

Sensibilidade da Inversão Estereotomográfica aos Parâmetros de Regularização

Josimar Roberto* (IGEO/UFBA), Jessé C. Costa (FGeo/UFPA & INCT-GP) e Amin Bassrei (CPGG/IGEO/UFBA & INCT-GP)

Copyright 2015, SBGf - Sociedade Brasileira de Geofísica

This paper was prepared for presentation during the 14th International Congress of the Brazilian Geophysical Society held in Rio de Janeiro, Brazil, August 3-6, 2015. Contents of this paper were reviewed by the Technical Committee of the 14th International Congress of the Brazilian Geophysical Society and do not necessarily represent any position of the SBGf, its officers or members. Electronic reproduction or storage of any part of this paper for commercial purposes without the written consent of the Brazilian Geophysical Society is prohibited.

Abstract

Stereotomography is a tomographic method for the estimation of velocity macro-models from seismic reflection data and it became an alternative to velocity analysis based on the knowledge of stacking velocities. After providing satisfactory results, stereotomography now is considered an excellent tool for the estimation of velocity macro-models, which are useful for the migration step, which is a very important step in seismic processing. The use of regularization by derivative matrices in stereotomography allows a better estimation of the velocity macro-models. The objectives of this study are to use the stereotomography as a tool to generate velocity macro-models in a set of synthetic data and to analyze the sensitivity of stereotomography in relation to the regularization parameters, allowing thus a qualitative and quantitative evaluation of the obtained solutions.

Introdução

Na sismologia de exploração, dentre as várias etapas do processamento, a migração talvez seja a mais importante, pois ela é responsável por recuperar as relações geométricas existentes nos eventos de reflexão devido à existência de mergulhos ou irregularidades nas interfaces com diferentes impedâncias acústicas, no caso do dado sísmico. Desta forma a seção sísmica fica mais próxima à realidade, facilitando em muito o trabalho de interpretação. Contudo, para que a migração seja bem sucedida é necessário um modelo de velocidades bem apurado da área a ser imageada. Assim, esta é geralmente a etapa mais complicada do processamento sísmico, principalmente em áreas geologicamente complexas.

A estereotomografia é um método tomográfico robusto para estimar macro-modelos de velocidade a partir de dados sísmicos de reflexão e surge como uma alternativa à análise de velocidades baseada na velocidade de empilhamento, que tem se mostrado não tão eficiente na determinação de modelos de velocidades satisfatórios. Em adição ao *picking* dos tempos de trânsito nos eventos refletidos localmente coerentes, o método requer a inclinação local associada aos eventos do *picking*, simultaneamente nos traços de famílias de tiro-comum e de receptor-comum. Os dados então consistem de uma coleção discreta de tempos de trânsito, posições (tiros e receptores) e inclinações para os eventos refletidos selecionados.

Os objetivos deste presente trabalho são: aplicar a estereotomografia como uma ferramenta para a geração de macro-modelos de velocidades, etapa crucial e mais complexa do imageamento sísmico, e apresentar uma análise da sensibilidade da estereotomografia aos parâmetros de regularização. O último objetivo se justifica pois a geofísica, como é sabido, dedica arduamente seus esforços para obter a solução do problema inverso, mas em geral pouca atenção é dada com respeito a crítica da solução. Em outras palavras, pouca ênfase é dada a uma análise quantitativa da solução do problema inverso.

