

## CONDICIONAMENTO DE IMAGENS GEOESTATÍSTICAS DE RESERVATÓRIOS A DADOS DE TESTE DE FORMAÇÃO

**Luciane Bonet**

PETROBRAS/CENPES/DIGER/SIGER

Cidade Universitária, Quadra 7, Ilha do Fundão

CEP: 21949-900, Rio de Janeiro, RJ, Brasil

**José Roberto Pereira Rodrigues**

PETROBRAS/CENPES/DIGER/SIGER

Cidade Universitária, Quadra 7, Ilha do Fundão

CEP: 21949-900, Rio de Janeiro, RJ, Brasil

***Resumo.** Atualmente, a ênfase em pesquisa e aplicações práticas em caracterização de reservatórios reside na integração de diversas fontes de dados com o objetivo de gerar descrições de reservatórios mais precisas. No entanto, a maioria das técnicas disponíveis somente nos permitem utilizar dados provenientes de fontes limitadas. Usualmente, amostras de testemunhos, perfis de poços, dado sísmico e informação geológica são incorporados ao modelo do reservatório. Dados valiosos, tais como resultados de teste de formação, não são incluídos.*

*Este trabalho faz uma revisão sobre as metodologias para incorporação de dados de teste de formação na modelagem geoestatística das heterogeneidades do reservatório mais citadas na literatura. São destacadas tanto as limitações como os potenciais benefícios destes métodos. Ao final, resumem-se alguns exemplos de resultados encontrados.*

***Palavras-chave:** Otimização, Simulação condicional geoestatística, Teste de formação, Caracterização de reservatórios, Problema inverso*

### 1. INTRODUÇÃO

A modelagem geoestatística das heterogeneidades do reservatório tem sido largamente utilizada por geólogos e engenheiros no preenchimento das malhas de simulação de reservatórios. Estes modelos geoestatísticos são constituídos de fácies ou objetos geológicos e são construídos através de algoritmos de simulação que refletem as principais características da geologia dos depósitos. A incorporação de dados dinâmicos no modelo descritivo do reservatório pode ser bastante valiosa, pois reduz a incerteza associada ao modelo fornecendo uma melhor condição para estudos de simulação (minimiza o tempo necessário para o ajuste de histórico) e gerenciamento da jazida.

A solução do problema de condicionamento do modelo do reservatório a dados dinâmicos pode ser alcançada por duas abordagens distintas:

- Em uma primeira abordagem, uma vez que a distribuição espacial de fácies tenha sido gerada, satisfazendo a informação estática (dados geoestatísticos), os parâmetros petrofísicos da malha (permeabilidade e porosidade) podem ser calculados de modo que o modelo numérico do teste de pressão ajuste os dados de teste. Este procedimento, conhecido como processo seqüencial, tem sido investigado em alguns trabalhos (Blanc *et al.*, 1996, Schildberg *et al.*, 1997).
- Em uma segunda abordagem, conhecida como processo simultâneo, o algoritmo de simulação geoestatística é modificado de maneira a integrar os dados dinâmicos ao longo do processo numérico. O objetivo é gerar uma distribuição de propriedades do reservatório de modo que sejam satisfeitos simultaneamente as informações de dados de teste e do variograma. Diversas tentativas nesta linha tem sido apresentadas (Oliver, 1994, Randy, 1995, Chu *et al.*, 1995a, Landa *et al.*, 1996).

Este artigo descreve o problema de condicionamento de imagens geoestatísticas a dados dinâmicos como um problema inverso clássico e mostra os componentes básicos necessários a sua solução. Não houve a pretensão de realizar uma revisão exaustiva e que cobrisse todos os métodos de solução. O objetivo aqui foi mais modesto e prático. Examina-se, em particular, dois algoritmos para condicionamento de imagens geoestatísticas cada um associado a uma das abordagens descritas acima.

## 2. O PROBLEMA INVERSO E OS COMPONENTES NECESSÁRIOS À SUA SOLUÇÃO

O problema de incorporação de dados estáticos e dinâmicos na descrição de reservatórios envolve a solução de um problema inverso clássico no qual se deseja determinar propriedades petrofísicas tais como permeabilidade e porosidade que ajustem um determinado comportamento de reservatório. A solução deste problema pode ser vista como um processo de otimização, cujo princípio básico consiste na minimização de uma função objetivo, que quantifica a diferença entre os resultados simulados e os dados medidos, através de modificações iterativas dos parâmetros do modelo, até que um critério de convergência seja satisfeito.

