



Otimização Global: Simulated Annealing vs. Very Fast Simulated Annealing aplicados no problema de otimização do método SRC 2D

Carmo, L.M.K, do, Garabito, G., e Costa, M.J.S.

PPEE/UFPA/Brasil, CPGf/UFPA/Brasil

carmo@yahoo.com.br ; german@ufpa.br ; manuelsc@ufpa.br

Copyright 2005, SBGf - Sociedade Brasileira de Geofísica

This paper was prepared for presentation at the 9th International Congress of the Brazilian Geophysical Society held in Salvador, Brazil, 11-14 September 2005.

Contents of this paper were reviewed by the Technical Committee of the 9th International Congress of the Brazilian Geophysical Society. Ideas and concepts of the text are authors' responsibility 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

The final objective of the imaging methods of seismic reflections is to produce the best possible image of the geologic structure in subsurface. An image of the subsurface can be provided by mapping of data seismic for the zero-offset (ZO) domain, by means of pre and post-stack depth migration processes. The common-reflection-surface (CRS) stack simulates a zero-offset section from multicoverage seismic data. Whereas conventional reflection imaging methods (e.g. the NMO/DMO stack or prestack migration) require a sufficiently accurate macrovelocity model to yield appropriate results, the CRS stack does not depend on a macrovelocity model; it only requires a priori knowledge of the near-surface velocity. The CRS stacking surface depends on three search parameters: the emergence angle of the ZO ray, as well as two radii of the curvatures. These attributes are associated with the hypothetical normal wave and the normal-incidence-point wave. This paper present a comparative study of two global optimization methods - Simulated Annealing, Very Fast Simulated Annealing - in the problem of determination an optimal parameter triplet for the CRS stacking method.

Introdução

Problemas de otimização global em espaços contínuos estão presentes em diversas áreas da ciência. Em geral, a tarefa é otimizar certas propriedades de um sistema por uma escolha pertinente de seus parâmetros. A aproximação padrão para um problema de otimização começa designando uma função objetivo que possa modelar os objetivos do problema enquanto é incorporado algumas restrições. A maioria dos algoritmos de buscas globais são estocásticos e usam informações globais sobre a função objetivo para atualizar uma posição corrente.

Tradicionalmente, problemas de otimização são solucionados usando técnicas de otimização linear e não linear, que normalmente assumem que a função objetivo é conhecida na forma analítica e que tem um único mínimo. Na prática, entretanto, existem muitos problemas que não podem ser descritos analiticamente e muitas funções com múltiplos mínimos. Neste caso é necessário aplicar métodos de otimização global. Em geral, a

convergência destes métodos a uma solução global ótima não é garantida, no entanto, os algoritmos de busca global têm maior probabilidade de encontrar o mínimo global independente da aproximação inicial.

O método do empilhamento por superfície de reflexão comum (SRC) produz seções simuladas de afastamento nulo (AN) a partir dos dados de cobertura múltipla. Para meios 2D, o operador de empilhamento SRC depende de três parâmetros que são: o ângulo de emergência do raio central com fonte-receptor nulo (β_0), a curvatura da onda ponto de incidência normal ($K_{PIN} = 1/R_{PIN}$) e a curvatura da onda normal ($K_N = 1/R_N$), onde R_{PIN} e R_N denotam os raios das curvaturas das ondas PIN e N respectivamente. A implementação do método SRC precisa da determinação destes três parâmetros, a partir dos dados sísmicos, por meio de processos de otimização usando como função-objeto a análise de coerência (*semblance*).

Recentemente Garabito et al., (2001a,b) determinou estes parâmetros SRC mediante uma combinação de processos de otimização global e local. O problema de otimização no método SRC é muito importante para o bom desempenho no que diz respeito a qualidade dos resultados a serem obtidos e principalmente ao custo computacional, comparado com os métodos tradicionalmente usados na indústria sísmica (por exemplo, o empilhamento NMO/DMO). Portanto, temos a necessidade de pesquisar o desempenho de métodos de otimização global no processo de determinação dos parâmetros SRC.