Método

A estereotomografia pertence à família dos Métodos Tomográficos de Inclinação (Riabinkin, 1957; Sword, 1987; Billette e Lambaré, 1998). A base desses métodos é reconhecer que qualquer evento localmente coerente no domínio pré-empilhado não migrado, caracterizado por seu tempo de trânsito e inclinações, fornece informações sobre as velocidades do modelo. Um conjunto de dados estereotomográfico consiste de um conjunto de parâmetros correspondentes a N eventos localmente coerentes escolhidos, \mathbf{d} . O conjunto de eventos localmente coerente é representado por:

$$\mathbf{d} = \left[\left(\mathbf{s}, \mathbf{r}, t_{sr}, p_s, p_r \right)_{i=1}^N \right], \quad (1)$$

descrito pelas posições da fonte e do receptor, \mathbf{s} e \mathbf{r} , respectivamente; pelo tempo duplo de trânsito, t_{sr} , e inclinações do evento nas direções de receptor comum e tiro comum, p_s e p_r . Isso é o que chamamos de *pick* estereotomográfico. Uma inclinação local a um dado tempo é obtida a partir de um painel de coerência (*semblance*) no domínio $\tau - p$. Com um traço de referência, é feito um empilhamento local. Em cada tempo é calculado o empilhamento com diferentes valores de inclinação, gerando portanto o painel de *semblance* onde são selecionados de forma automática os maiores valores de coerência de cada traço das famílias de fonte-comum e receptor-comum, onde são estimados respectivamente os valores p_r e p_s . Qualquer evento pode ser associado em um determinado modelo de velocidade com um par de raios parametrizados por:

$$\mathbf{m} = \left[(v_j)_{j=1}^M, [(\mathbf{X}, \beta_s, \beta_r, t_s, t_r)]_{i=1}^N \right], \quad (2)$$

onde \mathbf{X} indica a posição do refletor ou difrator; β_r e β_s são ângulos de tiro de \mathbf{X} para o receptor e para a fonte, respectivamente; e t_s e t_r são os tempos de trânsito do ponto de partida do raio até a fonte e o receptor, respectivamente. Então, o modelo estereotomográfico é uma combinação do macro-modelo de velocidade, descrito por um conjunto de parâmetros de velocidade v_j (geralmente pesos associados com uma base de funções B-spline utilizadas para descrição do modelo de velocidade) e um conjunto de pares de segmentos de raios associados com cada evento escolhido (Terra et al., 2012).

Para qualquer par de segmentos de raios e modelo de velocidade a priori, o conjunto de parâmetros estereotomográficos correspondentes a um *pick* estereotomográfico pode ser calculado. Este cálculo requer apenas o traçamento de dois segmentos de raios a partir do ponto comum \mathbf{X} em direção à superfície, com direções iniciais β_r , β_s e com comprimentos correspondentes aos tempos de trânsito t_s e t_r , respectivamente. Como na tomografia de tempo de trânsito tradicional, um esquema de otimização local não-linear iterativo é usado para atualizar o modelo estereotomográfico. Métodos de otimização Quasi-Newton têm sido usados até agora, exigindo o cálculo das derivadas Fréchet dos dados em relação ao modelo. Uma derivação das derivadas de Fréchet é detalhada em Billette e Lambaré (1998). Ela é baseada no traçado de raios paraxiais (Farra e Madariaga, 1987) e requer um pouco de suavidade no macro-modelo de velocidade. Os algoritmos numéricos, geralmente, usam macro-modelos de velocidade (de Boor, 1978). Não há necessidade de

interfaces, mas estas podem ser introduzidas se forem suficientemente suaves (Farra et al., 1989).

O problema linear é resolvido tendo-se em mãos um primeiro modelo, e os dados calculados correspondentes a equação 1. O próximo passo é verificar o quão este modelo consegue se ajustar aos dados observados, e a partir dele calcular qual perturbação a ser somada ao modelo de referência para obter melhores ajustes. Para tanto, são traçados os raios para estimar os dados calculados \mathbf{d}^{calc} . Verifica-se o ajuste entre os dados observados e os calculados. O ajuste nos dados pode ser reescrito como um processo iterativo da forma:

$$\delta \mathbf{d}^k = \mathbf{G}^k \delta \mathbf{m}^k, \quad (3)$$

no qual k representa o número de iterações e $\mathbf{G}^k = \partial g / \partial \mathbf{m}$ representa a aproximação para o problema direto em torno do modelo \mathbf{m}^k . O operador \mathbf{G} é conhecido por conter as derivadas de Fréchet e consiste em uma matriz com as diferenciações dos dados em relação aos parâmetros. E para obter a perturbação dos parâmetros é necessário inverter a matriz. Sendo este, um caso complicado na geofísica, recorre-se a procedimentos matemáticos que calculam a inversa generalizada de \mathbf{G}^k e que possibilitem a obtenção da perturbação dos parâmetros.

