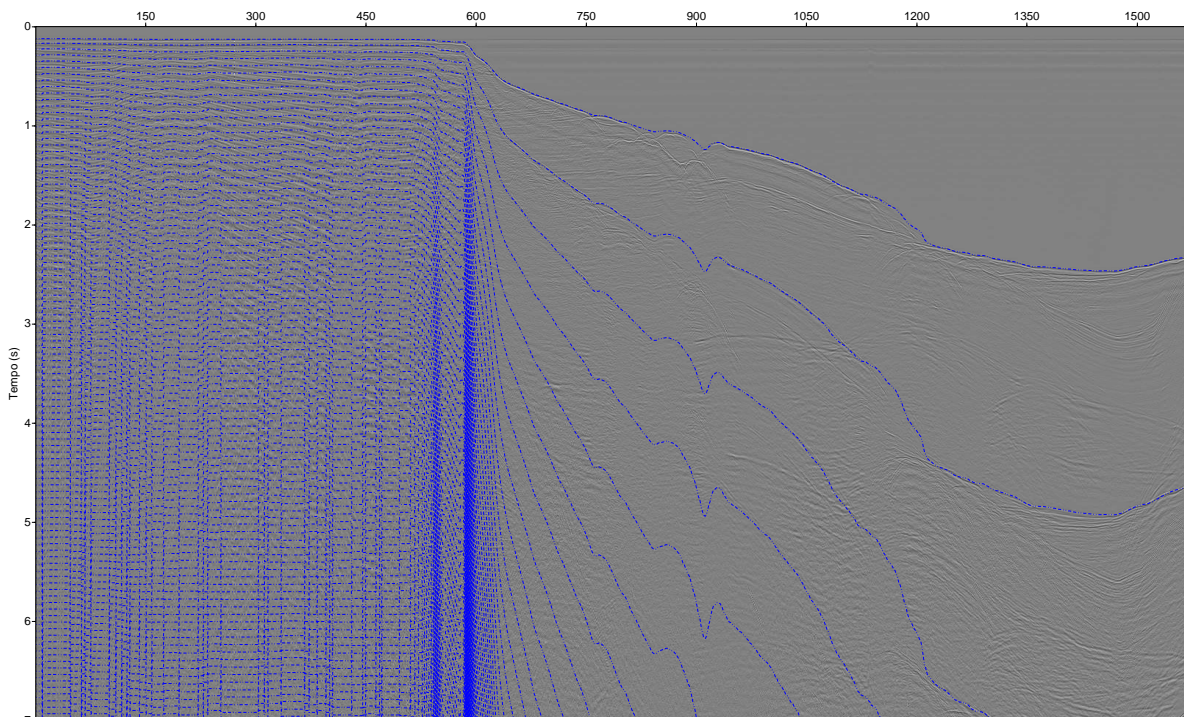


Figura 4.1: Valores extrapolados no afastamento mínimo dos eventos a serem removidos na deconvolução do dado real da Bacia do Jequitinhonha.

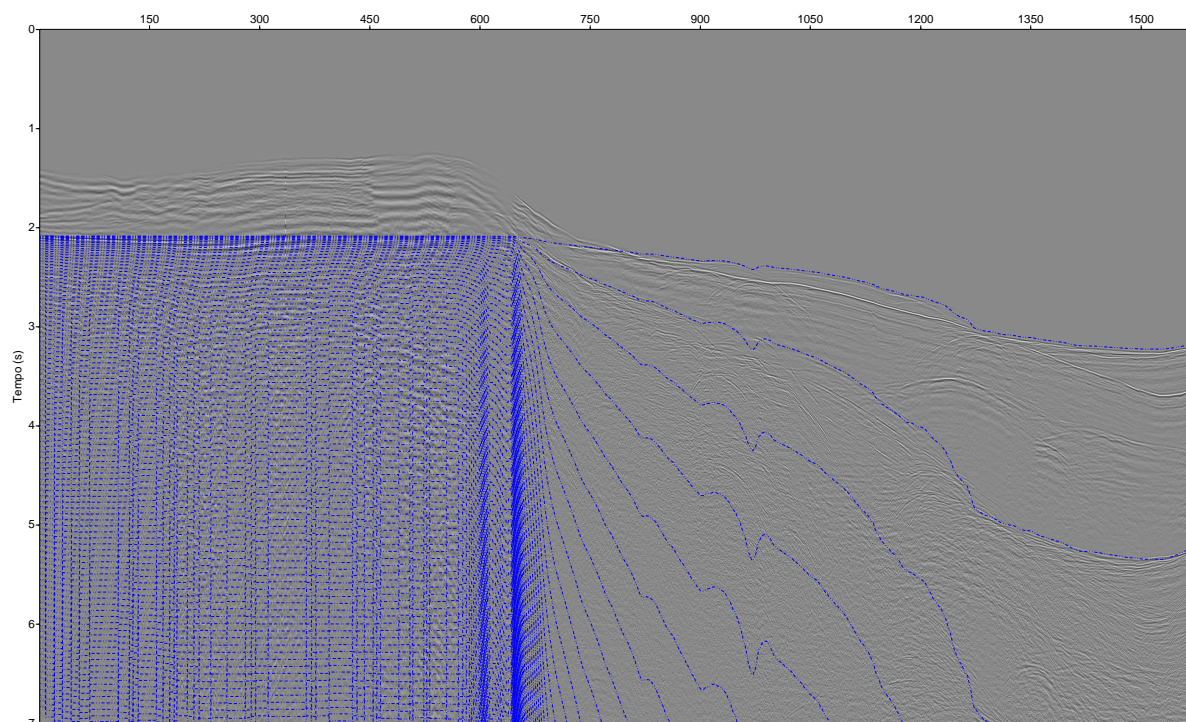


Figura 4.2: Valores extrapolados no afastamento máximo dos eventos a serem removidos na deconvolução do dado real da Bacia do Jequitinhonha.

Após visto o bom resultado na extrapolação, foi a vez de realizar as deconvoluções nos traços dos sismogramas.

Nas figuras a seguir são mostrados os resultados comparando o dado CMP de entrada, a DAWL e a DAMM.

Na Figura 4.3 vê-se um exemplo de CMP na parte rasa, na plataforma. Uma informação da geologia a priori é fundamental para uma análise mais completa. No entanto nota-se bem que a reverberação que contamina todo o registro do dado nos afastamentos curtos é atenuada pela DAWL e muito mais ainda pela DAMM. Uma outra melhora se vê nos maiores afastamentos. O intervalo de chegada das múltiplas nestes é muito pequeno, contaminando bem mais o dado com altas amplitudes. Por volta de 2-4 segundos vê-se bem essa contaminação no dado bruto (Figura 4.3a). Nesta mesma posição a DAWL atua de modo a atenuá-la um pouco enquanto que na DAMM a seção fica muito mais livre desses eventos.

Na parte da quebra do talude o método continua trabalhando bem. Como os resultados obtidos anteriormente, a múltipla que é vista no dado de entrada (Figura 4.4a) é predita e atenuada pelo método da DAWL (Figura 4.4b) e da DAMM (Figura 4.4c), que apresenta o melhor resultado.

Ainda no talude, onde se presencia a maior inclinação do fundo oceânico, a atenuação das múltiplas presentes em 4.5a ocorre de maneira efetiva pelo método da DAWL (Figura

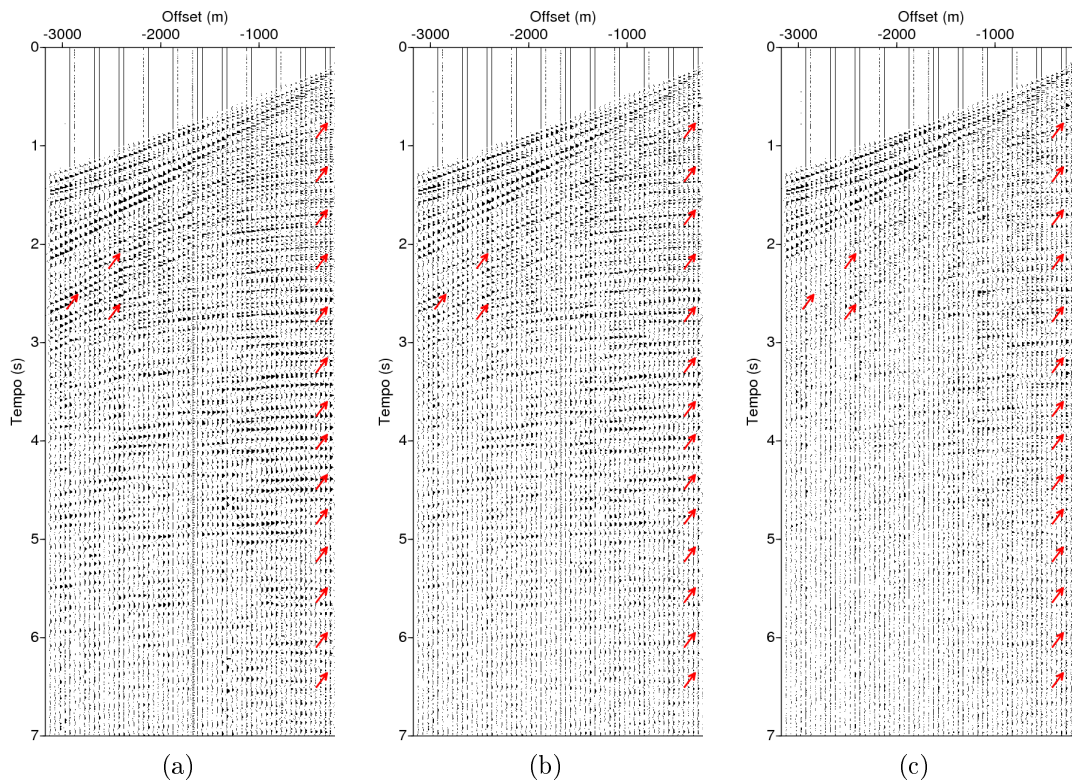


Figura 4.3: Comparação entre o dado de entrada (a) para a DAWL (b) e DAMM (c) na plataforma.

