



## Reconstrução de mapa de velocidade intervalar de GPR por meio da simulação seqüencial gaussiana

Sérgio Sacani Sancevero, Rodrigo Portugal, Armando Zaupa Remacre, Moacir Cornetti, Martin Tygel, UNICAMP, and Herve Perroud, University of Pau

Copyright 2003, SBGf - Sociedade Brasileira de Geofísica

This paper was prepared for presentation at the 8<sup>th</sup> International Congress of The Brazilian Geophysical Society held in Rio de Janeiro, Brazil, 14-18 September 2003.

Contents of this paper was reviewed by The Technical Committee of The 8<sup>th</sup> International Congress of The Brazilian Geophysical Society and does not necessarily represents 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.

### Resumo

O método geofísico do *Ground Penetrating Radar* (GPR) tem sido vastamente aplicado em estudos ambientais com o objetivo de delinear e monitorar a infiltração de contaminantes no subsolo. Essas análises podem ser realizadas através da combinação do campo de velocidade obtido a partir de dados de GPR, com medidas de laboratório de resistividade elétrica, onde se pode então determinar a condutividade da água e o seu conteúdo no subsolo. A obtenção da velocidade intervalar para dados de GPR pode ser feita através da aplicação do método *common reflection surface* (CRS), porém, devido a controles do algoritmo, certas regiões no mapa de velocidade apresentam ausência de dados. Neste trabalho utiliza-se a simulação seqüencial gaussiana para reconstruir um campo de velocidade intervalar obtido pelo método CRS num conjunto de dados reais de GPR multi-cobertura. Assim, com o mapa de velocidade totalmente preenchido, a estimativa das propriedades de interesse para a delimitação dos contaminantes em subsuperfície pode ser feita de maneira mais precisa. Ao final do trabalho pode-se discutir sobre a eficiência da utilização da simulação seqüencial gaussiana no processo de reconstrução de imagens não estacionárias em relação aos métodos de interpolação como a krigagem.

### Introdução

Existem 3 fatores principais que contribuem para a condutividade num solo poroso, a saber: ao conteúdo de água, a condutividade da água e o conteúdo de argila. Em estudos ambientais como o monitoramento da infiltração de contaminantes, um importante objetivo é avaliar o conteúdo de água no solo, principalmente na zona entre a superfície e o aquífero, onde o conteúdo de água é altamente variável. Para tal avaliação são necessárias medidas independentes, onde os efeitos dos parâmetros possam ser separados. Dessa maneira numa primeira etapa é utilizada a velocidade intervalar obtida depois da conversão das velocidades de GPR para estimar o conteúdo de água. Numa etapa seguinte esses resultados são combinados com medidas de resistividade elétrica que recuperam propriedades da água como sua condutividade, permitindo assim delinear regiões anômalas. Por último são então repetidas campanhas de

aquisição de dados GPR em intervalos de tempo, com o objetivo de monitorar a estabilidade das determinações dessas velocidades. Assim, as anomalias que se mantêm estacionárias no tempo são atribuídas à argila enquanto aquelas que sofrem variação são interpretadas como evidências da difusão da solução contaminante na água subterrânea.

Através das medidas desses parâmetros e das combinações realizadas, pode-se obter um melhor entendimento do significado físico das velocidades originais do dado de GPR, que podem ser obtidas ou através dos procedimentos clássicos de NMO, ou pelo método aqui usado, denominado *common reflection surface* ou CRS. O método CRS é segundo Tygel e Perroud (2003) uma técnica sísmica de imageamento em tempo que fornece também atributos relacionados com o modelo em subsuperfície. Esses atributos são expressos em termos de curvatura de frente de onda e ângulo de emergência, que podem ser combinados para estimar velocidades RMS dentro da parte iluminada do modelo de subsuperfície. Estes atributos são escolhidos pelo algoritmo tendo como critério a máxima coerência encontrada. Sendo assim foi estabelecida uma margem mínima de coerência a ser atingida, fazendo com que faixas de atributos sejam descartados por não atingirem esse valor mínimo. Além disso, atributos que são obtidos através de empilhamento de um número mínimo de traços também são descartados. Dessa maneira a seção empilhada final contendo cada atributo apresenta regiões com ausência de valores.