Neste trabalho apresentamos a aplicação e comparação dos métodos de otimização global *Simulated Annealing* (Corana et al., 1987) e *Very Fast Simulated Annealing* (Ingber, L., 1989, 1993, 1996) quanto à eficácia, eficiência e confiabilidade para determinar os melhores parâmetros SRC. Posteriormente, aplicando as estratégias de busca para a determinação dos parâmetros (Garabito, G., 2001), por meio do algoritmo com melhor desempenho, será realizado um empilhamento SRC a partir dos dados Marmousi usando dois parâmetros (β_0 , K_{PIN}) e outro empilhamento usando os três parâmetros (β_0 , K_{PIN} , K_N).

O empilhamento SRC

O método de empilhamento por Superfície de Reflexão Comum (SRC) é um processo de empilhamento sísmico multiparamétrico que não depende de um macro modelo de velocidade, apenas requer o conhecimento a priori da velocidade próxima a superfície. O método SRC simula uma seção de afastamento nulo (AN) por meio do somatório de ventos sísmicos dos dados de cobertura múltipla, contido nas superfícies de empilhamento associados a cada um dos pontos imagem da seção AN

a ser simulada. Neste método, calcula-se uma determinada superfície de empilhamento (ou operador de empilhamento) SRC através da Eq. (1), que é a aproximação hiperbólica dos tempos de transito (Tygel et al. 1997) obtida em função das curvaturas das ondas hipotéticas (Figura 1) PIN (K_{PIN}) e N (K_N), e do ângulo de emergência do raio central (β_0) (Hubral, P., 1983).

$$t^2(x_m, h) = \left(t_0 + \frac{2 \operatorname{sen} \beta_0}{v_0} (x_m - x_0)^2 \right)^2 + \frac{2 \operatorname{sen} \beta_0}{v_0} \left((x_m - x_0)^2 K_N + h^2 K_{PIN} \right) \quad (1)$$

Onde t_0 é o tempo duplo do raio central de afastamento nulo e v_0 a velocidade próxima a superfície entorno do ponto de emergência do raio central. As coordenadas $x_m = (x_G + x_S)/2$ e $h = (x_G - x_S)/2$ são o ponto médio e o meio-afastamento entre a fonte e o receptor, respectivamente, sendo x_S e x_G as coordenadas horizontais do par fonte e receptor (S,G) respectivamente. Assim, empilhando os eventos sísmicos contidos em cada uma das superfícies e colocando o resultado no ponto de amostragem AN correspondente, obtém-se a seção de AN simulada pelo método SRC. Na prática, estes três parâmetros (K_{PIN} , K_N , β_0) são determinados a partir dos dados sísmicos por meio de métodos de otimização.

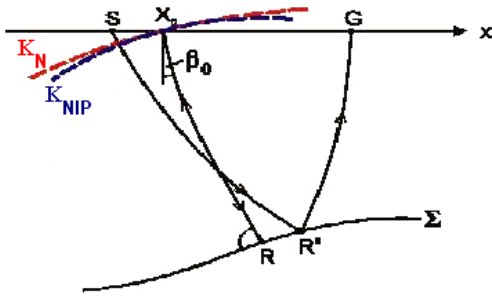


Figura 1. Representação esquemática do modelo sísmico com um refletor Σ , um raio central de incidência normal X_0RX_0 e um raio paraxial de reflexão primária $SR'G$. A curva azul representa a frente de onda PIN e a curva vermelha representa a frente de onda N , onde β_0 é o ângulo de emergência do raio central com fonte-receptor nulo.