4.5b) e mais ainda na DAMM (Figura 4.5c).

Na região mais profunda da seção, onde as múltiplas aparecem no registro em um tempo mais avançado (múltiplas de longo período), o problema da múltipla provoca maior agravamento às leituras das primeiras chegadas. Os eventos das primárias tendem a apresentar uma amplitude muito menor ainda em comparação com as múltiplas devido à grande atenuação de sua amplitude sofrida pela transformação/perda de energia à medida que maior for a trajetória da onda. Mas se observa que quando o processo de filtragem entra nesta região, tende a distinguir eventos que antes não eram facilmente diferenciados nos sismogramas. O deterioramento da amplitude das múltiplas faz ressaltar a presença destes outros eventos. As Figuras 4.6 e 4.7 estão representando muito bem esta situação.

Todos estes resultados mostraram que o método proposto de extrapolação dos valores das múltiplas que se deseja atenuar pode ser aplicado de forma a obter uma resposta muito satisfatória. Através da aplicação da deconvolução preditiva no traço bruto sem nenhuma correção de MMO, a atualização dos parâmetros da deconvolução proporciona o bom trabalho do filtro na predição e atenuação desses eventos que não se encontram mais periódicos ao longo do traço.

Com os CMPs tendo uma melhor resolução das primárias em detrimento das múltiplas,

espera-se que a seção empilhada apresente, da mesma forma, um melhor imageamento das primárias com a atenuação das múltiplas. E é o que se observa ao olhar as seções empilhadas bruta (Figura 4.8), deconvolvida pela DAWL (Figura 4.9) e pela DAMM (Figura 4.10).

A seção empilhada gerada a partir da DAMM melhorou consideravelmente o imageamento desta linha sísmica. Seu resultado apresentado pode ser considerado bastante promissor. Ele conseguiu suprimir as múltiplas dentro de todos os intervalos da seção: desde as múltiplas de curto período até as de maiores períodos, passando pela complicada área da quebra do talude na questão da atenuação das múltiplas e continuando com uma resposta muito satisfatória.

A critério de curiosidade, foi gerada a partir do mesmo dado a seção com atenuação de múltiplas pelo método do SRME (*surface related multiple elimination* - Figura 4.11). Este método é bastante utilizado pela indústria do petróleo. Ele utiliza os dados sísmicos como um operador para prever a cinemática responsável por todas as múltiplas que tem em sua trajetória ao menos uma reflexão na superfície livre. Ele considera que os dados originais (com múltiplas) são autoconvolvidos no tempo e no espaço, tal qual todas as possibilidades de múltiplas relacionadas à superfície são modeladas. Para tanto, é necessário que em cada ponto da superfície exista uma fonte e um receptor. Após a modelagem dos eventos das múltiplas, sua subtração dos dados originais resulta nos dados com as múltiplas potencialmente atenuadas. Sua aplicação vem se firmando como uma ferramenta viável no processo de eliminação de múltiplas de superfície, mas acaba sendo sensível à falta de afastamentos curtos nos dados geofísicos e a outros problemas relacionados com a aquisição dos dados. Para detalhamento dos princípios físicos, ver Verschuur et al. (1992).

A DAMM apresenta um resultado sensivelmente superior ao SRME. A seção ficou muito mais limpa e livre das múltiplas e suas reverberações que se espalham por todo o dado.

Nas figuras a seguir (Figuras 4.12, 4.13 e 4.14), são mostradas em detalhe diferentes regiões da seção para a comparação do empilhamento bruto com o resultado dos diferentes métodos apresentados para a atenuação das múltiplas além do método de eliminação pelo SRME. As respostas obtidas pelos métodos propostos neste trabalho apresentaram uma boa solução para o imageamento das primárias com a atenuação da reverberação. Entre os resultados apresentados certifica-se que o obtido pela DAMM apresenta uma superioridade frente aos demais. Alguns eventos ficaram mais definidos e as múltiplas em todas as regiões aparecem bastante atenuadas, representando, assim, o melhor resultado.

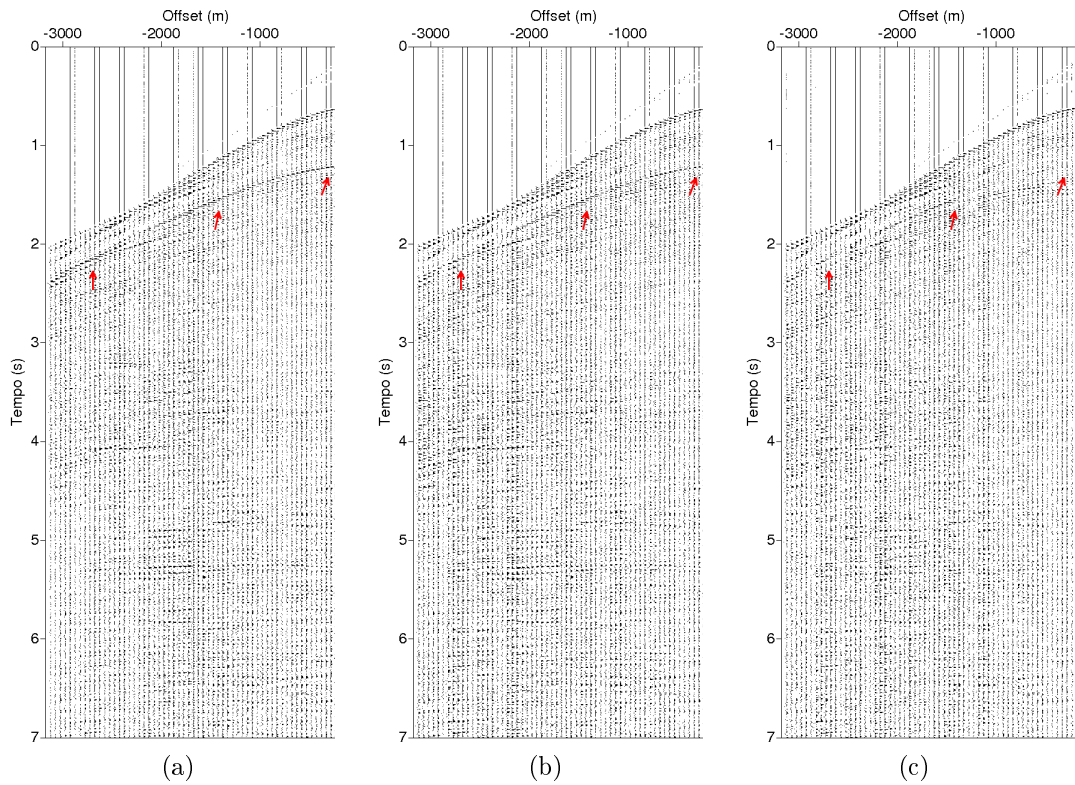


Figura 4.4: Comparação entre o dado de entrada (a) para a DAWL (b) e DAMM (c) na parte da quebra do talude.

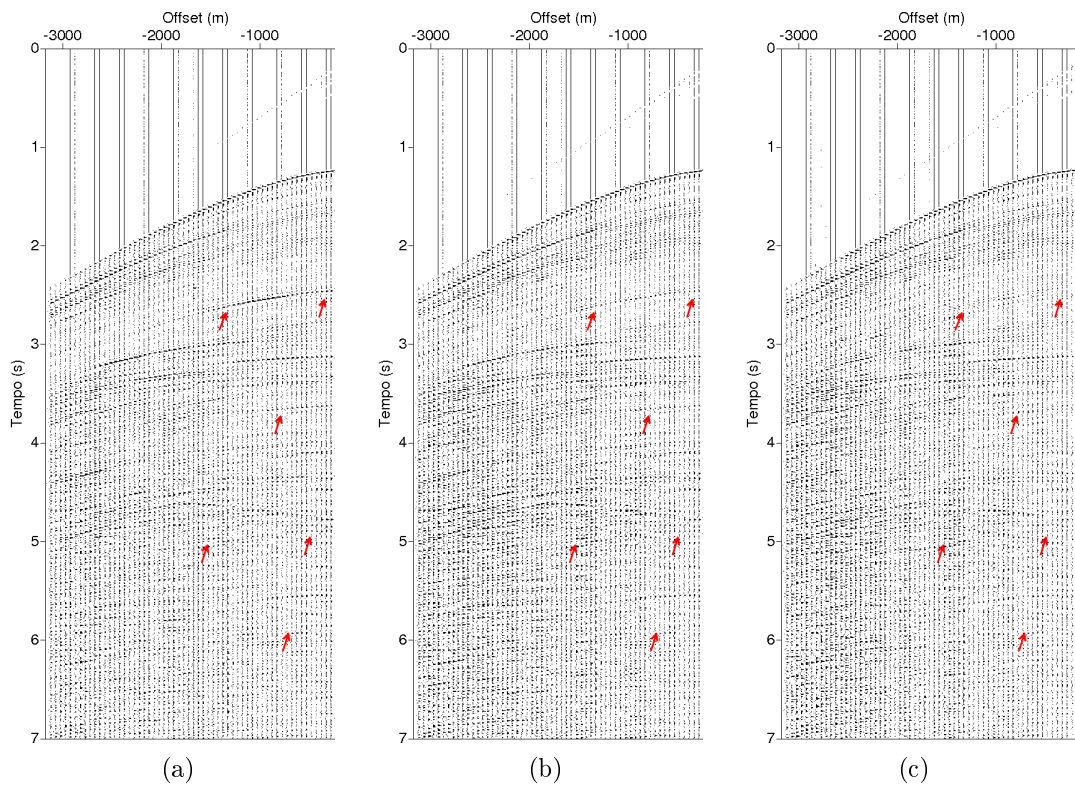


Figura 4.5: Comparação entre o dado de entrada (a) para a DAWL (b) e DAMM (c) na parte do talude.