Os três componentes básicos no processo de inversão são: a função objetivo, o algoritmo de otimização e o simulador numérico dos testes de pressão. Eles serão detalhados a seguir.

**Função objetivo.** A função objetivo define o critério de ajuste e mede a discrepância entre os resultados simulados e os dados medidos. Uma formulação proposta na literatura que baseia-se no formalismo Bayesiano tem sido aplicada em diversos trabalhos na área de condicionamento de modelos geológicos a dados dinâmicos (Oliver, 1994, Roggero *et al.*, 1996, He *et al.*, 1997). Nesta formulação, a função objetivo adotada no processo de otimização é composta, em sua forma mais geral, por três componentes. A primeira delas está associada à discrepância entre os valores de pressão de fluxo de fundo calculados e observados, a segunda associada à discrepância entre os valores da derivada da pressão calculados e observados e a terceira associada à informação geológica prévia.

As duas primeiras parcelas podem ser expressas como

$$\sum_{k=1, no} w_k (\alpha_k^o - \alpha_k^c)^2 \quad (1)$$

onde  $n_o$  é o número de dados observados,  $\alpha'$  é um vetor contendo os dados observados (pressão ou derivada),  $\alpha$  é um vetor contendo os dados calculados (pressão ou derivada) e  $w$  é um vetor contendo os pesos aplicados a cada dado observado.

Assumindo uma distribuição Gaussiana para os parâmetros de reservatório, a parcela para inclusão da informação geológica prévia pode ser expressa por

$$(m - m_o)^T C_M^{-1} (m - m_o) \quad (2)$$

onde  $m$  é um vetor que representa os parâmetros de reservatório a serem determinados,  $m_o$  é o vetor de estimativas das médias dos parâmetros do modelo *a priori* e  $C_M$  é a matriz de correlação espacial dos parâmetros. A inclusão deste último termo na função objetivo permite considerar a informação geológica existente previamente o que amplia a qualidade do modelo ajustado.

A consideração destas três parcelas caracteriza a abordagem simultânea. Na abordagem sequencial, somente as duas primeiras parcelas da função objetivo são consideradas.

Se as incertezas em relação as pressões medidas bem como em relação ao modelo geológico prévio forem assumidas como Gaussianas, o significado estatístico da função objetivo pode ser interpretado por meio do formalismo Bayesiano como uma função de densidade de probabilidade *a posteriori*. O mínimo valor da função objetivo dos mínimos quadrados é diretamente relacionado ao máximo desta distribuição de densidade de probabilidade (Tarantola, 1987, Bonet-Cunha *et al.*, 1996, Oliver *et al.*, 1997). Visto desta forma a solução do problema inverso permite quantificar as incertezas associadas ao modelo obtido.

**Simulador Numérico.** O escoamento de um fluido pouco compressível através de um meio poroso heterogêneo, pode ser modelado por uma equação diferencial parcial que determina o comportamento de pressão do fluido no meio poroso ao longo do tempo (Aziz & Settari, 1987).

Soluções analíticas têm sido de longa data extensivamente usadas por engenheiros de reservatório para interpretação dos resultados de testes de formação. Desde então, muitos trabalhos têm sido desenvolvidos com o intuito de permitir considerar modelos de reservatórios, geometria de poços e programações de testes mais complexos. Apesar da diversidade de soluções existentes que contemplam um determinado nível de complexidade, existem situações nas quais as soluções analíticas não são aplicáveis. Modelos de reservatórios gerados a partir de simulações geoestatísticas se encaixam nesta classe de problemas. Nestas situações, um programa de simulação numérica deve ser utilizado e é parte fundamental do processo de inversão. Tipicamente, são utilizadas diferenças finitas na discretização das equações de fluxo (Aziz & Settari, 1987).

**Algoritmo de Otimização.** Técnicas para otimização não-linear podem ser convenientemente classificadas em dois grupos. Métodos do primeiro grupo necessitam da informação local do gradiente da função do objetivo para melhorar a partir de um modelo inicial de uma forma iterativa. Incluídos nesta classe estão os conhecidos métodos de inversão de matriz tais como mínimos quadrados e suas variantes, e também métodos do gradiente tal como *steepest-descent*, Gauss-Newton, Levenberg-Marquardt, Davidon-Fletcher-Powell (Gill, *et al.*, 1981). A segunda classe de métodos não requer informação da derivada e sim utilizam processos heurísticos para pesquisar o espaço de modelos e encontrar melhores modelos. *Simulated Annealing*, algoritmos genéticos e redes neurais são exemplos de alguns destes métodos (Cerny, 1985, Aarts & Korst, 1989).