Otimização dos parâmetros SRC

O problema crucial para a implementação do método de empilhamento SRC, consiste na determinação, a partir dos dados sísmicos, dos três parâmetros (β_0 , K_{PIN} , K_N) ótimos associados a cada ponto de amostragem da seção AN a ser simulada. A determinação simultânea deste três parâmetros pode ser realizada por meio de processos de otimização utilizando como função objetivo algum critério de coerência. O critério de coerência a ser usado neste trabalho é o *semblance* (Neidell & Taner, 1997) que apresenta uma medida da razão entre a energia do sinal depois da somatória dos traços e a energia acumulada de todos os traços envolvidos na somatória, expressa como:

$$S = \frac{\sum_t \left(\sum_{i=1}^M U_{i,t(i)} \right)^2}{M \sum_t \sum_{i=1}^M U_{i,t(i)}^2} \quad (2)$$

onde $U_{i,t(i)}$ é a amplitude do sinal sísmico indexado pelo número de traços sísmicos $i = 1, \dots, M$ e a trajetória de empilhamento $t(i)$ dada pela Eq. (1). O sobrescrito M é o número de traços e Σ_t indica que a somatória é realizada numa janela temporal em relação à trajetória central de empilhamento. O *semblance* é uma medida de coerência normalizada com valores entre 0 e 1, podendo atingir um valor próximo à unidade somente quando todos os valores do sinal sísmico, ao longo da trajetória de empilhamento, são idênticos.

Seguindo a estratégia de determinação dos parâmetros apresentada em Garabito (2001a,b), onde os três parâmetros são determinados em duas etapas: Na primeira, são determinados dois parâmetros (β_0 , K_{PIN}) e na segunda etapa é determinado o terceiro parâmetro (K_N). A redução da Eq. (1) para dois parâmetros é possível aplicando a condição de difração ($K_N = K_{PIN}$); por outro lado, no domínio afastamento nulo ($h = 0$) a Eq. (1) também se reduz para dois parâmetros. Isto significa que na segunda etapa utiliza-se o parâmetros β_0 já determinado. Como ilustração da função objetivo usada nos processos de otimização aplicados ao método SRC temos as Figuras 2 e 3.

A Figura 2 mostra um gráfico tridimensional com valores de coerência, avaliados para valores dos parâmetros (β_0 , $R_{PIN} = 1/K_{PIN}$, K_N) simetricamente distribuídos nos seguintes intervalos $-50^\circ \leq \beta_0 \leq 50^\circ$, $0 \leq R_{PIN} \leq 10000m$, $-0.002^{-1}m \leq K_N \leq 0.002^{-1}m$. Portanto, o volume de coerência definido por estes intervalos define o espaço de busca para a otimização dos parâmetros SRC. A Figura 3 mostra o mapa de coerência cujos valores foram calculados com a Eq. (2) usando a Eq. (1), com condição de difração, dependente de dois parâmetros (β_0 , R_{PIN}). Devido aos mergulhos conflitantes também neste mapa de coerência existem dois mínimos bem definidos. Neste caso, o problema de otimização do empilhamento SRC consiste na busca, no espaço de busca bidimensional.

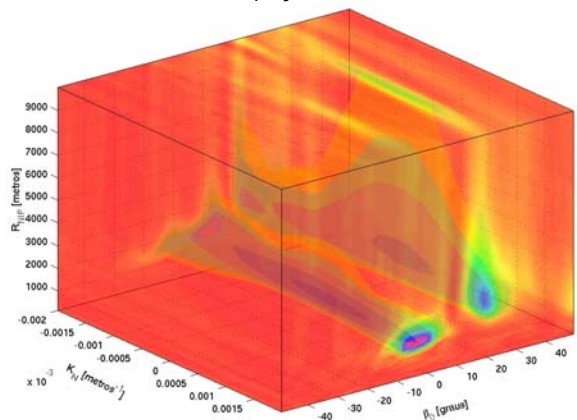


Figura 2. Valores de coerência para o ponto P_0 . O valor mínimo de coerência está localizado em $\beta_0 = -3.03^\circ$, $R_{PIN} = 16245$ m e $K_N = 0.00054545^{-1}$ m.