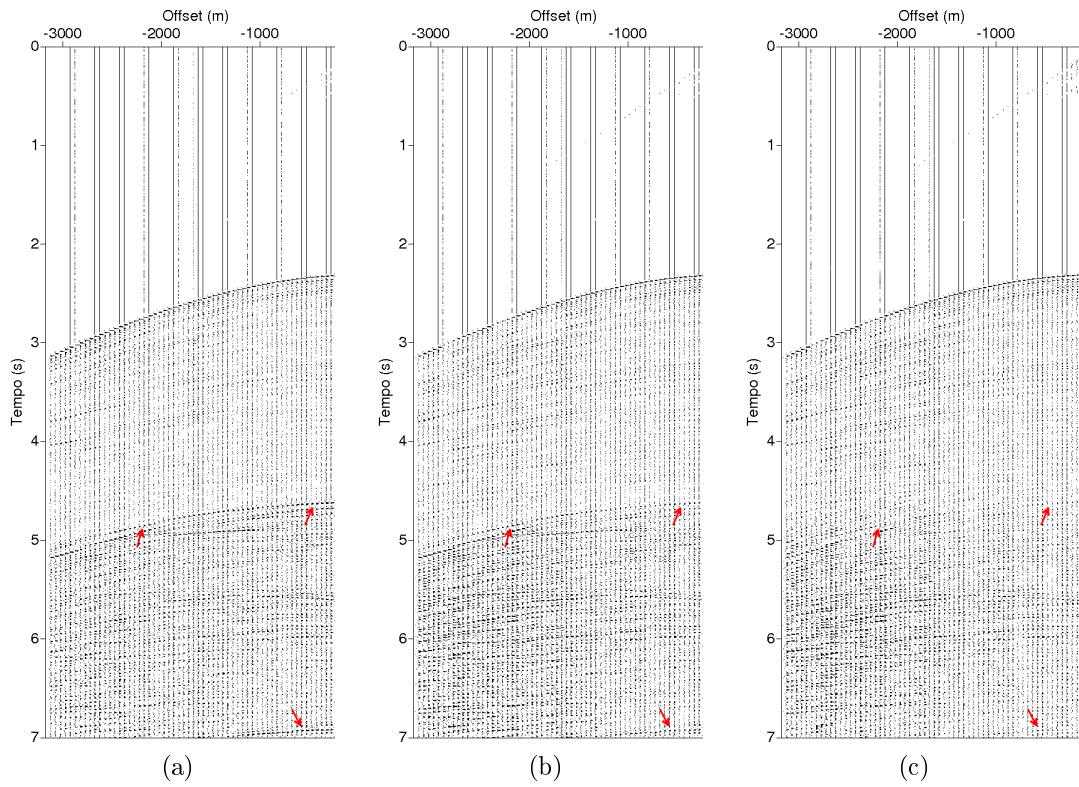


Figura 4.6: Comparação entre o dado de entrada (a) para a DAWL (b) e DAMM (c) no início da parte profunda da seção.

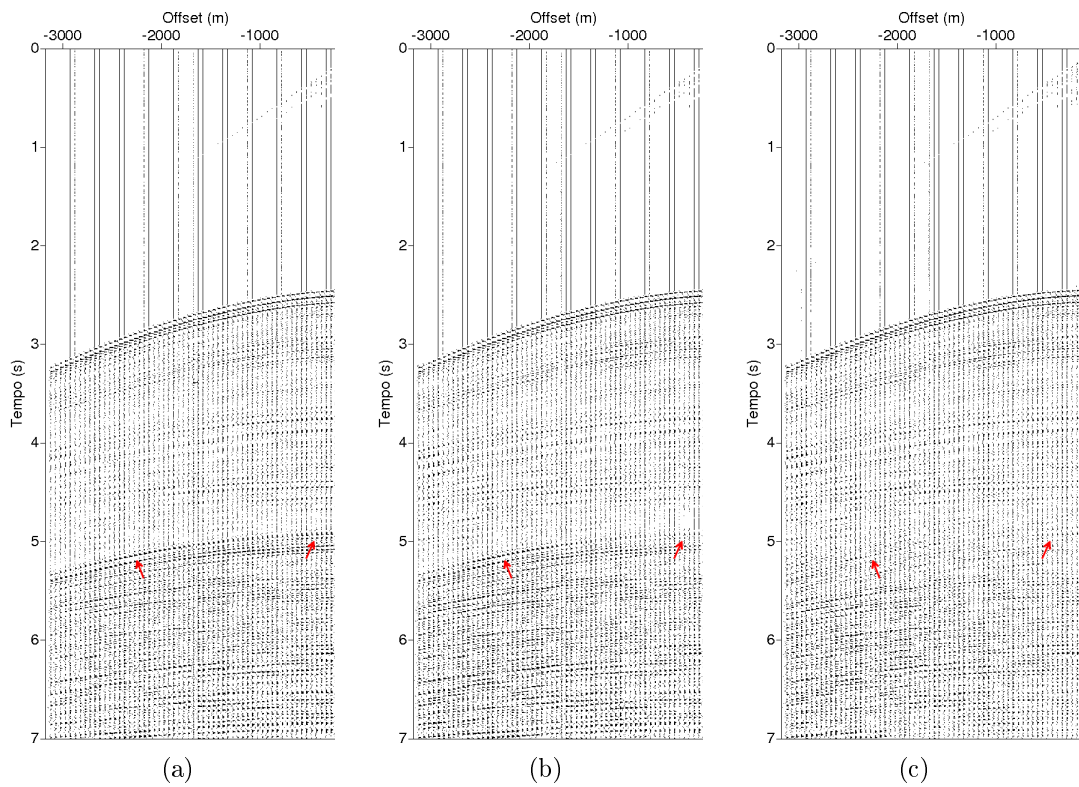


Figura 4.7: Comparação entre o dado de entrada (a) para a DAWL (b) e DAMM (c) na parte profunda da seção.

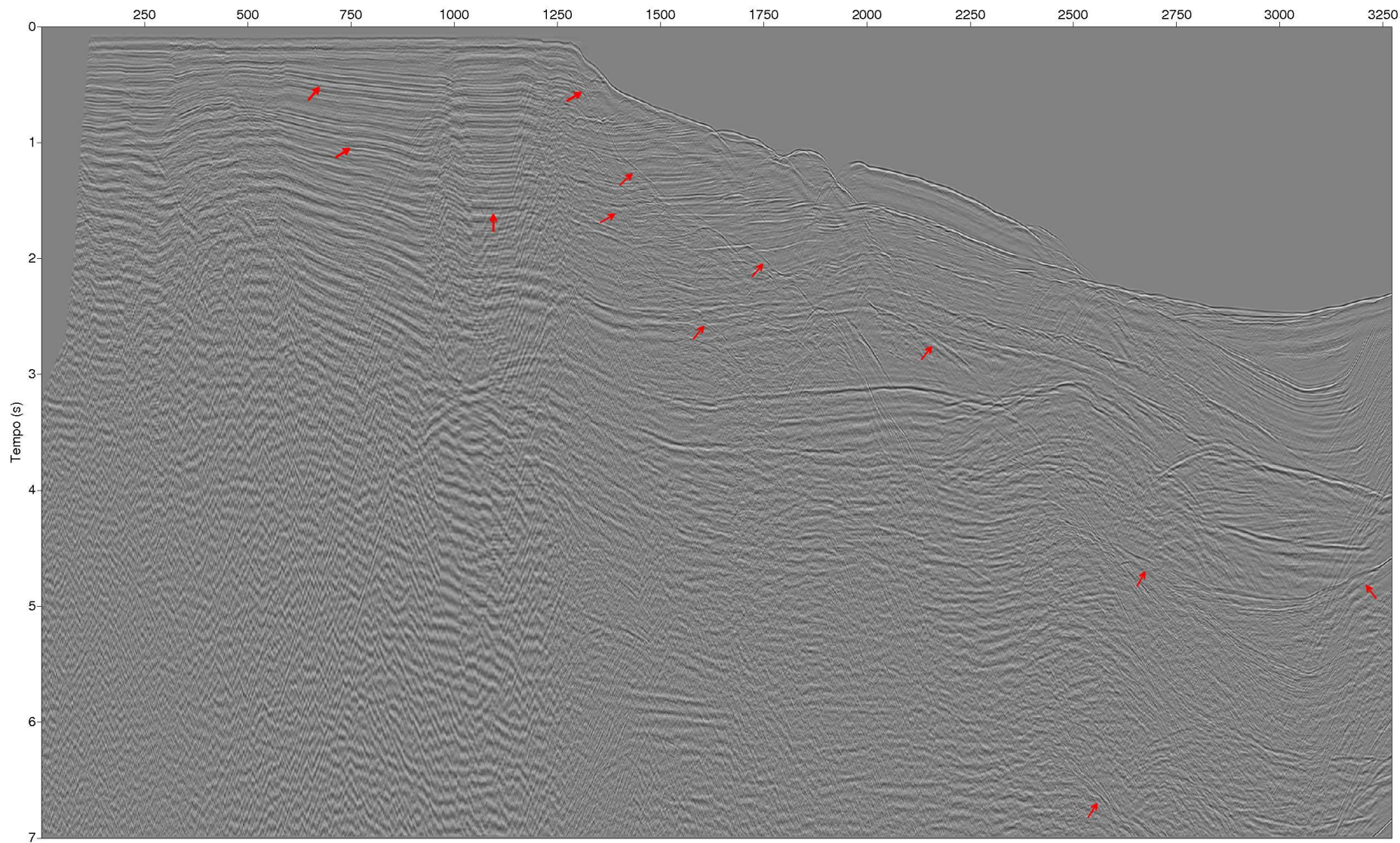


Figura 4.8: Seção empilhada da Bacia do Jequitinhonha.