Neste trabalho, ambos algoritmos analisados se baseiam em métodos do primeiro grupo para a solução do problema inverso. Faz-se, então, necessário o conhecimento dos gradientes da pressão de fluxo de fundo de poço em relação aos parâmetros do reservatório, cujo cálculo eficiente é um fator crucial para o bom desempenho do algoritmo de otimização. Existem diversos métodos de cálculo destes gradientes.

O primeiro deles se baseia na aproximação do gradiente por diferenças finitas. A derivada da pressão de fluxo de fundo  $P_w$  em relação a um parâmetro genérico  $m_i$  é a diferença entre duas pressões simuladas calculadas para valores próximos do parâmetro  $m_i$ ,

$$\frac{\partial P_w}{\partial m_i} \cong \frac{P_w(m_1, \dots, m_i + \Delta m, \dots, m_N, t) - P_w(m_1, \dots, m_i, \dots, m_N, t)}{\Delta m}, \quad (3)$$

onde  $m_1, \dots, m_N$  representam os parâmetros do reservatório e  $\Delta m$  é a perturbação imposta ao parâmetro  $m_i$ . Este método, conhecido como método da perturbação, é um método de força bruta difícil de ser gerenciado, pois a qualidade dos gradientes calculados depende da seleção do intervalo  $\Delta m$ .

Um outro método, bastante reportado na literatura e que é a base dos algoritmos aqui analisados, tira proveito da matriz que é calculada para determinar a evolução do campo de pressões ao longo do tempo. A depender do esquema numérico selecionado, parte do tempo computacional necessário para a determinação dos gradientes pode ser economizado, uma vez que a matriz envolvida é a mesma que é utilizada para o cálculo da pressão (Chu *et al.*, 1995b, Killough *et al.*, 1995). Usualmente, o simulador que efetua a simulação numérica do teste de pressão, calcula e fornece os dados de pressão de fundo de poço também calcula os gradientes necessários

### 3. ABORDAGEM DE CONDICIONAMENTO SEQUENCIAL

Um exemplo é apresentado aqui para ilustrar a aplicação do algoritmo de condicionamento sequencial analisado (Blanc *et al.*, 1996). Os dados de entrada para este algoritmo consistem no mapa de distribuição espacial das fácies (gerado de modo a satisfazer um determinado variograma) e nos dados de pressão e/ou derivada versus tempo observados nos poços. O objetivo é determinar, para uma distribuição de fácies fixa, os valores de propriedades petrofísicas (permeabilidade e/ou porosidade) de cada fácies e skin que satisfazem a informação dos testes. Para tanto, os parâmetros do modelo são modificados de uma maneira iterativa através de um método de otimização baseado no método dos gradientes, de modo a ajustar os dados observados. A qualidade do ajuste entre os dados observados e calculados é avaliada através de uma função objetivo que relaciona a discrepância nos dados de pressão e nos dados de derivada.

O modelo de reservatório considerado neste caso é um modelo bidimensional de 2500 metros por 2500 metros com uma espessura constante de 15 metros.

O modelo geológico é constituído de três fácies distintas e foi construído usando o programa de simulação geoestatística Sisimpdf, que é parte da biblioteca GSLIB (Deutsch & Journel, 1992). O mapa de fácies correspondente ao modelo é mostrado na Fig. 1. As porosidades das três fácies são iguais a 0,3. As compressibilidades totais são também constantes e iguais a  $10^{-5} \text{ bar}^{-1}$ .

O poço, que tem um raio de 7,85 cm, é completado ao longo de toda a espessura do reservatório e tem um coeficiente de estocagem de  $10^{-2} \text{ m}^3/\text{bar}$ . Está localizado a 975 m da fronteira esquerda do reservatório e a 1675 m da fronteira inferior, como indicado na Fig. 1. O reservatório, na área do poço, é constituído de fácies 2.

O modelo matemático é feito de 2500 células: 50 blocos na direção X e 50 blocos na direção Y.

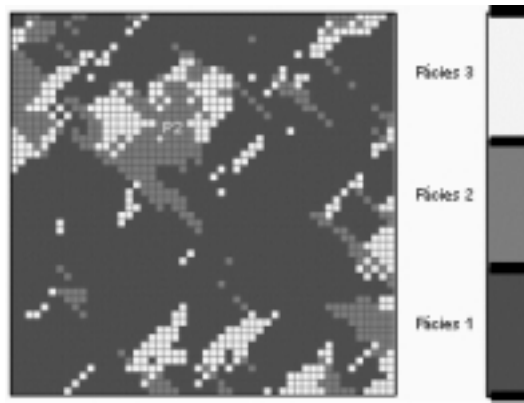


Figura 1 - Mapa de fácies.