Depois de calculada a perturbação dos parâmetros por uma otimização local utilizando o método do conjugado gradiente LSQR (Paige and Saunders, 1982), o modelo de referência é atualizado:

$$\mathbf{m}^{k+1} = \mathbf{m}^k + \delta \mathbf{m}^k. \quad (4)$$

Neste processo iterativo, estima-se o novo dado calculado e, novamente, avalia-se o ajuste dos dados. Caso a norma do ajuste não seja menor que um valor pré-determinado ou quando chegar ao número máximo de iterações, o sistema é resolvido novamente para uma nova atualização dos parâmetros (equação 4).

Este esquema iterativo pode ser expresso como (Tarantola, 1987):

$$\mathbf{m}^{k+1} = \mathbf{m}^k - \left[\frac{\partial^2 \Phi}{\partial \mathbf{m}^2} \right]_{\mathbf{m}=\mathbf{m}^k}^{-1} \left[\frac{\partial \Phi}{\partial \mathbf{m}} \right]_{\mathbf{m}=\mathbf{m}^k}, \quad (5)$$

onde a matriz $\partial^2 \Phi / \partial \mathbf{m}^2$ é chamada de matriz Hessiana. Neste trabalho, utiliza-se uma função objetivo minimizada pela norma clássica l_2 implementada no algoritmo por Costa et al. (2008):

$$\Phi(\mathbf{m}) = \|\mathbf{d}^{obs} - \mathbf{g}(\mathbf{m})\|_2^2 + \lambda_{Lap}^2 \left\| (\mathbf{D}_1^2 + \mathbf{D}_1^2) (\mathbf{m} - \mathbf{m}_0) \right\|_2^2 + \lambda_{C1}^2 \|\mathbf{D}_1^2 (\mathbf{m} - \mathbf{m}_0)\|_2^2 + \lambda_{C3}^2 \|\mathbf{D}_3^2 (\mathbf{m} - \mathbf{m}_0)\|_2^2$$

$$\begin{aligned}
& +\lambda_{G1}^2 \|D_1(\mathbf{m}-\mathbf{m}_0)\|_2^2 + \lambda_{G3}^2 \|D_3(\mathbf{m}-\mathbf{m}_0)\|_2^2 \\
& + \lambda_R^2 \|D_R(\mathbf{m}-\mathbf{m}_0)\|_2^2 + \lambda_D^2 \|(\mathbf{m}-\mathbf{m}_0)\|_2^2, \quad (6)
\end{aligned}$$

onde os fatores λ funcionam como multiplicadores de Lagrange que ponderam as contribuições das regularizações na função objetivo. O peso λ_D atua em todos os parâmetros e tem como objetivo ponderar as atualizações destes e o peso λ_R controla o grau de suavização ao longo do refletor. Enquanto que o peso λ_{Lap} determina a suavização das curvaturas isotrópicas (Laplaciano), como também os pesos λ_{C1} , λ_{C3} , λ_{G1} e λ_{G3} determinam a curvatura e o gradiente em relação às direções X_1 e X_3 , respectivamente. Neste trabalho, os valores de cada um dos parâmetros de regularização serão variados gradativamente, mantendo-se os outros parâmetros constantes. O objetivo é analisar a influência de cada um dos parâmetros de regularização e o comportamento dos modelos estimados através, principalmente, do erro RMS do dado, dos desvios médios absolutos na vagarosidade, na posição e no tempo de trânsito. Além disso, para um melhor visualização dos efeitos da variação destes parâmetros, imagens do erro RMS relativo entre o modelo de velocidades verdadeiro e os estimados serão criadas.