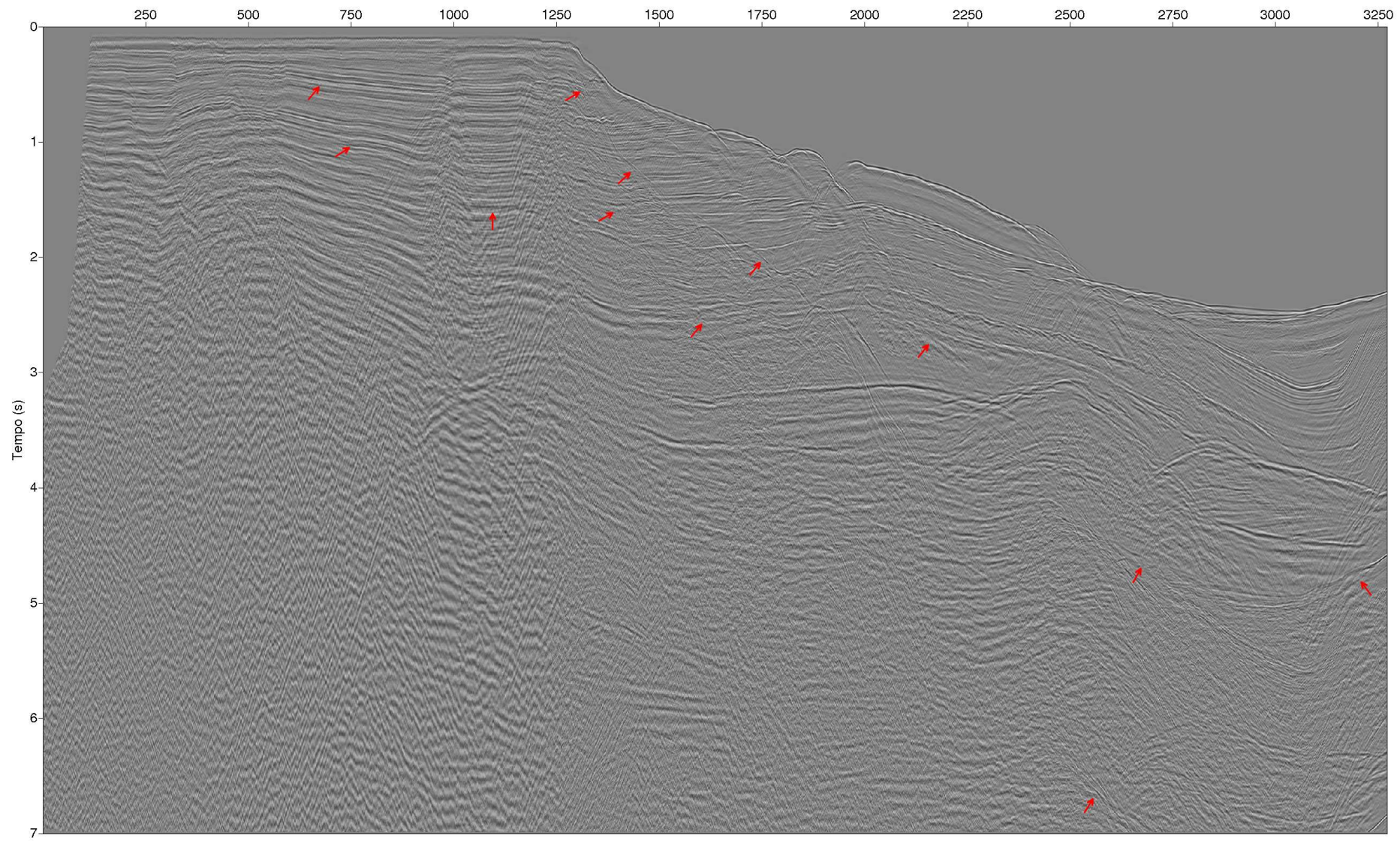


Figura 4.9: Seção empilhada do dado deconvolvido pelo método da DAWL da Bacia do Jequitinhonha.

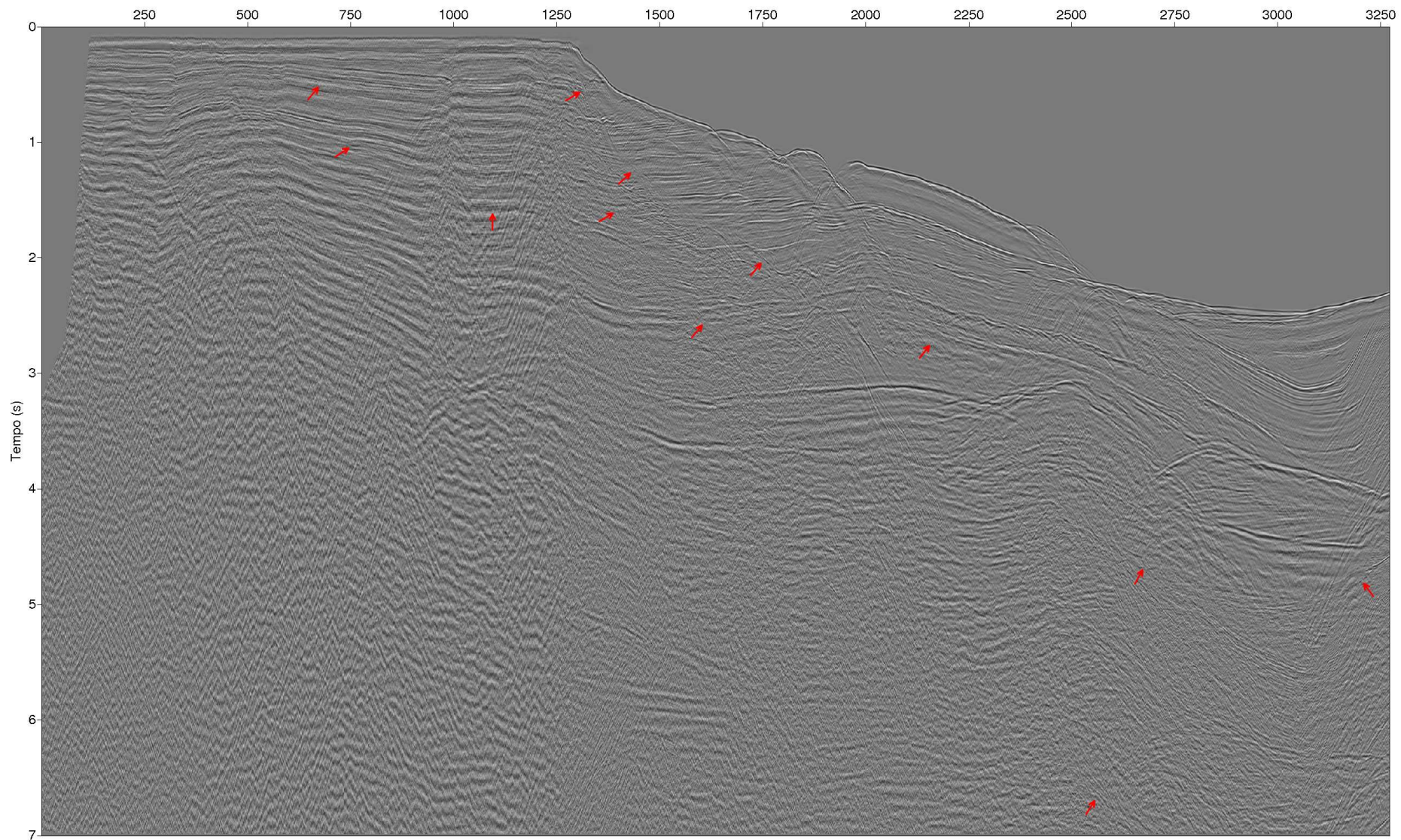


Figura 4.10: Seção empilhada do dado deconvolvido pelo método da DAMM da Bacia do Jequitinhonha.