O teste de formação consiste em um *drawdown* (teste de fluxo) sintético gerado com um programa de simulação numérica. Para esta simulação numérica, os valores das permeabilidades das fácies 1, 2 e 3 e do *skin* fornecidos foram de 30mD, 700mD e 300 mD e  $-1,5$ , respectivamente. É este conjunto de valores que se espera recompor após o processo de inversão. Uma vazão constante de  $100 \text{ m}^3/\text{d}$  foi mantida por 139 horas. A pressão de referência e sua derivada estão ilustradas na Fig. 2.

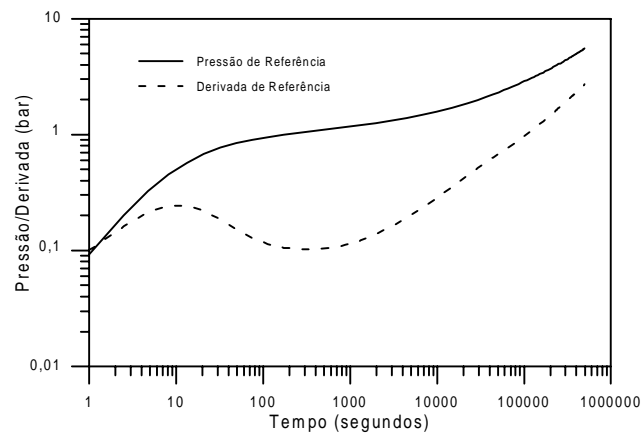


Figura 2 - Pressão e derivada de referência.

Os parâmetros para o processo de inversão são as permeabilidades das três fácies e o *skin*. As estimativas iniciais para as permeabilidades das três fácies foram de 600 mD para todas elas e restringidas entre 1mD e 2000 mD. Esta estimativa corresponde à permeabilidade calculada a partir da curva da derivada da pressão no trecho do regime de fluxo radial após o final do efeito de estocagem como ilustrado na Fig. 2. A estimativa inicial para o valor do *skin* foi 0. O valor do *skin* foi restrito entre  $-5$  e  $5$ . Os resultados do cálculo dos gradientes correspondentes aos parâmetros de permeabilidade da estimativa inicial estão representados na Fig. 3.

O gráfico dos gradientes de pressão no poço em relação as permeabilidades mostra claramente que a permeabilidade da fácies 2 é a que tem a maior influência na pressão no poço, seguida da permeabilidade da fácies 1 e depois da fácies 3. Este resultado não é surpreendente, uma vez que o poço é localizado na área onde a fácies 2 é predominante. Mesmo assim, este tipo de informação pode ser muito útil para analisar resultados de uma

simulação numérica. Os gradientes podem ser utilizados como uma ferramenta de diagnóstico pelo engenheiro de reservatórios, mesmo se um processo de inversão não for aplicado.

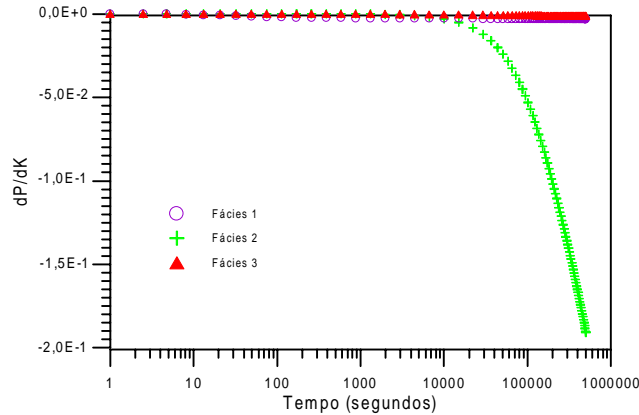


Figura 3 - Valores dos gradientes  $dP/dK$  na estimativa inicial.

A convergência do processo de otimização é bastante rápida, como mostrado na Tabela 1 e Figs. 4a e 4b. Quatro iterações foram necessárias para atingir o conjunto ótimo de parâmetros correspondente à permeabilidade das três fácies e ao *skin*. A qualidade do ajuste, ilustrada na Fig. 4b, corresponde a um erro médio bastante baixo, de  $1,81 \times 10^{-3}$  bar entre o dado de referência e o dado calculado.