Dado Marmousoft

Utilizamos aqui o dado Marmousoft, adaptado por Billete and Lambaré (1998) do dado sintético 2D Marmousoft utilizando modelagem de raios com aproximação de Born, proveniente de um conjunto de dados livre de múltiplas e refrações. O Marmousoft é uma combinação de um campo de velocidades suavizado e uma refletividade bastante complexa. Criado originalmente pelo Instituto Francês do Petróleo para ser usado no encontro da Associação Européia de Geofísicos de Exploração, EAEG (do inglês, European Association of Exploration Geophysicists) em 1990; este modelo foi desenvolvido de forma a ser geologicamente plausível e complexo, para assegurar a presença de vários refletores, de altos mergulhos e de fortes gradientes de velocidade, tanto verticais quanto laterais. A aquisição dos dados foi modelada por um programa que simula uma linha sísmica, ao calcular, sucessivamente, os registros de diferentes fontes. A primeira e a última posição das fontes são iguais a 3,75 e a 9,975 km, respectivamente. A distância entre os tiros é de 0,075 km. Os receptores, a 1,01 km de profundidade, com o primeiro disposto na distância horizontal de 1,425 km e o último em 9,75 km; estão espaçados de 0,075 em 0,075 km.

Simulações Computacionais

A primeira etapa do processo foi coletar os *picks* utilizando a ferramenta de seleção automática, que nos forneceu um total de 5490 eventos localmente coerentes, contendo posições de fontes e receptores, estimativas de tempos de trânsito e componentes de vagarosidade horizontais (inclinações medidas nos eventos). No primeiro conjunto de iterações, com malha menos densa, 13×11 , o modelo inicial utilizado foi um campo de velocidade do tipo gradiente. O resultado destas iterações é o modelo final para a última inversão, de malha *B-spline* mais densa, 49×21 , com os nós espaçados em 0,25 km lateralmente e verticalmente.

A inversão termina depois do algoritmo alcançar o número máximo de 30 iterações e, então, os modelos são reamostrados numa malha 243×767 , onde os nós estão espaçados 12 m tanto lateralmente como verticalmente para serem utilizados posteriormente em uma migração. O melhor resultado obteve um erro RMS de $E_d = 1,72 \times 10^{-3}$ e desvios de 1 m para a posição, 0,003 s/km para a vagarosidade e 5×10^{-4} s para o tempo de trânsito (Figura 2).

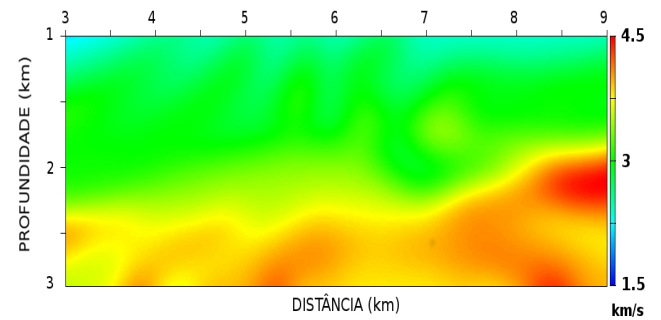


Figura 1: Campo de velocidades verdadeiro (Marmousoft).

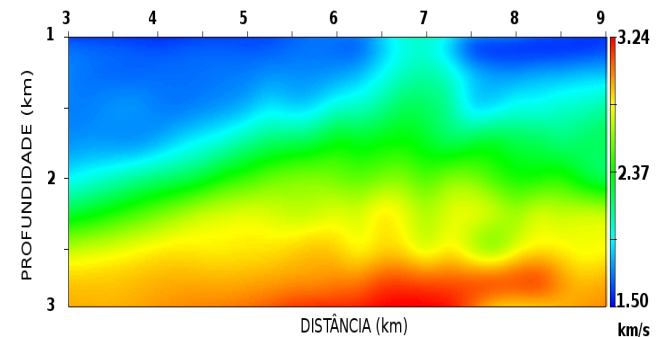


Figura 2: Campo de velocidade estimado de menor erro RMS do dado, $E_d = 1,72 \times 10^{-3}$.