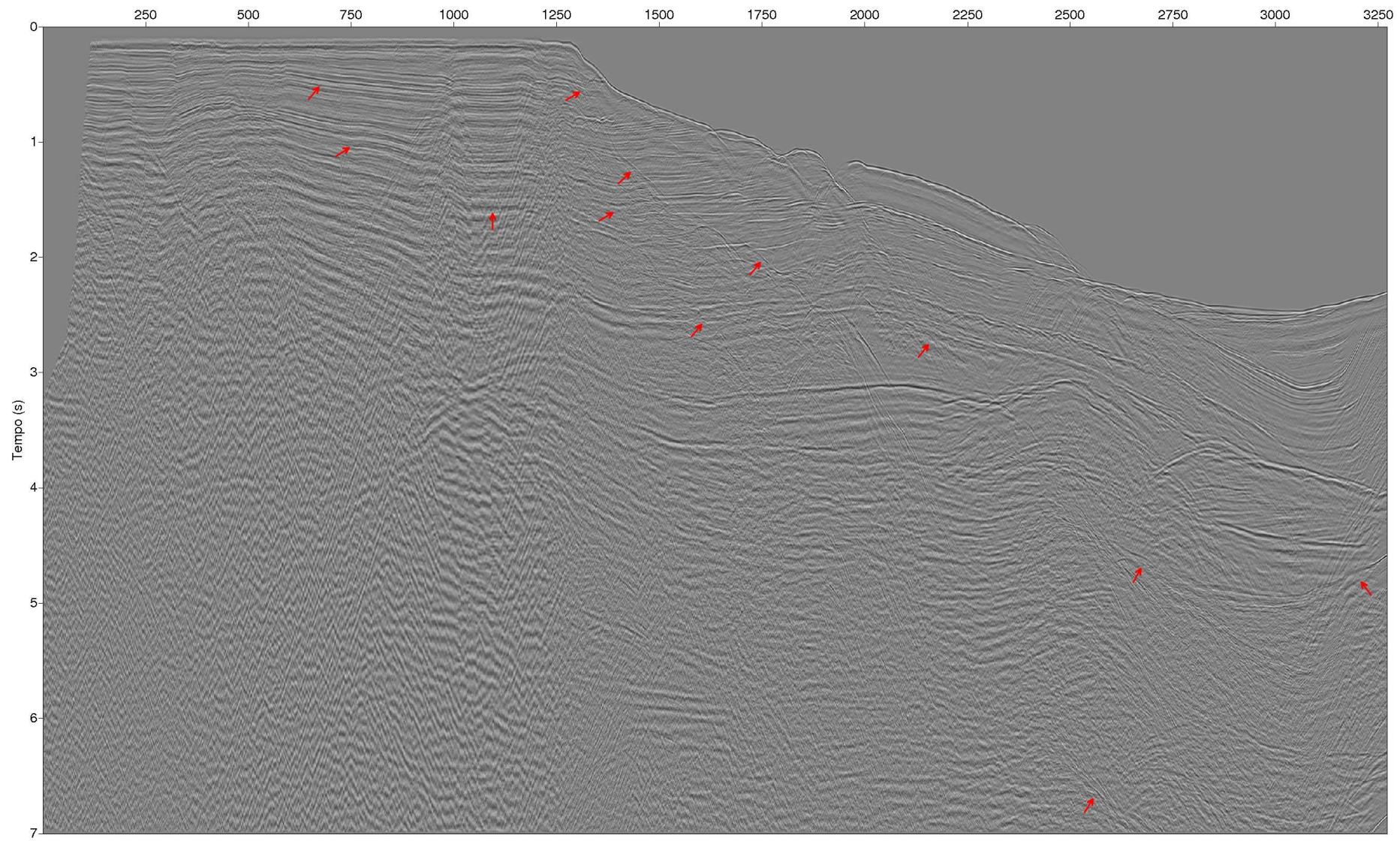


Figura 4.11: Seção empilhada do dado deconvolvido pelo método do SRME da Bacia do Jequitinhonha.

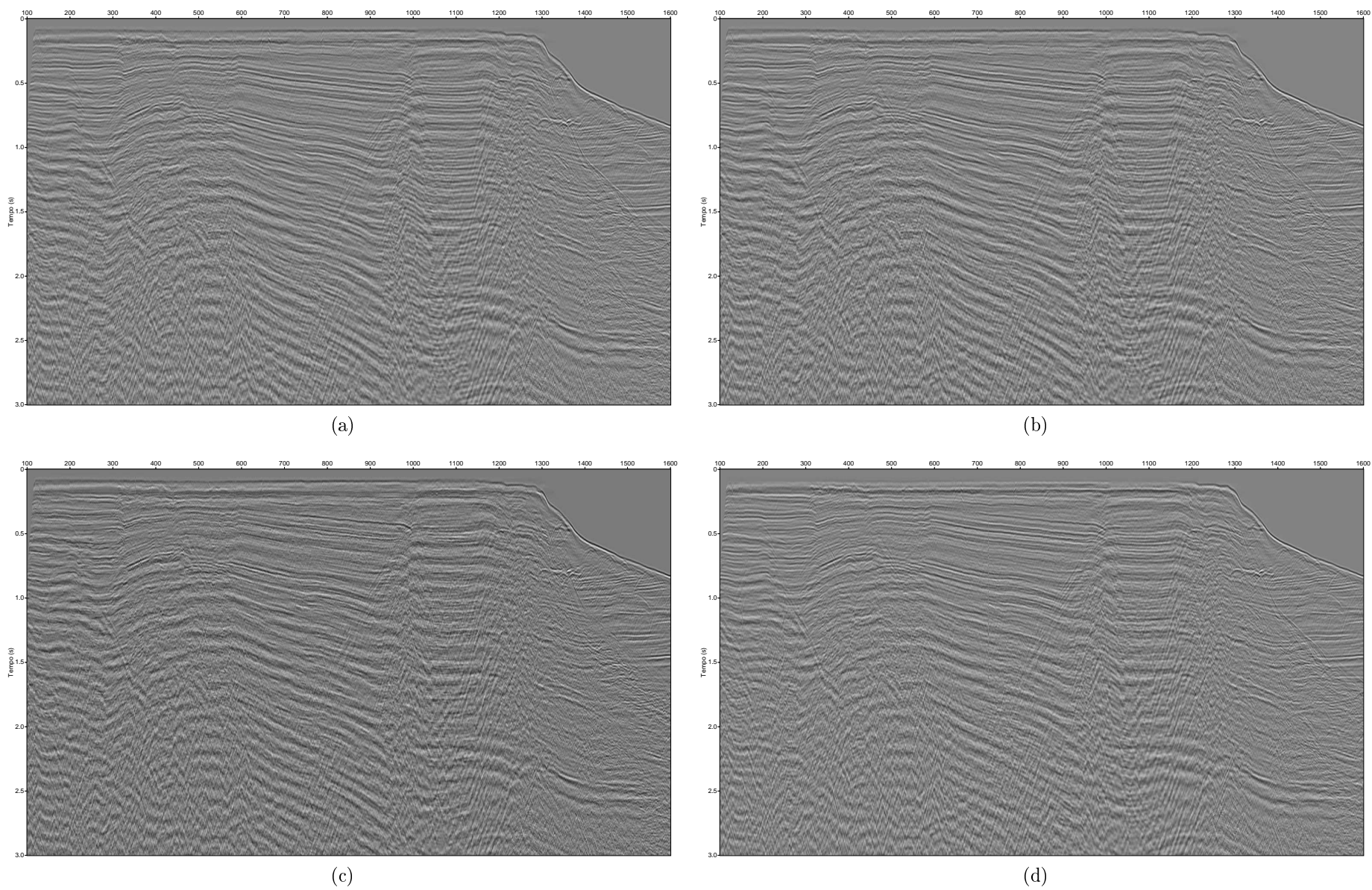


Figura 4.12: Detalhe na região rasa da seção empilhada bruta (a), deconvolvida pela DAWL (b) e DAMM (c), e SRME (d).

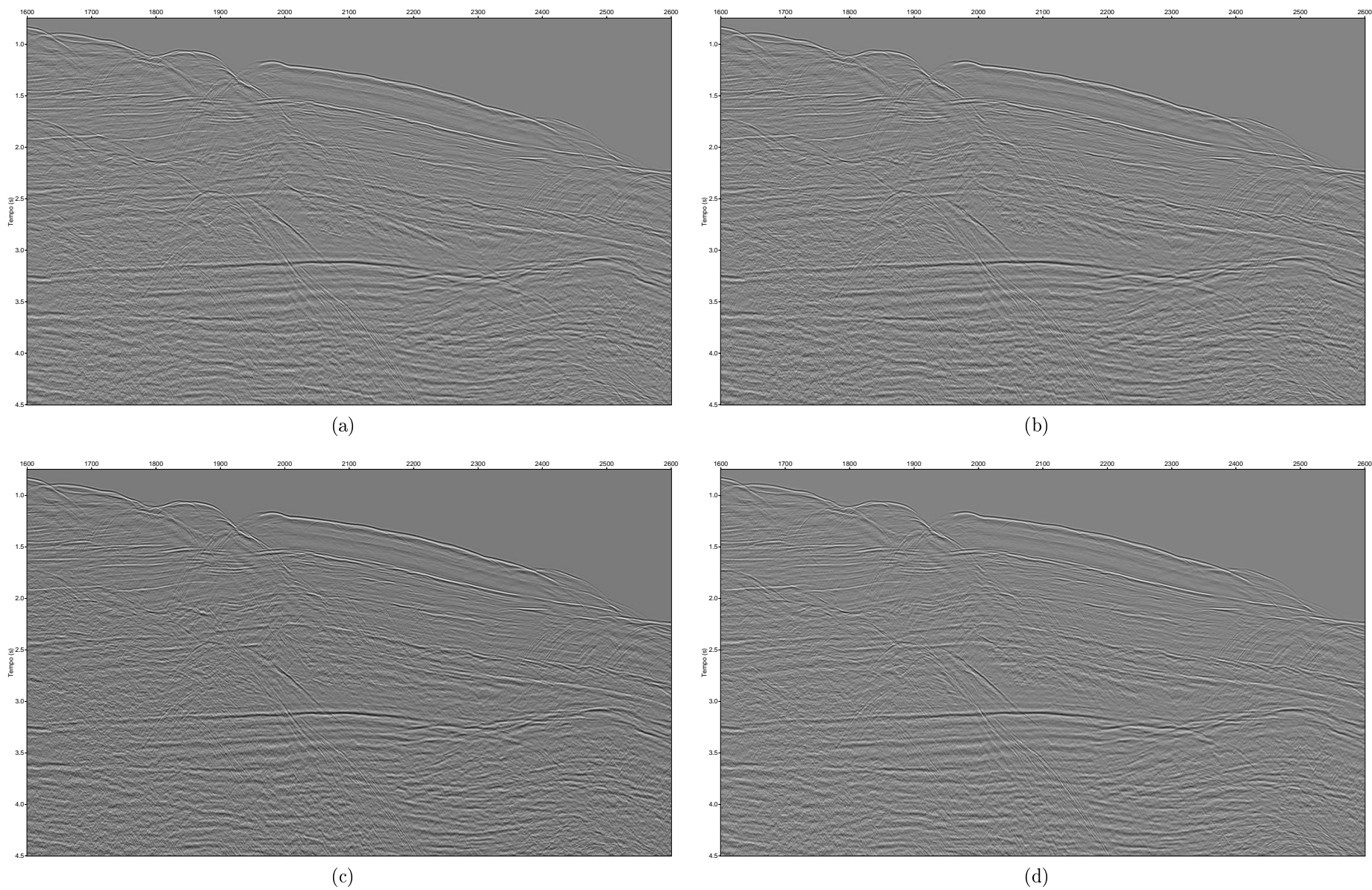


Figura 4.13: Detalhe na região do talude da seção empilhada bruta (a), deconvolvida pela DAWL (b) e DAMM (c), e SRME (d).