Tabela 1. Resultados do processo de inversão

# iter	K Fc1 (mD)	K Fc2 (mD)	K Fc3 (mD)	skin	F (bar <sup>2</sup> )
0	600	600	600	0	$4,06 \times 10^2$
1	21,03	677,45	935,44	-1,293	$2,58 \times 10^1$
2	29,35	712,27	187,62	-1,410	$3,44 \times 10^{-1}$
3	30,02	704,65	284,34	-1,462	$2,12 \times 10^{-3}$
4	30,09	700,45	300,29	-1,488	$1,64 \times 10^{-6}$

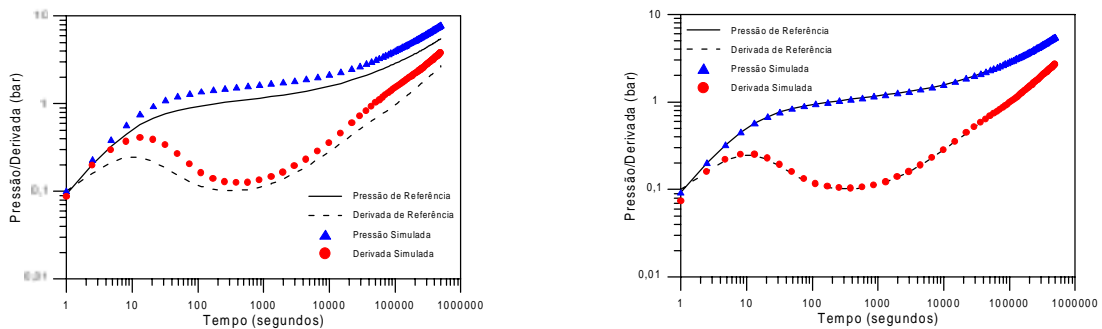


Figura 4 - Comportamento da pressão e derivada no processo de inversão: a) Iteração #1, b) Iteração #4.

#### 4. ABORDAGEM DE CONDICIONAMENTO SIMULTÂNEO

Um exemplo será aqui apresentado para ilustrar aplicações potenciais do algoritmo computacional de condicionamento simultâneo analisado. Os dados de entrada para este

algoritmo consistem fundamentalmente do variograma e dos dados de pressão e/ou derivada versus tempo observados nos poços. O objetivo é determinar a distribuição espacial no reservatório e os valores de propriedades petrofísicas (permeabilidade e/ou porosidade) e skin que satisfazem a informação dos testes, respeitando o variograma. Para tanto, os parâmetros do modelo são modificados de uma maneira iterativa através de um método de otimização baseado no método dos gradientes, de modo a ajustar os dados observados. A qualidade do ajuste entre os dados observados e calculados é avaliada através de uma função objetivo composta de duas parcelas – uma relaciona a discrepância nos dados de pressão e a outra o erro associado a informação estática (obtida a partir do variograma).

Neste exemplo sintético, um reservatório contendo nove poços e fronteiras selantes foi utilizado. Uma malha de simulação bi-dimensional com 21 blocos nas direções x e y, i.e., 441 blocos no total, foi usada. Uma vez que o objetivo é gerar imagens dos campos de permeabilidade e porosidade, o número total de parâmetros a serem determinados é de 882. A malha areal contém blocos de 30,5 m por 30,5 m, com uma espessura uniforme de 30,5 m, e é apresentada, juntamente com a localização dos poços, na Fig. 5. Assume-se um fluido pouco compressível com compressibilidade e viscosidades constantes. Os valores da compressibilidade total, viscosidade e raio dos poços são dados por  $C_t = 10^{-4} \text{ bar}^{-1}$ ,  $\mu = 0,8 \text{ cp}$  e  $r_w = 9 \text{ cm}$ , respectivamente.

O reservatório é isotrópico  $k_x = k_y = k_z = k$ . Assume-se que a distribuição de permeabilidade é log-normal com variância do log da permeabilidade de 0,5 e média dos valores de  $\ln(k)$  de 3,4. Assume-se também que o campo de permeabilidade é isotrópico e que a continuidade espacial pode ser descrita por um variograma esférico omnidirecional para o  $\ln(k)$  com um alcance de 168 m. A distribuição de porosidade é considerada com sendo normal com uma média de 0,25 e variância igual a 0,0025. A continuidade no campo de porosidade é igualmente descrita por um variograma esférico com alcance 168 m. Os campos de  $\ln(k)$  e de porosidade utilizados como imagens verdadeiras do reservatório foram obtidos através de simulação seqüencial Gaussiana (Deutsch & Journel, 1992) usando estes parâmetros geoestatísticos e são mostrados na Fig. 5. Todos os fatores de skin nos poços foram fixados em zero de modo que o procedimento de inversão foi utilizado somente para determinar as distribuições de porosidade e permeabilidade.