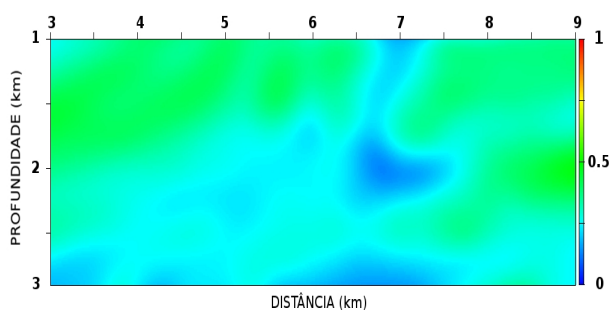


Figura 3: Erro RMS relativo entre o campo de velocidade verdadeiro e o estimado da Figura 2.

A Figura 3 ilustra o erro RMS relativo entre o modelo de velocidades exato (Figura 1) e o modelo de velocidades estimado mostrado na Figura 2. A escala varia de 0 até 1; quanto mais próximo de 0 menor é o erro relativo entre a velocidade estimada e a verdadeira em determinado ponto.

A Figura 4 apresenta o modelo de velocidades estimados com erro RMS $E_d=3,16 \times 10^{-3}$ e desvios de 2 m para a posição, 0,005 s/km para a vagarosidade e 9×10^{-4} s para o tempo de trânsito. Apesar de ter um erro RMS do modelo maior do que o do campo estimado da Figura 2, o campo de velocidades estimado da Figura 4 tem menor erro RMS relativo em relação ao modelo de velocidades exato, como pode ser notado pela Figura 5. Assim o campo de velocidades estimado se ajusta melhor ao campo de velocidades verdadeiro, representando uma melhor estimativa para ser usada em uma eventual migração. A Tabela 1 reúne o conjunto de inversões realizadas neste Trabalho, onde estão expressos, os valores dos parâmetros de regularização λ_D , λ_R , λ_{Lap} , λ_{C1} , λ_{C3} , λ_{G1} e λ_{G3} ; e do erro RMS do dado. A Figura 6 é resultado da média de todos os campos de velocidade estimados neste Trabalho. Nota-se pela figura que esta estimativa foi a que melhor se ajustou ao campo de velocidade exato. A Figura 7, com o erro RMS relativo das velocidades, comprova esta afirmação.

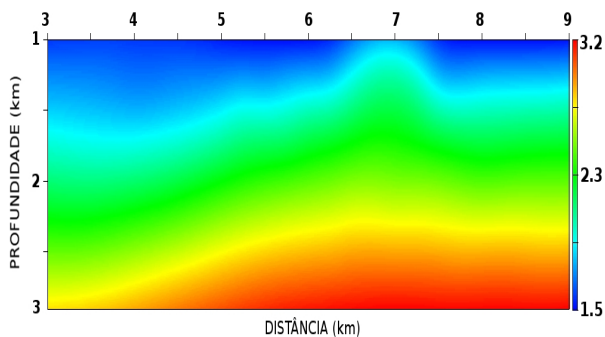


Figura 4: Campo de velocidade estimado de erro RMS do dado, $E_d=3,16 \times 10^{-3}$.

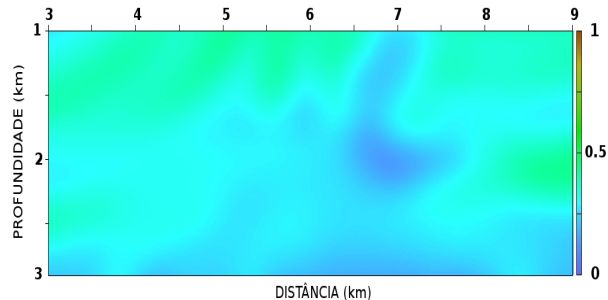


Figura 5: Erro RMS relativo entre o campo de velocidade verdadeiro e o estimado da Figura 4.