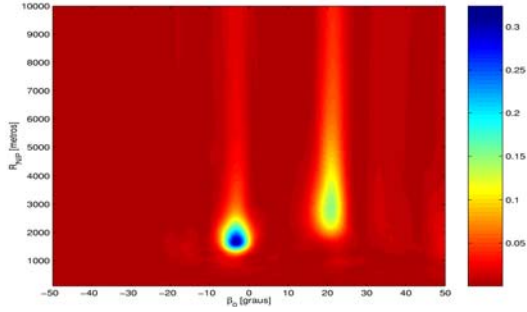


Figura.3. Mapa de coerência para valores de β_0 e R_{PIN} , associados a um ponto de amostragem da seção AN, de um modelo sintético, onde R_N é fixo.

Algoritmo Simulated Annealing

Simulated Annealing (SA) é um método de otimização global que imita o processo físico pelo qual um cristal se desenvolve (ou cristaliza) a partir do esfriamento lento de um cristal fundido, até atingir o estado de energia mínima. Flutuações aleatórias na energia permitem ao sistema de esfriamento lento escapar de um estado de energia mínima local para alcançar o estado de energia mínima global. Neste trabalho será utilizado o algoritmo *Simulated Annealing* modificado por Corana et al. (1987). No método SA o processo de minimização começa com um dado valor inicial de temperatura ($T = T_0$) e, em geral, a partir de um vetor de parâmetros iniciais ($\mathbf{p} = \mathbf{p}_0$) que é gerado aleatoriamente, uma vez que este não tem influência decisiva na determinação final dos parâmetros ótimos. Então, dado um ponto inicial \mathbf{p} e o respectivo valor da função objetivo $f(\mathbf{p})$, a geração de um ponto teste \mathbf{p}' , é realizada por meio da aplicação de uma perturbação em cada elemento de \mathbf{p} , segundo a relação (Corana et al., 1987):

$$p'_i = p_i + \lambda v_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

onde λ é um número aleatório uniforme distribuído entre $[-1, 1]$ e v_i é o i -ésimo elemento do vetor dos comprimentos do passo \mathbf{v} . A variável n representa o número de parâmetros a serem otimizados. Um ponto teste \mathbf{p}' é aceito incondicionalmente se o valor de $f(\mathbf{p}')$ for menor que $f(\mathbf{p})$ (i.e., $\Delta f = f(\mathbf{p}') - f(\mathbf{p}) < 0$). Então, o ponto \mathbf{p} é substituído por \mathbf{p}' e o algoritmo tem um deslocamento descendente. Se o novo $f(\mathbf{p})$ tiver o menor valor registrado, este valor e o vetor \mathbf{p} correspondente são guardados como os atuais valores ótimos. Quando o valor $f(\mathbf{p}')$ do ponto teste tem um valor igual ou maior a $f(\mathbf{p})$ (i.e., $\Delta f \geq 0$), um critério de probabilidade decide se esse ponto teste ascendente é aceito ou não, com base na relação de probabilidade conhecida como critério de Metropolis:

$$P = e^{-\Delta f / T} \quad (4)$$

em que T é a temperatura. Se o novo ponto teste for aceito, então \mathbf{p} e $f(\mathbf{p})$ são substituídos por \mathbf{p}' e $f(\mathbf{p}')$,

respectivamente, e o algoritmo tem um deslocamento ascendente. Dois fatores diminuem a probabilidade de um deslocamento ascendente ser aceito: valores de temperatura e valores elevados de Δf . Depois de realizar vários ciclos de geração de pontos testes a temperatura T é diminuída segundo o fator r_T . Conforme diminui a temperatura os comprimentos dos passos declinam e o algoritmo restringe sua busca na área mais promissora para a otimização, sendo atingido assim o mínimo global. O algoritmo é interrompido quando as diferenças do valor final da função-objeto da temperatura atual com os valores finais da função-objeto das últimas N_ε temperaturas e com o valor ótimo da função-objeto são menores do que o valor de tolerância do erro ε .