Dados sintéticos de pressão foram gerados com auxílio de um simulador de reservatórios usando os campos de permeabilidade e porosidade mostrados na Fig. 5. Os poços produziram com vazões de 56, 42, 50, 56, 112, 74, 40, 59 e 56  $\text{m}^3/\text{d}$  para os poços 1 a 9, respectivamente. Registraram-se 10 pontos de pressão para cada poço. Este dado de pressão sintético foi denominado o dado de pressão observado.

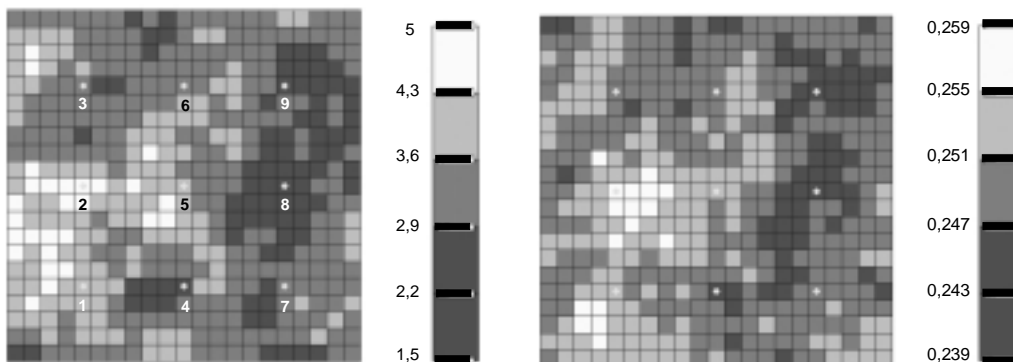


Figura 5 – Mapas de log-permeabilidade e porosidade (Imagens verdadeiras do reservatório).

Diversas rodadas do algoritmo de condicionamento foram executadas. Para cada uma delas, foi feita uma simulação seqüencial Gaussiana, variando-se o valor da semente de geração de números randômicos, e os campos de permeabilidade e porosidade gerados foram

utilizados como estimativa inicial para o algoritmo de condicionamento. Em todos os casos, conseguiu-se um ajuste perfeito entre os dados de pressão calculados e observados. As Figs. 6, 7 e 8 mostram os campos iniciais e os obtidos ao final do algoritmo de condicionamento para duas rodadas diferentes. Comparação destas figuras com a figura 5 mostra que as imagens geradas após o condicionamento aos dados de pressão apresentam as principais tendências das imagens verdadeiras do reservatório, especialmente no que se refere à permeabilidade.

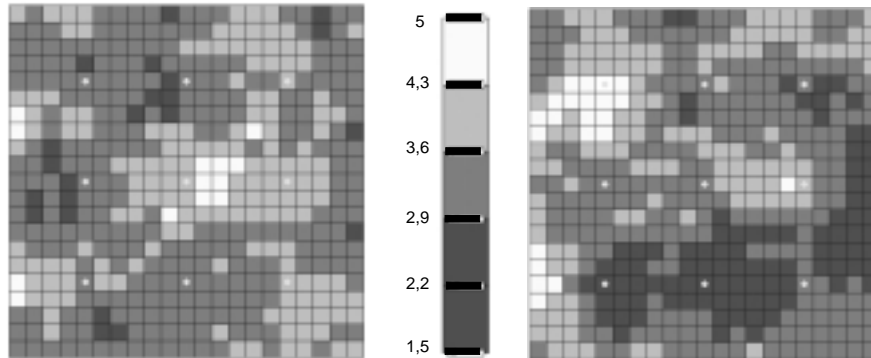


Figura 6 – Mapas de log-permeabilidade para o modelo inicial e final (caso 1).