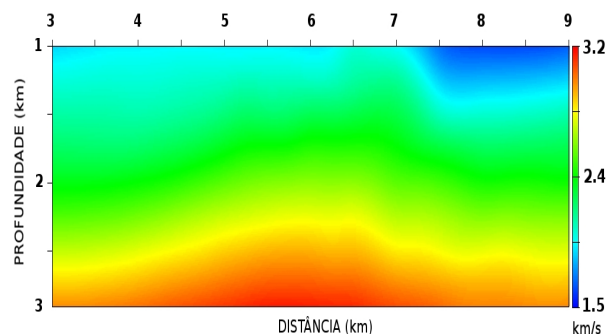


Figura 6: Campo de velocidades estimado usando a média das velocidades dos demais campos estimados.

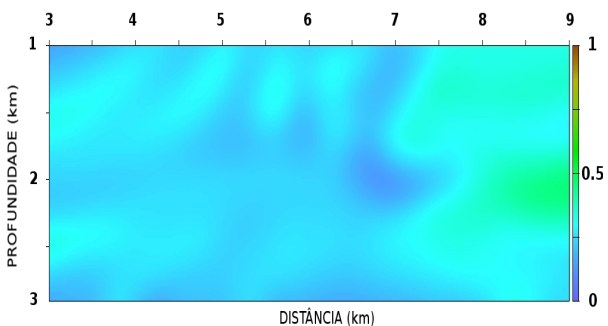


Figura 7: Erro RMS relativo entre o campo de velocidades verdadeiro e o estimado da Figura 6.

Conclusões

A variação gradativa dos parâmetros de regularização, mostradas na Tabela 1, permitiu observar o comportamento dos modelos submetidos à influência de cada uma das regularizações, separadamente. Foram feitas 26 inversões ao todo. Através dessa análise, com o auxílio dos erros RMS dos dados, erros RMS relativo das velocidades, dos desvios médios das vagarosidades estimadas e pela análise das imagens apresentadas, foi possível selecionar um conjunto de parâmetros com os quais a inversão foi mais satisfatória e, também, constatar a quais parâmetros o modelo esteotomográfico foi mais sensível.

A inversão que apresentou o melhor ajuste em relação ao modelo exato foi a última, apresentada na Figura 4. O erro RMS do dado foi de 0,1725, com desvio na vagarosidade de 0,003 s/km.

No entanto, viu-se que o campo de velocidades estimado pela média de todos os campos obtidos nas inversões realizadas alcançou um resultado excelente, como é mostrado na Figura 6. Este campo de velocidade foi o que mais se aproximou do modelo de velocidade verdadeiro (Figura 1). Mostrando que esta estratégia pode ser também eficaz quando usada de maneira criteriosa.