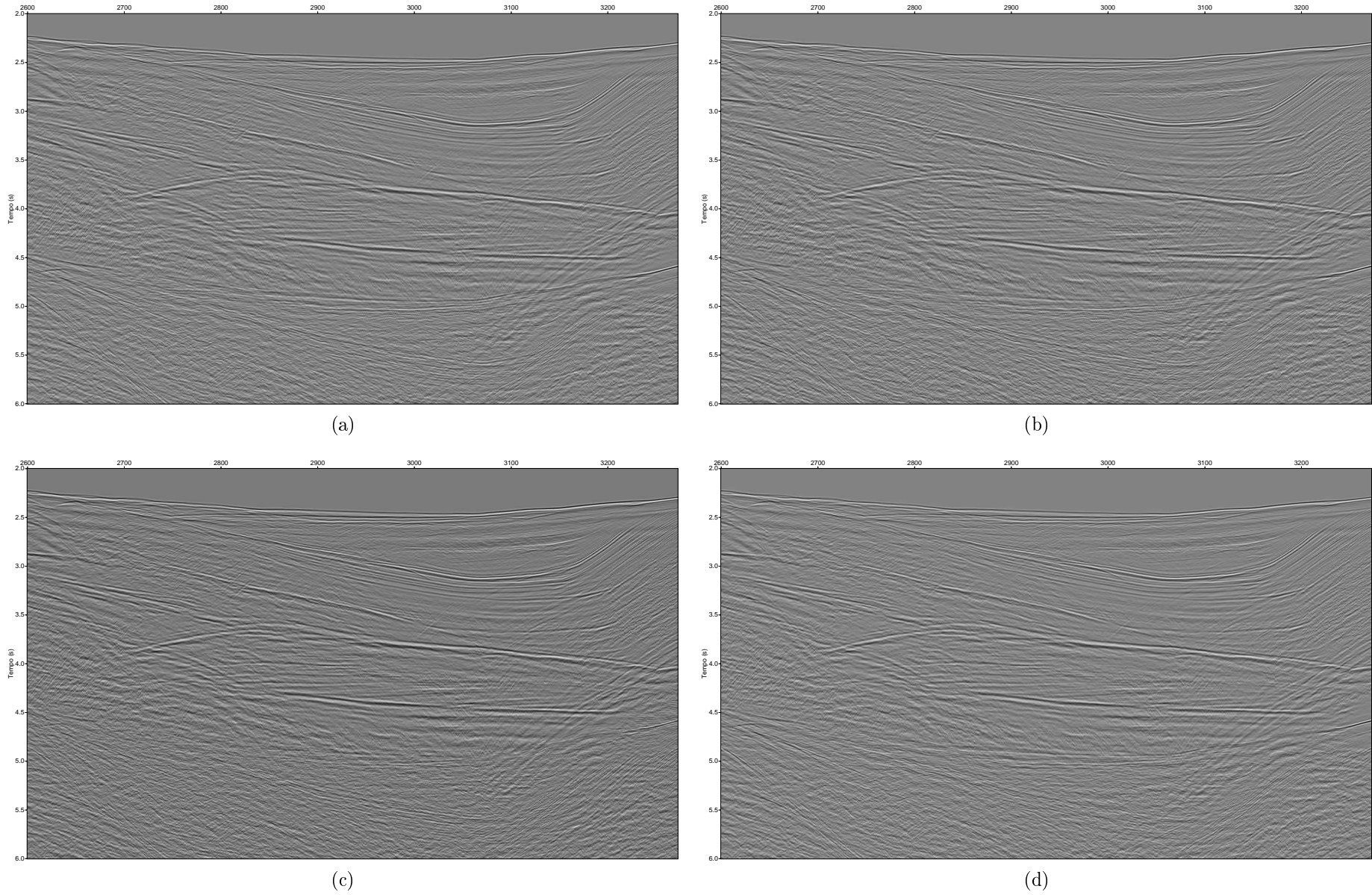


Figura 4.14: Detalhe na região profunda da seção empilhada bruta (a), deconvolvida pela DAWL (b) e DAMM (c), e SRME (d).

5

Conclusões

O emprego do método da deconvolução preditiva utilizando o algoritmo de Morf modificado por Porsani (1986), mostrou-se válido e satisfatório. A ideia dos algoritmos de Morf ($L = 1$) e Morf modificado ($L > 1$), que, diferentemente do algoritmo de Wiener-Levinson, não consideram amostras nulas fora da janela de tempo sob estudo, resultam em filtros preditivos mais eficazes conferindo mais robustez ao método de deconvolução preditiva adaptativa. Isto revelou-se nos resultados obtidos com o método DAMM, visivelmente mais livres das altas energias associadas às reverberações.

A atenuação das reflexões múltiplas obtida com os dados sísmicos sintéticos e dados reais marinhos da Bacia do Jequitinhonha comprovaram a eficácia e superioridade do método de DAMM. Sua comparação com uma seção empilhada através do método SRME, que é bastante utilizado na indústria do petróleo, revelou-a mais livre das múltiplas do fundo do mar. É possível observar entre as duas seções o melhor imageamento obtido com o método DAMM em todas as regiões do levantamento sísmico.

O custo computacional dos dois métodos testados (DAWL e DAMM) é praticamente igual, já que os dois algoritmos utilizam a princípio de Levinson para obtenção dos filtros. Um fator a ser considerado no emprego da DAMM é o tempo de processamento ou o custo computacional. Considerando que os parâmetros mudam ao longo do traço sísmico, faz-se necessário o cálculo de um novo filtro preditivo a cada nova posição da janela do traço que é deslocada amostra-a-amostra, elevando sobremaneira o custo computacional atingindo algumas centenas de vezes o tempo gasto no processamento convencional. No entanto, com a evolução dos processadores e possibilidades de uso da computação de alto desempenho utilizando multiprocessadores, a deconvolução adaptativa na forma proposta pode ter seu

custo computacional bastante reduzido.

A DAMM apresentou resultados que despertam bastante interesse e, embora o estudo utilize apenas filtros monocanais, espera-se que a extensão do método para filtros multicanais alcance resultados ainda mais eficazes. A continuidade desta pesquisa ampliando o método de filtragem adaptativa monocanal de DAMM para o caso multicanal representa a continuidade natural dos estudos aqui apresentados.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por iluminar minha mente e se fazer presente em todos os momentos de minha vida.

Ao meu orientador, José Milton Porsani, pelo apoio e incentivo além das discussões no acompanhamento desta dissertação.

À Rosangela Maciel pela grande ajuda para o começo de todo este trabalho.

Ao amigo Felipe Terra pela ajuda também prestada neste trabalho além de ter cedido gentilmente o dado do SRME.

A todos os professores, colegas e funcionários do CPGG/UFBA que contribuíram direta ou indiretamente para a conclusão deste trabalho.

À PETROBRAS e meu gerente Eduardo Lopes de Faria, pela oportunidade dada para a conclusão deste curso de pós-graduação

Ao gerente Orlando Freitas, que me abrigou no PS durante esta fase de término da dissertação.

Ao pessoal do PS de Salvador que tive o prazer de conhecer nesse período de treinamento, em especial ao Manoel Gontijo e Valdir Rocha pelos comentários, a ajuda dada e ensinamentos passados.

À minha namorada Cau, por todas as barras difíceis enfrentadas, carinho e incentivo, e à sua família por me acolher de braços abertos.

À minha avó Victória e meus irmãos Nina e Chafic, meu pai e minha madrinha por todo o apoio e por toda a preocupação.

Apêndice **A**

O algoritmo de Morf modificado para predição $L > 1$

Este apêndice apresenta o algoritmo de Morf de obtenção do filtro de predição unitária ($L = 1$) modificado por Porsani (1986) para a obtenção do filtro de predição arbitrária ($L > 1$). Estes algoritmos são recursivos e tão rápidos (eficientes) quanto a recursão de Levinson (RL) para obtenção dos filtros de Wiener-Levinson de predição unitária ou filtros modeladores ou de predição L , utilizados na deconvolução preditiva.

A.1 Aplicação do princípio de Levinson

A aplicação do princípio de Levinson para o desenvolvimento de algoritmos recursivos, requer que a cada estágio $j + 1$ do processo tenham-se as soluções relacionadas aos subsistemas de ordem j .

Seja $(b_j^T \ b_{j,0}) = (b_{j,j}, \dots, b_{j,0})^T$ o OEP e $(1 \ \mathbf{h}_j^T)$ o OEM relacionado aos subsistemas abaixo:

$$\mathbf{C}'_{h,j} \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}'_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{E}'_{h,j} \\ 0_j \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C}_{b,j} \begin{bmatrix} \mathbf{b}_j \\ b_{j,0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0_j \\ E_{b,j} \end{bmatrix}$$

onde

$E'_{h,j}$ e $E_{b,j}$ representam os valores do somatório do quadrado dos erros minimizados associados ao OEM e ao OEP reverso não normalizado.

Na RL para obtenção dos filtros Wiener, o primeiro coeficiente do OEP reverso é mantido fixo e igual a 1, isto é, $b_{j,0} = 1$, $j = 1, \dots, n$. Entretanto, em algoritmos tipo-Levinson

(Porsani e Ulrych, 1991) um menor número de operações aritméticas é necessário se $b_{j,0}$ for deixado livre durante a recursão.