A simulação estocástica é um método que pode ser utilizado para realizar o preenchimento de imagens que possuam regiões com ausência de dados, como o caso do mapa de velocidade proveniente dos dados de GPR utilizados nesse trabalho. A simulação estocástica é uma técnica geoestatística com vasta aplicação na geociência. O objetivo da simulação estocástica é reproduzir as heterogeneidades criando um conjunto de cenários equiprováveis (Deutsch & Journel, 1998). Em termos matemáticos, o método de simulação mais conveniente é o seqüencial gaussiano, pois todas as sucessivas distribuições condicionais de cada valor simulado são gaussianas com parâmetros determinados pela solução de sistema de krigagem simples. O método de simulação seqüencial gaussiana tem se tornado muito popular em aplicações geológicas e hidrogeológicas, por ser computacionalmente eficiente e pelo fato das simulações obtidas honrarem tanto o histograma dos dados como a sua variabilidade espacial através da variabilidade espacial através do variograma.

O objetivo desse trabalho é reconstruir o mapa de velocidade obtido a partir de um conjunto de dados de GPR reais de multi-cobertura utilizando para isso a simulação seqüencial gaussiana. Através dessa metodologia espera-se reproduzir as características presentes nas regiões que possuem informações. A escolha da simulação estocástica como método para a realização do preenchimento do mapa de velocidade proveniente do processamento CRS é feita baseada no fato que através da simulação preservam-se as estatísticas do dado original, reproduzindo assim as heterogeneidades de interesse, enquanto que em métodos de interpolação e estimativa como a krigagem, ocorre uma suavização dos dados o que não é interessante quando se pretende representar toda a variabilidade contida na informação inicial.

### Metodologia

Através do uso de técnicas mais completas de modelagem e do desenvolvimento de novos algoritmos de processamento os geofísicos estão aptos a vencer as limitações dos métodos clássicos de imageamento sísmico, reduzindo assim os custos e proporcionando dados de alta qualidade para as etapas seguintes como a de interpretação sísmica.

O método do Common Reflection Surface (CRS) é uma das generalizações das técnicas clássicas como o NMO. O CRS usa o tempo de trânsito hiperbólico, aqui escrito da seguinte forma:

$$t_{\text{hyp}}(x_m, h)^2 = \left[ t_0 + \frac{2 \sin \alpha}{v_0} (x_m - x_0) \right]^2 + 4 \left[ \frac{h^2}{v_{\text{NMO}}^2} + \frac{(x_m - x_0)^2}{v_{\text{PST}}^2} \right] \quad (1)$$

A equação 1, considera três parâmetros físicos denominados  $x_0$ ,  $t_0$  e  $v_0$ . A coordenada  $x_0$  especifica o ponto na linha sísmica onde o par fonte-receptor coincidente está localizado. O tempo de trânsito  $t_0$  representa o tempo da reflexão primária de afastamento nulo que pertence ao ponto central  $x_0$ . Finalmente  $v_0$  denota a velocidade do meio também no ponto central  $x_0$ . Além dessas três quantidades fixas, a equação 1 depende de três parâmetros,  $\alpha$ ,  $v_{\text{NMO}}$  e  $v_{\text{PST}}$ . Aqui, a  $v_{\text{NMO}}$  é a já conhecida velocidade de NMO. O parâmetro  $\alpha$  representa o ângulo de emergência do raio de afastamento nulo no ponto central  $x_0$ . A velocidade  $v_{\text{PST}}$  é referida à situação de afastamento nulo e tem o mesmo significado da velocidade de NMO na situação de CMP. Na prática a seção de afastamento nulo, não disponível é derivada dos tempos de trânsito das CMPs por empilhamento, dessa maneira a  $v_{\text{PST}}$  é referida como velocidade de pós-empilhamento do tempo de trânsito hiperbólico. Como resultado da aplicação do método CRS são obtidas as seguintes funções definidas numa malha de pontos ( $x_0$ ,  $t_0$ ) das localizações dos traços de afastamento nulo e das amostras temporais de afastamento nulo: (a) o valor empilhado; (b) o valor da coerência do empilhamento; (c) a velocidade de NMO; (d) a seção de ângulo  $\alpha$  e (e) a velocidade  $v_{\text{PST}}$ . Devido à restrições impostas no grau de coerência e no número mínimo de traços a serem empilhados, a seção final resultante do método CRS apresenta regiões sem informação, neste ponto apresenta-se como solução para

reconstruir a imagem resultante do método CRS, a simulação estocástica.