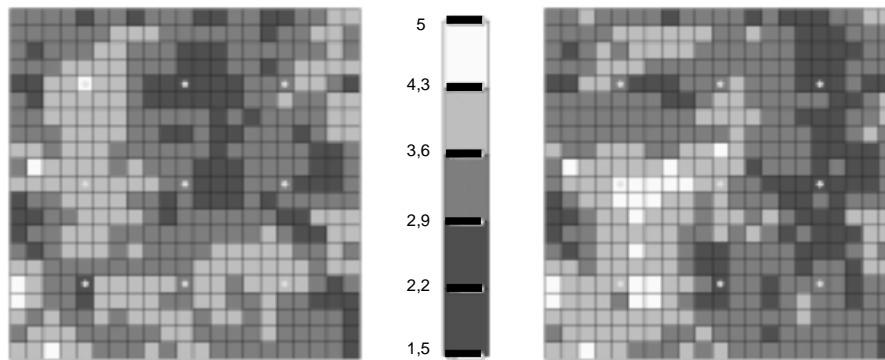


Figura 7 – Mapas de porosidade para o modelo inicial e final (caso 1).

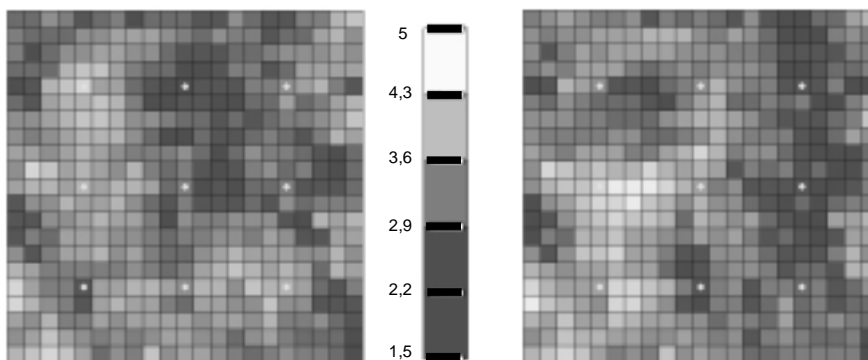


Figura 8 – Mapas de log-permeabilidade para o modelo inicial e final (caso 2).

## 5. CONCLUSÕES

Neste trabalho fez-se uma breve descrição de duas abordagens que têm sido bastante divulgadas na literatura para a solução do problema inverso de determinação de campos de



propriedades petrofísicas e fatores de skin de poços condicionados a dados de teste de pressão.

Na abordagem de condicionamento seqüencial, a idéia de se incorporar a informação dinâmica após ter sido satisfeita a componente estática, comumente expressa pelos dados de poços e variograma, parece interessante a princípio, uma vez que separa os dois aspectos do problema. O apelo da abordagem deve-se à sua simplicidade. Porém, é importante destacar que, se por um lado a separação em duas etapas simplifica o tratamento do problema, introduz uma limitação na metodologia. Nesta, a distribuição espacial não é uma incerteza no processo sendo considerada fixa ao longo do algoritmo de otimização. Com isto, o problema se reduz em complexidade permitindo a aplicação da metodologia para malhas refinadas. Como resultado desta simplificação é possível não se conseguir alcançar o ótimo global da função objetivo a ser minimizada. Faz-se necessário então, a aplicação da metodologia para imagens iniciais distintas o que pode, no balanço final, demandar um grande esforço computacional.

Na abordagem de condicionamento simultâneo, a questão de não-unicidade de solução do problema inverso também é considerada, já que o algoritmo se propõe a amostrar o espaço de possíveis imagens que satisfazem simultaneamente à geoestatística e aos dados de teste de pressão. Trata-se portanto de uma abordagem bastante completa, cujos resultados (campos de permeabilidade e porosidade condicionados à geoestatística e aos dados de teste) refletem corretamente as incertezas envolvidas em todo o processo de modelagem.

No geral, os dois algoritmos avaliados tem grande potencial, como demonstrado pelos exemplos. Os resultados obtidos mostram que os algoritmos testados podem se constituir em uma ferramenta valiosa aos engenheiros e/ou geólogos na análise de representações geológicas complexas e nos estudos de reservatórios, reduzindo a incerteza associada ao modelo e conseqüentemente fornecendo uma melhor condição para estudos de simulação. No entanto, apesar de terem sido bastante divulgadas na literatura, ambas as abordagens analisadas ainda podem ser consideradas tecnologias emergentes, com diversas questões em aberto.