Sendo n o número de parâmetros, a variável N_S determina que depois de $N_S \cdot n$ avaliações da função, o vetor dos comprimentos dos passos é ajustado. A variável N_T determina que depois de $N_T \cdot N_S \cdot n$ avaliações da função, a temperatura T é reduzida pelo fator r_T .

Com base numa análise das temperaturas críticas para cada um dos parâmetros, foi usada uma temperatura inicial de $T_0 = 0,1$, com um fator de decaimento $r_T = 0,85$. O valor da tolerância do erro é $\varepsilon = 0,001$. No caso da busca bidimensional tem-se que $n = 2$ e os valores das variáveis que determinam o número de tentativas associadas a uma certa temperatura são $N_T = 2$ e $N_S = 10$, o que significa que após de 40 avaliações da função a temperatura diminui.

Algoritmo Very Fast Simulated Annealing

Objetivando melhorar o desempenho do algoritmo SA padrão também denominado de algoritmo *Boltzmann Annealing* (BA) vários autores propuseram variantes deste algoritmo. Uma destas variantes é o algoritmo SA modificado proposto por Corana et al., (1987) que foi apresentada no item anterior. Como outro exemplo podemos citar o algoritmo *Fast Simulated Annealing* (FSA) que é considerado mais eficiente que o algoritmo SA padrão e usa uma seqüência de esfriamento de temperatura mais rápida (Szu & Hartley, 1987). O algoritmo *Very Fast Simulated Annealing* (VFSA) proposto por Ingber (1989) introduz varias modificações ao algoritmo padrão SA.

No algoritmo VFSA a perturbação de cada elemento de α_k^i da dimensão i , é realizada segundo a relação:

$$\alpha_{k+1}^i = \alpha_k^i + y^i (B_i - A_i), \quad y^i \in [-1, 1], \quad (5)$$

com

$$\alpha_k^i, \alpha_{k+1}^i \in [A_i, B_i], \quad (6)$$

onde os novos parâmetros α_{k+1}^i são gerados a partir dos parâmetros antigos α_k^i calculados com a variável aleatória y^i , que é gerada segundo a seguinte expressão:

$$y^i = \text{sgn}(u^i - 1/2)T_i[(1 + 1/T_i)^{2u^i - 1} - 1], \quad (7)$$

onde o número aleatório u^i é obtido a partir da distribuição uniforme $U[0,1]$. Em Ingber (1989) foi mostrado que a convergência para o mínimo global pode ser atingido usando a seqüência de esfriamento dada pela expressão:

$$T_i(k) = T_{0i} \exp(-c_i k^{1/n}), \quad (8)$$

onde T_{0i} é a temperatura inicial para o parâmetro i do modelo e c_i é o parâmetro livre a ser usado para controlar o decaimento da temperatura e ajudar a sintonizar o algoritmo para problemas específicos. Vale ressaltar que no presente trabalho foi usada uma única temperatura para todos os componentes do vetor de parâmetros e conseqüentemente um único valor para o parâmetro livre.

Neste trabalho utilizamos para a busca bidimensional deste algoritmo $T_0 = 1.5$, $k = 20$ e $c_i = 0.25$, para a busca tridimensional usamos $T_0 = 1.5$, $k = 30$ e $c_i = 0.25$.

Resultados

A seguir serão apresentados os resultados da aplicação dos dois algoritmos de otimização global: *Simulated Annealing* e *Very Fast Simulated Annealing*, na determinação dos parâmetros SRC tanto para a busca simultânea dos três parâmetros (β_0, K_{PIN}, K_N) como para a busca de dois parâmetros (β_0, K_{PIN}). Em seguida, foram efetuados testes comparativos referentes à eficácia, eficiência e confiabilidade dos algoritmos para estas buscas.

Cada um dos gráficos mostrados a seguir representa vários testes realizados com cada um dos algoritmos de otimização estudados, onde o eixo horizontal representa o número de avaliações da função objetivo e o eixo vertical o valor da função objetivo (negativo do *semblance*). Estes gráficos mostram a evolução dos algoritmos até atingir o mínimo global.