A simulação seqüencial gaussiana foi o método utilizado neste trabalho para realizar a reconstrução da imagem de velocidade proveniente do método CRS. Ela é a aplicação dos princípios da simulação seqüencial para a função randômica com distribuição gaussiana. Para que quaisquer tipos de função randômicos possam ser aplicados na simulação seqüenciais gaussianas, é necessário fazer a transformação dessa variável em uma função gaussiana multivariada estacionária. Essa transformação é válida desde que se preserve o modelo de covariância. Uma vez satisfeita essa condição à função randômica em estudo pode ser simulada por meio da simulação seqüencial gaussiana da seguinte forma (Goovaerts, 1997):

- (I) Transformação dos z-dados da distribuição de amostras disponíveis para uma distribuição gaussiana multivariada e modelagem do variograma desses dados transformados;
- (II) Definição de um caminho aleatório que passe por todos os pontos a serem simulados;
- (III) Em cada ponto, construir a função de distribuição condicional para o ponto, baseada nos pontos vizinhos com amostras originais e previamente simuladas. A função de distribuição cumulativa condicional (ccdf) é caracterizada pela média e pela variância de estimativa calculada pela krigagem simples;
- (IV) Sorteio de um valor simulado dessa função de distribuição;
- (V) Adição do valor simulado ao conjunto de amostras, mais os pontos simulados anteriormente;
- (VI) Repetição do procedimento para todos os pontos;
- (VII) Transporta os valores simulados sistematicamente de volta ao espaço original, aplicando de maneira inversa a mesma função aplicada em (I), permitindo confrontar o conjunto de realizações com o modelo de histograma dos dados.

Esse procedimento será repetido tantas vezes quantas forem às realizações geradas. Através dessas etapas é realizada a simulação seqüencial gaussiana, sendo que esse procedimento é repetido quantas vezes forem necessários gerando assim um número de realizações definidas pelo usuário, que ao final podem ser analisadas sobre diferentes aspectos. Os produtos mais comuns obtidos pela simulação seqüencial gaussiana são mapas de probabilidade, onde os dados são estudados de acordo com um limite, mapa de desvio padrão onde se pode analisar as regiões quanto a confiabilidade na repetitividade dos dados e a média das simulações, onde numa única imagem é representada a média de todas as

realizações efetuadas. A escolha de qual produto será utilizado depende primariamente do objetivo do estudo..

### Resultados e Análises

Dados GPR de multi-cobertura não são comuns de serem encontrados uma vez que a maioria dos sistemas de aquisição possuem somente um canal. Da mesma maneira que na sísmica, o método GPR fornece uma imagem em tempo da subsuperfície. Para este estudo foi usado um equipamento Ramac de 24 canais com dois pares de antena de 200 MHz. A cobertura de multi-afastamento foi obtida repetindo o perfil com 4 antenas montadas num suporte de PVC com espaçamento variável. Foram obtidos 28 diferentes afastamentos a cada 0.2m, de 0.6 a 6m, para cada CMP espaçada de 0.1m num perfil com 55m de comprimento. Os traços forma amostrados em 0.15 microssegundos, o que corresponde a uma penetração de 6 m com velocidade média de  $0.7510^8$  m/s. Esses procedimentos foram repetidos em intervalos de tempo com o objetivo de monitorar as mudanças nas propriedades da água subterrânea. O dado final obtido após uma seqüência padrão de processamento foi amostrado em famílias CMP para a estimativa da velocidade e para empilhamento. A Figura 1 mostra um exemplo de uma seção CMP.

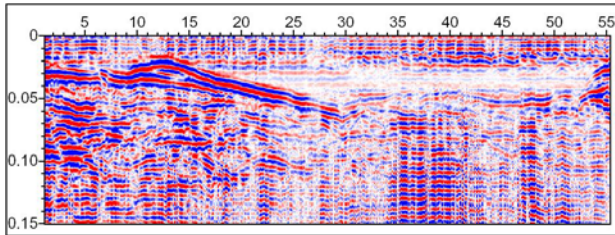


Figura 1: Seção CMP para afastamento de 1m.

Após a aplicação do método CRS que como já foi mencionado aplica certos limites para a coerência e para o número mínimo de traços a serem considerados, a seção da Figura 1, apresenta-se como mostrada na Figura 2.