Assumindo conhecidos $(1 \ \mathbf{h}'_j{}^T)$ e $(\mathbf{b}_j^T \ b_{j,0})$ e utilizando o princípio de Levinson para construção da solução ao estágio $j+1$ como combinação linear das soluções dos subsistemas do estágio j , pode-se escrever o seguinte relacionamento:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}'_{j+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}'_j \\ 0 \end{bmatrix} + \sigma_{j+1} \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{b}_j \\ b_{j,0} \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

Usando a relação A.1 na forma quadrática, $Q(\mathbf{h}'_{j+1})$ e minimizando com respeito aos parâmetros σ_{j+1} , obtém-se para 1.7, a forma simplificada (2×2):

$$\begin{bmatrix} E'_{h,j} & \tilde{\Delta}_{b,j} \\ \Delta'_{h,j} & E_{b,j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \sigma_{j+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{h,j+1} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

onde

$\Delta'_{h,j}$ e $\tilde{\Delta}_{b,j}$ são obtidos como resultado do produto de $(1 \ \mathbf{h}'_j{}^T \ 0)$ e $(0 \ \mathbf{b}_j^T \ b_{j,0})$ pela última e pela primeira linha da matriz $\mathbf{C}_{h,j+1}$, respectivamente,

$$\Delta'_{h,j} = [{}^{j+1}c_{xy,j} \ \mathbf{c}_{b,j}^T] \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}'_j \end{bmatrix}, \quad \tilde{\Delta}_{b,j} = \mathbf{c}_{xy,j+1}^T \begin{bmatrix} \mathbf{b}_j \\ b_{j,0} \end{bmatrix}$$

O coeficiente σ_{j+1} , que é necessário em A.1, e o erro mínimo $E_{h,j+1}$ são prontamente obtidos a partir de A.2. Como consequência da simetria da matriz $\mathbf{C}_{h,j+1}$ consegue-se demonstrar que $\tilde{\Delta}_{b,j} = b_{j,0}\Delta'_{h,j}$.

Adicionalmente, $E_{h,j}$ pode ser computado recursivamente e, conseqüentemente, a performance do operador de modelamento é obtida pela expressão $E_{h+1,j}/E_{h_0}$ (Porsani e Vetter, 1984).

O OEP reverso não-normalizado $(\mathbf{b}_j \ b_{j,0})$, pode ser computado a partir do algoritmo de Morf et al. (1977).

A.2 Atualização do operadores preditivos

Assumindo que a cada estágio j são conhecidos o OEM $(1 \ \mathbf{h}'_j{}^T)$ e o vetor auxiliar do algoritmo de Morf-Porsani, $(\mathbf{d}_{j-1}^T \ d_{j-1,0}) = (d_{j-1,j-1}, \dots, d_{j-1,0})^T$, tal que:

$$\mathbf{C}_{h,j} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}_j \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{d}_{j-1} \\ d_{j-1,0} \end{bmatrix} \right) = \left(\begin{bmatrix} E_{h,j} \\ \mathbf{0}_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta_{d,j-1} \\ \mathbf{x}_{0,j-1} \end{bmatrix} \right) \quad (\text{A.3})$$

O seguinte relacionamento pode ser estabelecido para obtenção do OEM atualizado (\mathbf{h}'_j):

$$\begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}'_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}_j \end{bmatrix} + \rho_j \begin{bmatrix} \mathbf{d}_{j-1} \\ d_{j-1,0} \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

Pré-multiplicando A.4 por $\mathbf{C}'_{h,j}$ e considerando as equações A.3 e 1.8, resulta

$$\mathbf{C}'_{h,j} \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}'_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{h,j} - \rho_j u_j \\ \mathbf{0}_j \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} y_{j-1} \\ \mathbf{x}_{0,j-1} \end{bmatrix} [u_j - \rho_j (1 - f_{j-1})]$$

onde

$$\begin{pmatrix} u_j & f_{j-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_{j-1} & \mathbf{X}_{0,j-1}^T \end{pmatrix} \left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{d}_{j-1} \\ d_{j-1,0} \end{bmatrix} \right\}$$

A pré e pós-multiplicação de $\mathbf{C}_{h,j}$ por $\begin{pmatrix} 1 & \mathbf{h}_j^T \end{pmatrix}$ e $\begin{pmatrix} 0 & \mathbf{d}_{j-1}^T & d_{j-1,0} \end{pmatrix}$, e levando em consideração a simetria da matriz $\mathbf{C}_{h,j}$, pode-se verificar que $\Delta_{d,j-1} = y_{j-1} - u_j$.

Também verifica-se que:

$$\rho_j = \frac{u_j}{1 - f_{j-1}} \quad (\text{A.5})$$

obtendo

$$\mathbf{C}'_{h,j} \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{h}'_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E'_{h,j} \\ \mathbf{0}_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{h,j} - \rho_j u_j \\ \mathbf{0}_j \end{bmatrix}$$

Desta forma tem-se que, usando A.5 em A.4 obtém-se \mathbf{h}'_j , que é utilizado em A.1 para calcular o filtro de Morf modificado para predição L , \mathbf{h}_{j+1} .

A.3 Algoritmo

O passos do algoritmo tipo-Levinson para obtenção do filtro de predição L em dados ajanelados está apresentado a seguir.

Início:

$$\left\{ \mathbf{C}_{h,1} - \begin{bmatrix} y_0 \\ x_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_0 & x_0 \end{bmatrix} \right\} \begin{bmatrix} 1 \\ h'_{1,1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E'_{h,1} \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_{b,1} \begin{bmatrix} 1 & b_{1,0} & c_{1,0} & d_{1,1} \\ a_{1,1} & 1 & c_{1,1} & d_{1,0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{a,1} & 0 & x_{m-1} & x_1 \\ 0 & E_{b,1} & x_{m-2} & x_0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} e_1 & f_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & x_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & d_{1,1} \\ a_{1,1} & d_{1,0} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} r_1 & g_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{m-1} & x_{m-2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{1,1} & c_{1,0} \\ 1 & c_{1,1} \end{bmatrix}$$

Para $j = 1, \dots, n-1$

$${}^{j+1}c_{xy,j+1} = \sum_{t=j}^{m-1} y_t x_{t-j}, \quad \Delta'_{h,j} = {}^{j+1}c_{xy,j+1} + \mathbf{c}_{b,j}^T \mathbf{h}'_j$$

$$\sigma_{j+1} = -\frac{\Delta'_{h,j}}{E_{b,j}}, \quad E_{h,j+1} = E'_{h,j} + \sigma_{j+1} b_{j,0} \Delta'_{h,j}$$

$$\mathbf{h}_{j+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_j \\ 0 \end{bmatrix} + \sigma_{j+1} \begin{bmatrix} \mathbf{b}_j \\ b_{j,0} \end{bmatrix}$$

se $j = n-1$, termina

$$s_j = \mathbf{x}_{m,j}^T \begin{bmatrix} \mathbf{d}_j \\ d_{j,0} \end{bmatrix}, \quad z_j = \mathbf{x}_{0,j}^T \begin{bmatrix} c_{j,0} \\ \mathbf{c}_j \end{bmatrix}$$

$$\alpha'_j = \frac{e_j}{1-f_j}, \quad \beta'_j = \frac{r_j}{1-g_j}, \quad \lambda'_j = \frac{s_j}{1-g_j}, \quad \vartheta'_j = \frac{z_j}{1-f_j}$$

$$\begin{bmatrix} a'_{j,0} \\ \mathbf{a}'_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{j,0} \\ \mathbf{a}_j \end{bmatrix} + \alpha'_j \begin{bmatrix} \mathbf{d}_j \\ d_{j,0} \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} \mathbf{b}'_j \\ b'_{j,0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_j \\ b_{j,0} \end{bmatrix} + \beta'_j \begin{bmatrix} c_{j,0} \\ \mathbf{c}_j \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{c}'_{b,j}{}^T = \mathbf{c}_{b,j}^T - x_{m-j-1} \mathbf{x}_{m,j-1}^T, \quad \mathbf{c}_{b,j+1}^T = \left(\sum_{t=j+1}^{m-1} x_{t-j-1} x_t, \quad \mathbf{c}'_{b,j}{}^T \right)$$

$$\Delta'_{a,j} = \mathbf{c}_{b,j+1}^T \begin{bmatrix} a'_{j,0} \\ \mathbf{a}'_j \end{bmatrix}, \quad \Delta'_{b,j} = \frac{b_{j,0}}{a_{j,0}} \Delta'_{a,j}$$

$$\alpha_{j+1} = -\frac{\Delta'_{a,j}}{E_{b,j}}, \quad \beta_{j+1} = -\frac{\Delta'_{b,j}}{E_{a,j}}$$

$$E_{a,j+1} = E_{a,j} + \alpha_{j+1} \Delta'_{b,j}, \quad E_{b,j+1} = E_{b,j} + \beta_{j+1} \Delta'_{a,j}$$

$$\begin{bmatrix} a_{j+1,0} & \mathbf{b}_{j+1} \\ \mathbf{a}_{j+1} & b_{j+1,0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a'_{j,0} & 0 \\ \mathbf{a}'_j & \mathbf{b}'_j \\ 0 & b'_{j,0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \beta_{j+1} \\ \alpha_{j+1} & 1 \end{bmatrix}$$

$$e_{j+1} = \mathbf{x}_{0,j+1}^T \begin{bmatrix} a_{j+1,0} \\ \mathbf{a}_{j+1} \end{bmatrix}, \quad r_{j+1} = \mathbf{x}_{m,j+1}^T \begin{bmatrix} \mathbf{b}_{j+1} \\ b_{j+1,0} \end{bmatrix}$$

$$u_{j+1} = y_j + \mathbf{x}_{0,j}^T \mathbf{h}_{j+1}$$

$$\rho_{j+1} = \frac{u_{j+1}}{1 - f_j}, \quad E'_{h,j+1} = E_{h,j+1} - \rho_{j+1} u_{j+1}$$

$$\mathbf{h}'_{j+1} = \mathbf{h}_{j+1} + \rho_{j+1} \begin{bmatrix} \mathbf{d}_j \\ d_{j,0} \end{bmatrix}$$

$$\lambda_{j+1} = \frac{e_{j+1}}{a_{j+1,0} E_{a,j+1}}, \quad \vartheta_{j+1} = \frac{r_{j+1}}{b_{j+1,0} E_{b,j+1}}$$

$$\begin{bmatrix} c_{j+1,0} \\ \mathbf{c}_{j+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{j,0} \\ \mathbf{c}_j \\ 0 \end{bmatrix} + \vartheta'_j \begin{bmatrix} \mathbf{d}_j \\ d_{j,0} \\ 0 \end{bmatrix} + \vartheta_{j+1} \begin{bmatrix} \mathbf{b}_{j+1} \\ b_{j+1,0} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{d}_{j+1} \\ d_{j+1,0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{d}_j \\ d_{j,0} \end{bmatrix} + \lambda'_j \begin{bmatrix} 0 \\ c_{j,0} \\ \mathbf{c}_j \end{bmatrix} + \lambda_{j+1} \begin{bmatrix} a_{j+1,0} \\ \mathbf{a}_{j+1} \end{bmatrix}$$

$$f_{j+1} = f_j + \lambda'_j z_j + \lambda_{j+1} e_{j+1}, \quad g_{j+1} = g_j + \vartheta'_j s_j + \vartheta_{j+1} r_{j+1}$$