## REFERÊNCIAS

- Aarts, E. & Korst, J., 1989, Simulated Annealing and Boltzmann Machines: A Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computing, John Wiley and Sons, Chichester.
- Aziz, K. & Settari, A., 1986, Petroleum Reservoir Simulation, Elsevier Applied Science Publishers, London and New York.
- Blanc, G., Guérillot, D., Rahon, D. & Roggero, F., 1996, Building Geostatistical Models Constrained by Dynamic Data - a Posteriori Constraints, artigo SPE 35478, 1996 SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Denver, CO, 6-9 out.
- Bonet-Cunha, L., Oliver, D.S., Redner, R.A. & Reynolds, A.C., 1996, Hybrid Markov Chain Monte Carlo Method for Generating Permeability Fields Conditioned to Multiwell Pressure Data and Prior Information, SPE 36566, 1996 SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Denver, CO, 6-9 out.
- Cerny, V., 1985, Thermodynamical Approach to the Traveling Salesman Problem: An Efficient Simulation Algorithm, Journal of Optimization Theory and Applications, vol. 45, pp. 41-51.
- Chu, L., Reynolds, A.C. & Oliver, D.S., 1995a, Reservoir Description from Static and Well-Test Data Using Efficient Gradient Methods, artigo SPE 29999, 1995 SPE International Meeting in Beijing, Beijing.

- Chu, L., Reynolds, A. C. & Oliver, D.S., 1995b, Computation of Sensitivity Coefficients for Conditioning the Permeability Field to Well-Test Pressure Data, *In Situ*, vol. 19, n. 2, pp. 179-223.
- Deutsch, C.V. & Journel, A.G., 1992, *Geostatistical Software Library and User's Guide*, Oxford University Press, London.
- Gill, P. E., Murray, W. e Wright, M. H., 1981, *Practical Optimization*, Academic Press, London.
- He, N., Oliver, D. S., & Reynolds, A. C., 1997, Conditioning Stochastic Reservoir Models to Well-Test Data, artigo SPE 38655, 1997 SPE Annual Technical Conference and Exhibition, San Antonio, Oct. 5-8.
- Killough, J.E., Sharma, Y., Dupuy & Bissell, R., 1995, A Multiple Right Hand Side Iterative Solver for History Matching, artigo SPE 29199, 13th SPE Symposium on Reservoir Simulation.
- Landa, J.L., Kamal, M.M., Jenkins, C.D. & Horne, R.N., 1996, Reservoir Characterization Constrained to Well Test Data: A Field Example, artigo SPE 36511, 1996 SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Denver, CO, 6-9 out.
- Oliver, D.S., 1994, Multiple Realizations of the Permeability Field from Well Test Data, University of Tulsa Centennial Petroleum Engineering Symposium (SPE), Tulsa, OK.
- Oliver, D.S., Bonet-Cunha, L. & Reynolds, A.C., 1997, Markov Chain Monte Carlo Methods for Conditioning a Permeability Field to Pressure Data, *Mathematical Geology*, vol. 29, n. 1.
- Randy Hwan, R., 1995, Well Test Analysis by Reservoir Simulation Coupled with a History Matching Program, artigo SPE 30217, Petroleum Computer Conference/1995, Houston, TX, 11-14 junho.
- Roggero, F. & Guerillot, D., 1996, Gradient Method and Bayesian Formalism Application to Petrophysical Parameter Characterization, 5th European Conference on the Mathematics of Oil Recovery, Leoben, Austria, 3-6 set.
- Schildberg, Y., Poncet, J., Bandiziol, D., Deboaisne, R., Laffont, F. & Vittori, J., 1997, Integration of Geostatistics and Well Test to Validate a Priori Geological Models for the Dynamic Simulation: Case Study. artigo SPE 38752, 1997 SPE Annual Technical Conference and Exhibition, San Antonio, Texas, 5-8 out.
- Tarantola, A., 1987, *Inverse Problem Theory, Methods for Data Fitting and Model Parameter Estimation*, Elsevier Science Publishers, Amsterdam.

## **CONDITIONING GEOSTATISTICAL OIL RESERVOIRS IMAGES TO WELL TEST DATA**

**Abstract.** *Present day focus and emphasis in reservoir engineering research and practical application lies in the integration of diverse sources of data for the purpose of generating accurate reservoir descriptions. However, the majority of the available techniques only allow us to use data from limited sources. Very often only core, well-log, seismic data and geological information are incorporated into the reservoir model. Valuable data, such as well test results, are often not included.*

*This work makes an overview of the methodologies most often encountered in the literature used to incorporate well test data in geostatistical models of reservoir heterogeneities. Both, limitations and potential benefits of these methods are highlighted. At the end, some examples are discussed.*

**Keywords:** *Optimization, Conditional geostatistical simulation, Well test, Reservoir characterization, Inverse problem*