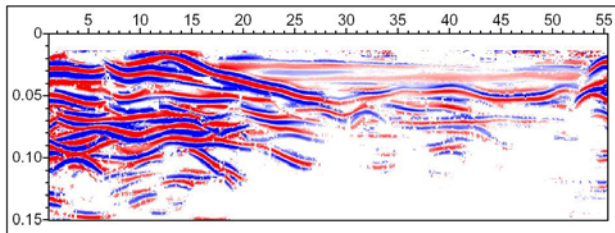


Figura 2: Seção empilhada limpa obtida após a otimização através do método CRS.

De acordo com o objetivo proposto por esse trabalho, é aplicada a técnica geoestatística de simulação seqüencial gaussiana para preencher as regiões ausentes de informação identificada no campo de velocidade proveniente da Figura 2. Assim, a Figura 3 mostra o campo de velocidade que representa o conjunto de dados utilizado neste trabalho.

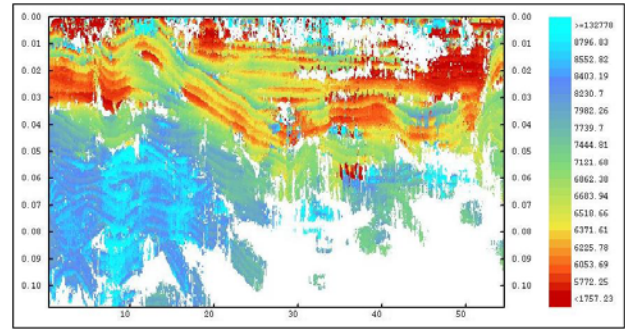


Figura 3: Campo de velocidade obtido após otimização do método CRS.

Dessa maneira, de posse do conjunto de dados passa-se à análise dos mesmos, para a realização da simulação seqüencial gaussiana. Através de uma análise visual da imagem da Figura 3, pode-se notar duas regiões distintas no campo de velocidade, essas duas regiões se tornam nítidas quando se observa o histograma da imagem, esse é mostrado na Figura 4.

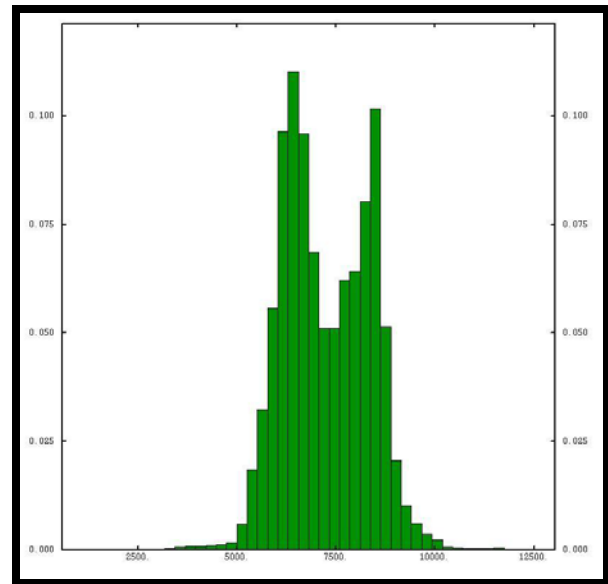


Figura 4: Histograma mostrando as regiões de baixa e alta velocidade da Figura 3.

A existência dessas duas regiões distintas tem grande influência na construção do variograma da imagem. Quando se faz o variograma da imagem inteira, mesmo sabendo-se que existe uma variação nos dados, o que é observado devido a estratificação horizontal esse variograma não apresenta essa variação. Esse efeito acontece pelo fato da região de alta e de baixa velocidade se complementarem não apresentando variabilidade para a imagem como um todo. Esse efeito é mostrado pela Figura 5.

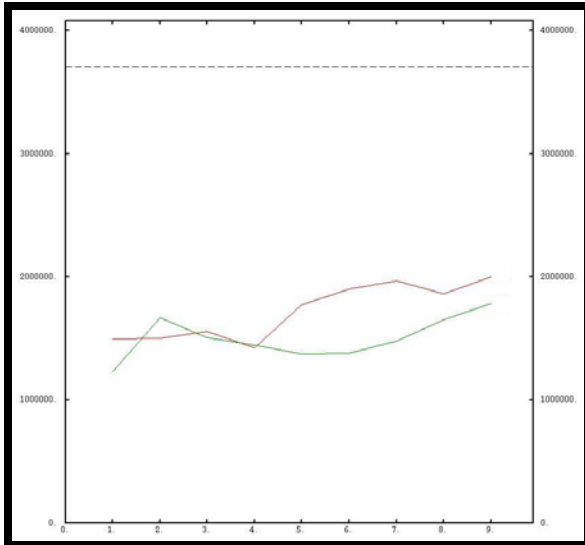


Figura 5: Variograma relativo a Figura 3, mostrando a ausência de variabilidade devido ao caráter não estacionário da imagem do campo de velocidade.