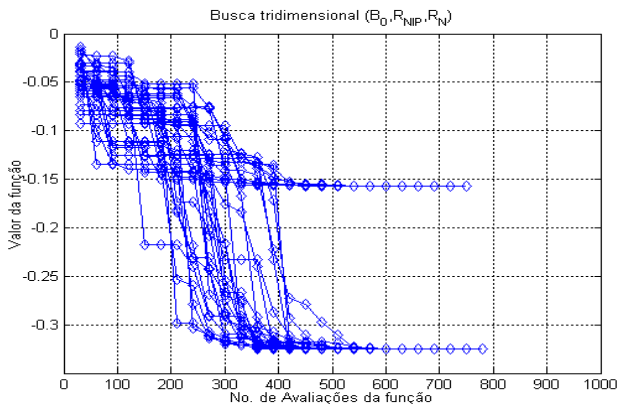


Figura 4a. Desempenho do algoritmo VFSA após várias avaliações da função para a busca de três parâmetros.

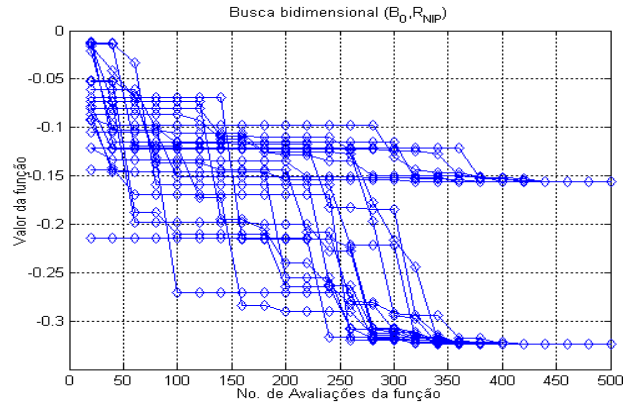


Figura 4b. Desempenho do algoritmo VFSA após várias avaliações da função para a busca de dois parâmetros.

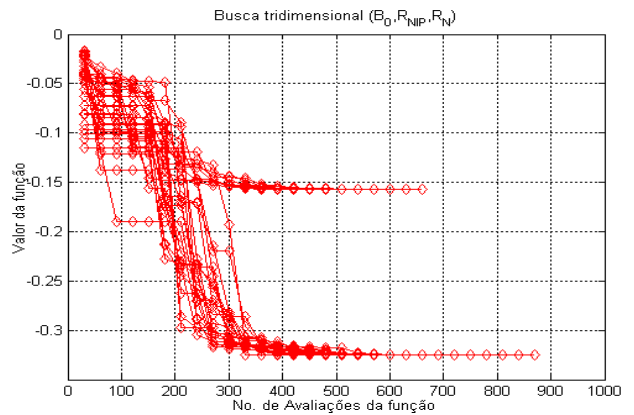


Figura 5a. Desempenho do algoritmo VFSA após várias avaliações da função para a busca de três parâmetros.

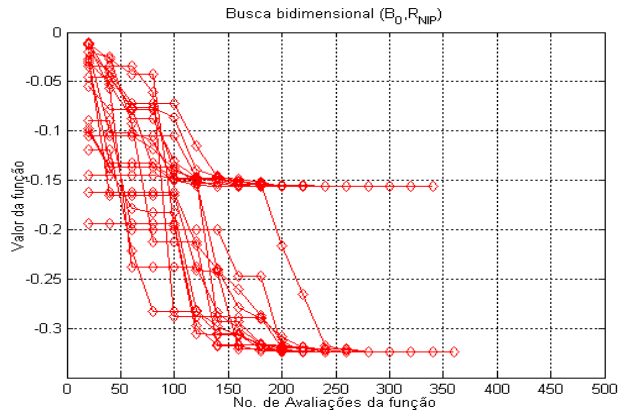


Figura 5b. Desempenho do algoritmo VFSA após várias avaliações da função para a busca de dois parâmetros.