FIM

A.4 Subrotina FORTRAN

```

=====
      subroutine lpred_morf(n,m1,l,x,h,alb)
!   porpose: generate the L prediction filter to predict
!               y(i)=x(i+L) , i=1,..., m1-1
!
!   input parameters:  n - number of coeff. of the filter
!                     m1 - number of data samples
!                     l - distancia de predicao
!                     x - input trace (x(1) . . . x(m1))
!
!   output parameters: h - h(1) . . . h(n) filter operator
!                     Eh - sum of squared errors for filter operator
!   work vectors: a(i), b(i), d(i), c(i)  i=1, . . . n
!                 cb(i)  i=1, . . . n+1
!   Milton J. Porsani  PPPG/UFBA 1986 (Tese de Doutorado)
!   http://www.pggeofisica.ufba.br/publicacoes/detalhe/205
!   modificada em julho de 2010
!-----
      dimension x(m1),h(n)
      real lambda,lambda1
      allocatable a(:),b(:),c(:),d(:),cb(:),y(:)
      allocate (a(n),b(n),c(n),d(n),cb(n),y(m1))

c-----initialization
      m=m1-l ! note que n precisa ser menor que (m1-1)/2 (check)
      do i=1,m
         y(i)=x(i+1)
      enddo
      cb(1) = 0.0
      cb(2) = 0.0
      cxy1 = 0.0
      Eh = 0.0
      do i=2,m
         Eh = Eh + y(i)*y(i)
         cxy1 = cxy1 + x(i)*y(i)
         cb(1) = cb(1) + x(i)*x(i)
         cb(2) = cb(2) + x(i)*x(i-1)
      enddo
      if(n.eq.1)then
         h(1)=(cxy1 + x(1)*y(1))/(cb(1) + x(1)*x(1))
         Eh = Eh + y(1)*y(1) - h(1)*(cxy1+x(1)*y(1))
         return
      endif
      h(1) = -cxy1/cb(1)
      Eh = Eh + h(1)*cxy1
      r3 = cb(1) + x(1)*x(1) - x(m)*x(m)
      a(1) = 1.0
      a(2) = -cb(2) /r3
      b(2) = -cb(2)/cb(1)
      b(1) = 1.0
      Ea = cb(1) + a(2)*cb(2)
      Eb = r3 + b(2)*cb(2)
      Ea=Ea*alb
      Eb=Eb*alb
      c(1) = (x(m) + x(m-1)*a(2))/Ea
      d(1) = (x(1) + x(2)*b(2))/Eb
      r = x(m-1) + x(m)*b(2)
      e = x(2) + x(1)*a(2)
      c(2) = r/Eb
      d(2) = e/Ea

```

```

f = x(2)*d(2) + x(1)*d(1)
g = x(m)*c(1) + x(m-1)*c(2)
c-----
do j=2,n
  j1 = j+1
  cxyj1 = 0.0
  do i=j,m
    cxyj1 = cxyj1 + x(i-j+1)*y(i)
  enddo
  Delth = cxyj1
  do i=1,j-1
    Delth = Delth + h(i)*cb(j-i+1)
  enddo
  sigma = -Delth/Eb
  Eh = Eh + sigma*Delth*b(1)
  do i=1,j-1
    h(i) = h(i) + sigma*b(j1-i)
  enddo
  h(j) = sigma*b(1)
  if(j.eq.n)go to 999
  s = 0.0
  z = 0.0
  do i=1,j
    s = s + d(i)*x(m-j+i)
    z = z + c(i)*x(j1-i)
  enddo
  alf1 = e/(1.0 - f)
  beta1 = r/(1.0 - g)
  varthe1 = z/(1.0 - f)
  lambda1 = s/(1.0 - g)
  do i=1,j
    a(i) = a(i) + alf1*d(j1 - i)
    b(i) = b(i) + beta1*c(j1 - i)
  enddo
  cb(j1) = 0.0
  do i=j1,m
    cb(j1) = cb(j1) + x(i)*x(i - j)
  enddo
  do i=2,j
    j2 = j1-i+1
    cb(j2) = cb(j2)-x(m-i+2)*x(m-j+1)
  enddo
  Delta = 0.0
  do i=1,j
    Delta = Delta + a(i)*cb(j+2-i)
  enddo
  Deltb = b(1)*Delta/a(1)
  beta = -Deltb/Ea
  alfa = -Delta/Eb
  Ea = Ea + alfa*Deltb
  Eb = Eb + beta*Delta
  do i=2,j
    ji = j-i+2
    save = a(i)
    a(i) = a(i) + alfa*b(ji)
    b(ji) = b(ji) + beta*save
  enddo
  b(j1) = beta*a(1)
  a(j1) = alfa*b(1)
  e = a(j1)*x(1)
  r = b(j1)*x(m)
  u = y(j)

```

```

do i=1,j
  e = e + a(i)*x(j1-i+1)
  r = r + b(i)*x(m-j+i-1)
  u = u + h(i)*x(j-i+1)
enddo
rho = u/(1.0 - f)
Eh   = Eh -rho*u
do i=1,j
  h(i) = h(i) + rho*d(j-i+1)
enddo
varthe = r/(b(1)*Eb)
lambda = e/(a(1)*Ea)
do i=1,j
  save = c(i)
  ji = j1 - i
  c(i) = c(i) + varthe1*d(ji) + varthe*b(ji+1)
  d(ji) = d(ji) + lambda1*save + lambda*a(i+1)
enddo
c(j1) = varthe*b(1)
d(j1) = lambda*a(1)
f = f + lambda1*z + lambda*e
g = g + varthe1*s + varthe*r
enddo

999  continue
do i=1,n
  h(i)=-h(i)
enddo

deallocate(a,b,c,d,cb,y)
return
end
!=====

```

Referências Bibliográficas

- Backus, M. M. (1959) Water reverberations - their nature and elimination, *Geophysics*, **24**(2):233–261.
- Berryhill, J. R. e Kim, Y. C. (1986) Deep-water peg legs and multiples: emulation and suppression, *Geophysics*, **51**(12):2177–2184.
- Bunch, A. W. H. e White, R. E. (1985) Least-squares filters without transient errors: an examination of the errors in least-squares filter design, *Geophysical Prospecting*, **33**:657–673.
- Cohen, J. K. e Stockwell, J. W. (2008) *The new SU user's manual*, SEG & GRI, 4^o edic..
- Doicin, D. e Spitz, S. (1991) Multichannel extraction of water-bottom peg-legs pertaining to high-amplitude reflection, *SEG Expanded Abstracts*, **10**:1439–1442.
- Lima, A. P. (1999) *Deconvolução de reflexões múltiplas nos domínios $\tau - X$ e $\tau - P$ com filtros multicanais*, Dissert. de Mestrado, Universidade Federal da Bahia, Salvador-BA, Brasil.
- Marple, S. L. (1980) A new autoregressive spectrum analysis algorithm, *IEEE Transactions Acoustics, Speech and Signal Processing*, **28**:441–454.
- Mayne, W. H. (1962) Common reflection point horizontal data stacking techniques, *Geophysics*, **27**(6):927–938.
- Morf, M.; Dickinson, B.; Kailath, T. e Vieira, A. (1977) Recursive solution of covariance equations for linear prediction, *IEEE Transactions Acoustics, Speech and Signal Processing*, **25**(12):429–433.
- Peacock, K. L. e Treitel, S. (1969) Predictive deconvolution: Theory and practice, *Geophysics*, **34**:155–169.
- Porsani, M. J. (1986) *Desenvolvimento de algoritmos tipo-Levinson para o processamento de dados sísmicos*, Tese de Doutorado, Universidade Federal da Bahia, Salvador-BA, Brasil.
- Porsani, M. J. (1992) *Efficient solution of covariance equations with applications to seismic*

- trace extrapolation and predictive deconvolution, SEG Expanded Abstracts, **11**:1191–1194.
- Porsani, M. J. e Ulrych, T. J. (1991) Levinson-type extensions for non-toeplitz systems, IEEE Transactions Acoustics, Speech and Signal Processing, **39**:366–375.
- Porsani, M. J. e Ursin, B. (2007) Direct multichannel predictive deconvolution, Geophysics, **72**(2):H11–H27.
- Porsani, M. J. e Vetter, W. J. (1984) An optimal formulation for (levinson) recursive design of l-lagged minimum energy filters, Proc. 54th Ann. Int. SEG Meeting, pp. 604–606.
- Robinson, E. A. e Treitel, S. (1980) Geophysical signal analysis, Prentice-Hall, Englewood Cliffs.
- Schnider, W. A.; E. R. Prince, J. e Giles, B. F. (1965) A new data-processing technique for multiple attenuation exploiting differential normal moveout, Geophysics, **30**:348–362.
- Ulrych, T. J. e Clayton, R. W. (1976) Time series modelling and maximum entropy, Phys. Earth Planet. Inst., pp. 188–200.
- Verschuur, D. J.; Berkhout, A. J. e Wapenaar, C. P. A. (1992) Adaptive surface-related multiple elimination, Geophysics, **57**(9):1166–1177.
- Yilmaz, Ö. (2001) Seismic data analysis: processing, inversion and interpretation of seismic data, vol. 1 & 2, SEG, Tulsa-OK, USA, 2^o edic..