Assim uma maneira encontrada para contornar esse problema, foi construir variogramas separadamente nas regiões de alta e baixa velocidade. Após isso se verificou que quando analisadas separadamente essas regiões apresentam a variabilidade esperada já que essa é presente na imagem, decidiu-se então utilizar o variograma da porção superior da imagem referente à região de baixa velocidade.

Como anteriormente descrito a primeira etapa a ser realizada antes da simulação estocástica é a transformação dos dados originais para o espaço gaussiano, essa transformação é feita através de uma função de anamorfose. A Figura 6 apresenta o histograma dos dados transformados, onde se pode verificar a distribuição gaussiana dos mesmos encontrada no intervalo de  $-5$  a  $5$ .

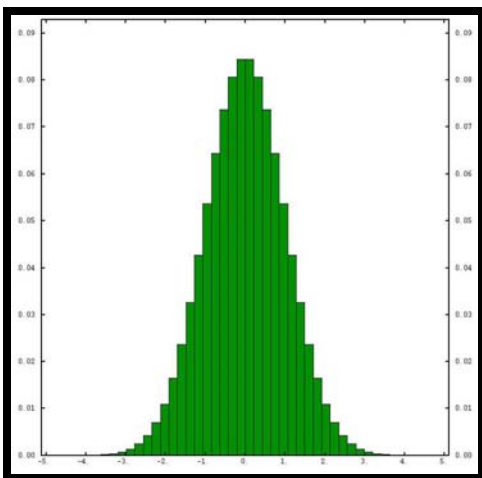


Figura 6: Histograma dos dados transformados para o espaço gaussiano.

Após à anamorfose dos dados a próxima etapa é a modelagem do variograma a ser utilizado no processo de

simulação. O variograma modelado utilizado neste trabalho é apresentado na Figura 7.

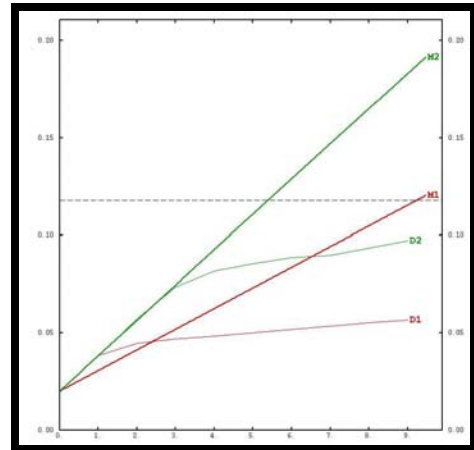


Figura 7: Variograma modelado utilizado no processo de simulação seqüencial gaussiana.

Com todos os parâmetros definidos procedeu-se então à simulação seqüencial gaussiana condicional. A Figura 8 e mostra o resultado de uma realização aleatória proveniente da simulação.

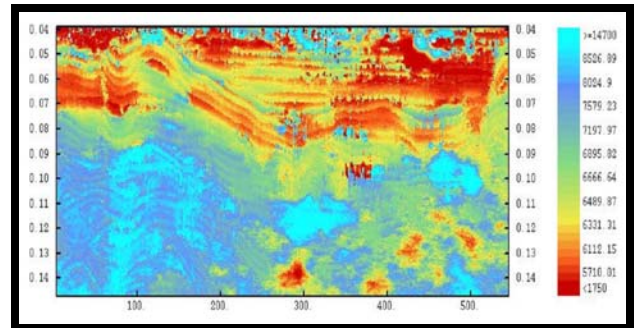


Figura 8: Resultado de uma realização da simulação estocástica do campo de velocidade.

A partir do conjunto de simulações realizadas, pode-se fazer a média dessas simulações e estudar também o desvio padrão das imagens geradas. A Figura 9 mostra a média das 50 simulações realizadas para o campo de velocidade e a Figura 10 mostra o mapa de desvio padrão dessas 50 simulações.