Analisando os resultados acima podemos observar que o algoritmo VFSA mostrou ser o mais eficaz e eficiente, isto é, o mais rápido em encontrar o valor mínimo da função objetivo tanto para a busca de dois parâmetros (Figura 5b) como para a busca de três parâmetros (Figura 5a), com uma média de 200 e 330 avaliações da função, respectivamente. No entanto, devido à rápida diminuição da temperatura este algoritmo mantém-se preso no

mínimo local e em alguns casos consegue sair do mínimo após um certo número de iterações. O algoritmo SA tem uma diminuição de temperatura mais lenta do que o VFSA ficando em segundo lugar quanto à eficácia e eficiência, com uma média de 340 avaliações da função para a busca de dois parâmetros (Figura 4b) e 370 avaliações para a busca de três parâmetros (Figura 4a). Devido à diminuição rápida de temperatura, observa-se em vários testes que este algoritmo também fica preso no mínimo local, diminuindo assim o grau de confiabilidade ou robustez.

Nas Figuras 6 e 7 são mostrados os resultados dos empilhamentos SRC obtidos através do somatório dos eventos sísmicos contidos nas superfícies de empilhamento SRC definidos por três parâmetros e dois parâmetros, respectivamente. Em ambos os casos, foi utilizado o algoritmo de otimização global VFSA que obteve o melhor desempenho na busca dos parâmetros SRC.

Pode-se dizer que de uma maneira geral estes resultados nos mostram que o algoritmo de otimização global VFSA é robusto, já que as seções AN simuladas em ambos os casos mostram uma boa definição dos eventos sísmicos. No entanto, observa-se que a seção AN obtida usando três parâmetros tem um aumento na razão sinal-ruído e uma melhor resolução dos eventos sísmicos, principalmente em algumas partes correspondentes a tempos maiores. Isto pode ser explicado pelo fato de ter um melhor ajuste, com eventos de reflexão, do operador definido por três parâmetros, o qual implica no uso de maior número de traços no processo de empilhamento. Quanto ao tempo computacional, foi verificado que o processo de busca e empilhamento usando três parâmetros apresenta em média um aumento de 1/3 no tempo de processamento, com relação ao tempo gasto pelo mesmo processamento usando apenas dois parâmetros.

Conclusões

Após enumeras avaliações da função objetivo (*semblance*) pelos algoritmos de otimização global na busca dos parâmetros SRC, os resultados obtidos foram os seguintes:

O algoritmo SA apresentou muito boa eficiência e eficácia para a busca dos parâmetros SRC, tanto com a busca bidimensional como para a busca tridimensional, tornando-se assim uma boa alternativa para o problema de otimização do método SRC. No entanto, foi o algoritmo VFSA que apresentou o melhor comportamento para este problema de otimização apresentando alta eficiência e eficácia tanto na busca de dois parâmetros como na busca simultânea do trio de parâmetros do operador SRC. Embora o algoritmo SA também tenha se destacado na busca global destes parâmetros com bons resultados quanto às medidas de eficácia e eficiência, foi o algoritmo VFSA que teve a melhor performance nesses indicadores, apesar de ambos algoritmos apresentarem aproximadamente o mesmo grau de confiabilidade ou robustez.

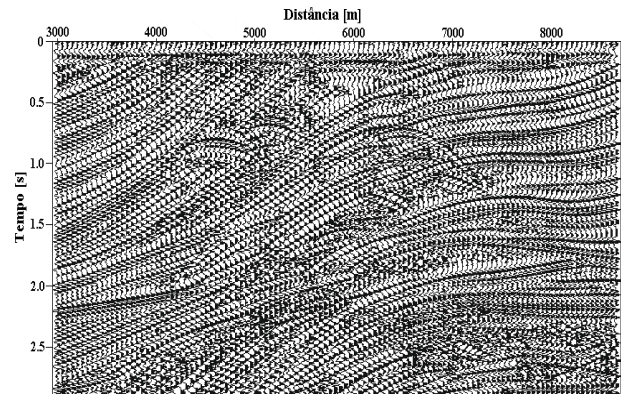


Figura 6. Seção com afastamento nulo, simulada usando o operador de empilhamento, definida por dois parâmetros (β_0 , K_{NIP}).