λ_D	λ_{Lqp}	λ_R	λ_{CI}	λ_{C3}	λ_{G1}	λ_{G3}	δ_{vag}	E_d
0,00	0,0	0,000	0,00	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3164
0,06	0,0	0,000	0,00	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3103
0,07	0,0	0,000	0,00	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3179
0,08	0,0	0,000	0,00	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3115
0,00	0,1	0,000	0,00	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3141
0,00	0,2	0,000	0,00	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3140
0,00	0,5	0,000	0,00	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3137
0,00	1,0	0,000	0,00	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3133
0,00	1,0	0,005	0,00	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3110
0,00	1,0	0,050	0,00	0,00	0,01	0,01	0,012	0,7302
0,00	1,0	0,500	0,00	0,00	0,01	0,01	0,031	2,3931
0,00	1,0	0,005	0,00	0,00	0,01	0,01	0,013	0,7745
0,00	1,0	0,005	0,00	0,00	0,01	0,01	0,046	3,6101
0,00	1,0	0,005	0,00	0,00	0,01	0,01	0,190	64,3585
0,00	1,0	0,005	0,0001	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3111
0,00	1,0	0,005	0,0010	0,00	0,01	0,01	0,005	0,3111
0,00	1,0	0,005	0,1000	0,00	0,01	0,01	0,008	0,4578
0,00	1,0	0,005	0,0001	0,001	0,01	0,01	0,005	0,3112
0,00	1,0	0,005	0,0001	0,010	0,01	0,01	0,006	0,3406
0,00	1,0	0,005	0,0001	0,100	0,01	0,01	0,098	7,4540
0,00	1,0	0,005	0,0001	0,000	0,0001	0,01	0,004	0,2571
0,00	1,0	0,005	0,0001	0,000	0,0010	0,01	0,004	0,2557
0,00	1,0	0,005	0,0001	0,0001	0,0010	0,0003	0,003	0,1746
0,00	1,0	0,005	0,0001	0,0001	0,0010	0,0001	0,003	0,1742
0,00	1,0	0,005	0,0001	0,0001	0,0010	0,0010	0,003	0,1772
0,00	0,0	0,005	0,0000	0,0000	0,0010	0,0001	0,003	0,1725

Tabela 1: Síntese dos resultados encontrados nas inversões estereotomográficas variando-se os parâmetros de regularização. δ_{vag} é o desvio médio absoluto na vagarosidade em relação ao modelo exato em s/km; e E_d é o erro RMS relativo percentual entre os dados calculados e os observados. Os valores em negrito são os campos apresentados nas Figuras 2 e 3.

Agradecimentos

Josimar R. Silva agradece ao CNPq pela bolsa de mestrado. Jessé C. Costa e Amin Bassrei agradecem ao CNPq pela bolsa de produtividade de pesquisa, ao CNPq e PETROBRAS pelo apoio ao Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia de Geofísica de Petróleo (INCT-GP), e à FINEP pelo

apoio à Rede Cooperativa de Pesquisa em Geofísica de Exploração (Rede 01). Os autores agradecem também a Frédéric Billette, Gilles Lambaré e a Pascal Podvin pela disponibilidade dos dados Marmousoft.

Referências

Billette, F., and Lambaré, G., 1998, Velocity macro-model estimation from seismic reflection data by stereotomography: Geophysical Journal International, 135, 671– 690.

Costa, J. C., Silva, F. J. C., Gomes, E. N. S., Schleicher, J., Melo, A., and Amazonas, D., 2008, Regularization in slope tomography: SEG Technical Program Expanded Abstracts, 27, no. 1, 3325– 3329.

De Boor, C., 1978, A practical guide to splines: Springer-Verlag.

Farra, V., and Madariaga, R., 1987, Seismic waveform modeling in heterogeneous media by ray perturbation theory: Journal of Geophysical Research, 92, 3697– 2712.

Paige, C., and Saunders, M. A., 1982, Lsq: Sparse linear equations and least squares problems: ACM Trans. Math. Soft., 8, 43–71.

Riabinkin, L. A., 1957, Fundamentals of resolving power of controlled directional reception (CDR) of seismic waves, in slant stack processing, SEG, 14, 36-60. (Translated and paraphrased from Prikladnaya, 16, 3-36).

Sword, C. H., 1986, Tomographic determination of interval velocities from picked reflection seismic data: 56th Annual SEG Meeting and Exposition, Society of Exploration Geophysicists, pages 657–660.

Sword, C., 1987, Tomographic determination of interval velocities from reflection seismic data: The method of controlled directional reception, Ph.D. dissertation, Stanford University.

Tarantola, A., 1987, Inverse problem theory: Methods for data fitting and model parameter estimation: Elsevier

Terra, F., Costa, J. C., Bassrei, A., 2012, Stereotomography for velocity model estimation in seismic imaging: application to real data from jequitinhonha sedimentary basin. Revista Brasileira de Geofísica, 30(4), 473-482.