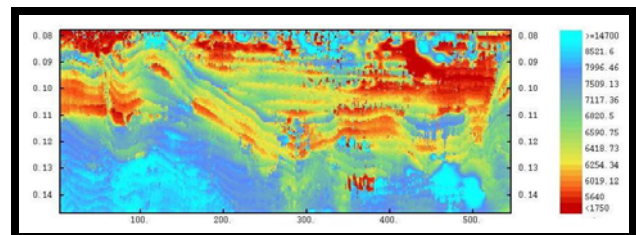


Figura 9: Média das 50 simulações realizadas para o campo de velocidade.



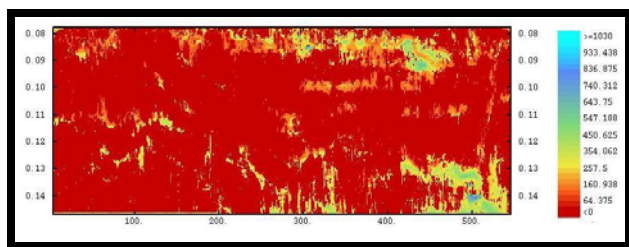


Figura 10: Desvio padrão calculado a partir das 50 simulações para o campo de velocidade.

Através da análise realizada nos resultados acima exibidos, pode-se observar que a variabilidade geral da imagem foi mantida no resultado da simulação. Devido ao fato de ser uma simulação condicionada aos dados existentes, pode-se observar também o preenchimento de forma satisfatória da imagem, ou seja, em regiões de alta velocidade esses valores foram mantidos e em regiões que possuíam baixa velocidade esses valores foram também respeitados, além de não ter sido observada nenhuma suavização nas imagens simuladas se comparada com a imagem original, ou seja, as estratificações horizontais foram reproduzidas.

Ao se analisar o resultado referente ao desvio padrão, observa-se que de maneira geral esse é baixo. Na região inferior direita da Figura 10 pode-se observar valores maiores do desvio padrão. Esses valores estão relacionados ao fato dessa área apresentar a menor quantidade de dados condicionantes, ou em outras palavras, essa região apresenta a maior área sem informação.

### Conclusão

Pode-se concluir com a realização desse trabalho a grande utilidade da simulação estocástica no que diz respeito ao preenchimento de imagens de campo de velocidade originados de levantamentos GPR de multi-cobertura, processados através do método CRS que inerentemente apresenta como resultado final, regiões com ausência de dados devido a limites no grau de coerência e no número de traços mínimos a serem empilhados. Vale ressaltar a vantagem do método de simulação estocástica sobre os métodos de estimativa como a krigagem no processo de reconstrução de imagens principalmente quando aplicados à imagens não estacionárias, neste caso se fosse utilizada a krigagem a imagem apresentaria uma suavização que de certa forma não condiz com a realidade observada na imagem original. Quando se utiliza a simulação estocástica as heterogeneidades e a variabilidade da imagem original é conservada, gerando assim resultados mais condizentes com a realidade. Dessa maneira com a imagem do campo de velocidade totalmente preenchida pode-se realizar a integração de medidas de laboratório e prever a quantidade de contaminante na água subterrânea. Como observação final pode-se concluir que o método de simulação seqüencial gaussiana pode ser utilizado em qualquer estudo em que se tenha situações com perda de informação, como à aqui aplicada e que respeite a hipótese de não estacionaridade ou seja, uma imagem ou conjunto de dados pode ser chamado de estacionário quando qualquer subconjunto desse dado ou dessa

imagem reproduz a estatística do dado inteiro. O que se observou nesse exemplo é que a imagem do campo de velocidade pode ser considerada localmente estacionária, nas regiões previamente discutidas de altos e baixos valores. Porém como num todo a imagem é não estacionária, assim o método de simulação seqüencial gaussiana consegue reproduzir as heterogeneidades referentes às diferentes regiões, o que valida sua aplicação em situações semelhantes.

### Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer às seguintes organizações pelo suporte financeiro: Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), 02/06590-0 (H. Perroud) and 01/01068-0 (M. Tygel) e Agência Nacional do Petróleo (ANP), ANP-PV/PRH15 (R. Portugal).

### Referências Bibliográficas

- Tygel, M.; Perroud, H.; Velocity Estimation by the CRS Meted: A GPR Real Data Example.
- Goovaerts, P.; Geostatistics for natural Resources Evaluation, Oxford University Press, New York, 483p, 1997.
- Deutsch, C., V. & Journel, A., G.; GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide, Oxford University Press, New York, 2ª Edição, 369p. 1998.