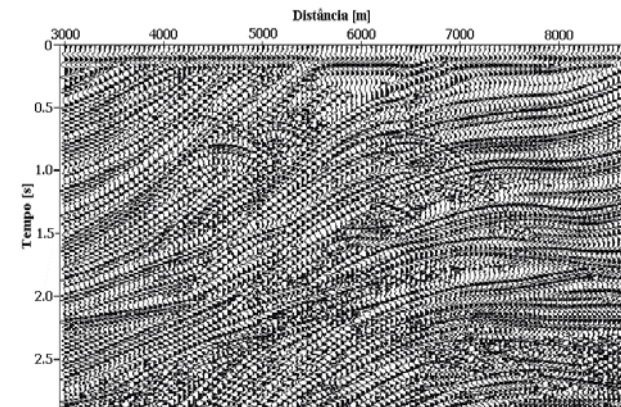


Figura 7. Seção com afastamento nulo, simulada usando o operador de empilhamento, definida por três parâmetros (β_0 , K_{NIP} , K_N).

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio recebido durante a realização deste trabalho, das seguintes instituições: CAPES, CNPq e UFFa.

Referencias

- CARMO, L. M. K. do and Garabito, G., 2003. Métodos de otimização global aplicados na busca dos parâmetros SRC – 2D. Resumo Expandido. In International Congress of the Brazilian Geophysical Society, 8, Rio de Janeiro.
- CARMO, L. M. K. do, 2004. Métodos de otimização global aplicados na busca dos parâmetros SRC. (Dissertação de Mestrado), Universidade Federal do Pará, Centro de Geociências, Pós-Graduação em Geofísica, Belém.
- CORANA, A.; Marchesi, M.; Martini, C.; Ridela, S., 1987. Minimizing multimodal functions of continuous variables with 'Simulated Annealing' algorithm. ACM Transactions on Mathematical Software, 13(3): 262-280.
- GARABITO, G., 2001. Empilhamento Sísmico por Superfície de Reflexão Comum: Um novo algoritmo usando otimização global e local. (Tese Doutorado), Universidade Federal do Pará, Centro de Geociências, Pós-Graduação em Geofísica, Belém.

GARABITO, G.; Cruz, J. C. R.; Hubral, P.; Costa, J., 2001a. Common reflection surface stack by global optimization. In Annual Internat. Mtg., Soc., Expl. Geophys. Expanded Abstracts, 71.

GARABITO, G.; Cruz, J. C. R.; Hubral, P.; Costa, J., 2001b. Empilhamento de superfície de reflexão comum com mergulhos conflitantes. Resumo Expandido. In International Congress of the Brazilian Geophysical Society, 7.

HUBRAL, P., 1983. Computing true amplitude reflections in a laterally inhomogeneous earth. *Geophysics*, 48: 1051-1062.

INGBER, L., 1989. Very fast simulated re-annealing, *Math1. Comput. Modelling*, 12 (9): 967-973.

INGBER, L., 1993. Simulated Annealing: Practice versus theory, *Math1. Comput. Modelling*. 18(11): 29-57.

INGBER, L., 1996. Adaptive simulated annealing (ASA): Lessons learned. *Journal Control and Cybernetics*. 25(1): 33-54.

NELDELL, N. and Taner, M., 1971. Semblance and other coherency measures for multichannel data. *Geophysics*, 36, 482-497.

SZU, H., and Hartley, R., 1987. Fast Simulated Annealing, *Phys. Lett. A* 122, 3-4, 157-162.

TYGEL, M.; Müller, T.; Hubral, P.; Schelicher, J., 1997. Eigenwave based multiparameter travelttime expansions. In Annual meeting of Seg, 67, Expanded Abstracts, 1770-1773.