



IBP1276_06

APLICAÇÃO DA GEOESTATÍSTICA NA AVALIAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DE RESERVATÓRIOS PETROLÍFEROS

Ana C. B. da Rocha¹, Francisco A. M. de Souza²

Copyright 2006, Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás - IBP

Este Trabalho Técnico foi preparado para apresentação na *Rio Oil & Gas Expo and Conference 2006*, realizada no período de 11 a 14 de setembro de 2006, no Rio de Janeiro. Este Trabalho Técnico foi selecionado para apresentação pelo Comitê Técnico do evento, seguindo as informações contidas na sinopse submetida pelo(s) autor(es). O conteúdo do Trabalho Técnico, como apresentado, não foi revisado pelo IBP. Os organizadores não irão traduzir ou corrigir os textos recebidos. O material conforme, apresentado, não necessariamente reflete as opiniões do Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás, seus Associados e Representantes. É de conhecimento e aprovação do(s) autor(es) que este Trabalho Técnico seja publicado nos Anais da *Rio Oil & Gas Expo and Conference 2006*.

Resumo

Desde a década de 70 sentiu-se a necessidade de descrever adequadamente os parâmetros do reservatório que mais interferem no escoamento de fluidos. Vários modelos e escalas de heterogeneidade foram propostos com o objetivo de definir as heterogeneidades, como também as incertezas inerentes ao conhecimento do reservatório. Dentre as técnicas de obtenção de dados com a finalidade de avaliar uma jazida petrolífera, podemos destacar a perfilagem, pelo seu baixo custo em relação às demais técnicas. Através dela, é obtida uma série de dados dos poços, chamados perfis, cuja interpretação permite uma avaliação da formação geológica em estudo. A Geoestatística enfatiza o contexto geológico em que os dados foram obtidos, a relação espacial entre esses dados e os valores medidos em diferentes suportes volumétricos e graus de precisão. A modelagem por Geoestatística baseia-se, em parte, na teoria das probabilidades, reconhecendo e incorporando as incertezas advindas do processo de obtenção dos dados, e torna-se uma ferramenta importante, pois permite simular as regiões de onde se possui pouco ou nenhum conhecimento. Neste trabalho, utilizamos técnicas da Geoestatística para analisar dados de perfis de poços do Campo de Namorado, situado na bacia de Campos – RJ.

Palavras-Chave: Perfuração; Perfis de Poços; Geoestatística.

Abstract

Since 70 years it was felt necessity to describe adequately the parameters of the reservoir that are relevant in fluid draining. Some models and scales of heterogeneity had been considered with the objective to define heterogeneities, as also the uncertainties inherent to the knowledge of the reservoir. Among the sampling techniques in the well perforation stage, we can detach the logging, because its low cost in relation to others techniques. Through it, are gotten a series of data about the well, called profiles, whose interpretation allows an evaluation of the geologic formation in study. The Geostatistic emphasizes the geologic context where the data had been gotten, the spatial relation among these data and the values measured in different volumetric supports and precision degrees. The Geostatistic modeling is based, in part, in probability theory, recognizing and incorporating the happened uncertainties of the process of attainment of the data, and becomes an important tool, therefore it allows to simulate the regions where little or any information is available. In this work, we use techniques of Geostatistic to analyze data of well profiles of the Campo de Namorado, in the basin of Campos – RJ.

Key-Words: Perforation; Profiles of Wells; Geoestatistic.

¹ Mestre em Matemática – Universidade Federal de Campina Grande – chrisrocha@yahoo.com.br

² Doutor em Estatística – Universidade Federal de Campina Grande – fsouza@dme.ufcg.edu.br

1. Introdução

A indústria petrolífera tem sido motivada a utilizar renovadas técnicas de caracterização de reservatório, pelos altos investimentos necessários no desenvolvimento de campos heterogêneos e pelo desejo e necessidade de aumentar o fator de recuperação final das jazidas. Dentre essas técnicas, podemos citar as técnicas Geoestatísticas, sub-área da estatística aplicada, cuja tecnologia tem sido bem aceita, especialmente quando há a utilização de dados sísmicos tridimensionais.

Dentre as muitas vantagens da aplicação da Geoestatística, podemos citar o fato de ela necessitar da interdisciplinaridade e incentivá-la, assegurando uma maior troca de informações entre geólogos, engenheiros de petróleo e estatísticos e uma melhor interpretação da realidade geológica em estudo.

2. Objetivo

O objetivo deste trabalho é caracterizar um reservatório petrolífero através da aplicação da Geoestatística a dados de perfis de poços.

Os dados utilizados são relativos a oito poços do Campo de Namorado, localizado na bacia de Campos, no estado do Rio de Janeiro, que foram cedidos pela Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP). O *software* utilizado no desenvolvimento desta pesquisa foi o R, por ser um *software* gratuito muito rico em ferramentas estatísticas e que pode ser encontrado no site <http://www.r-project.org>.

3. Conceitos Importantes

Entenda-se por Variáveis Regionalizadas as variáveis cujos valores são relacionados, de algum modo, com a posição espacial onde os mesmos são obtidos, ou seja, é uma função que varia de um lugar para outro no espaço, com certa aparência de continuidade.

A continuidade atribuída às variáveis regionalizadas está relacionada com a variabilidade das propriedades da amostra com respeito à distância e direção, ou seja, com a tendência de tomarem valores mais próximos em dois pontos amostrados, quanto menos afastados geograficamente estejam os referidos pontos.

As variáveis regionalizadas são representadas, na prática, por uma certa quantidade de dados numéricos brutos disponíveis, a partir dos quais são obtidas informações sobre as características do fenômeno natural em estudo, tais como localização, continuidade e anisotropia.

4. Principais Objetivos da Geoestatística

Os dois principais objetivos de estudo da Geoestatística são:

- Tentar extrair da aparente desordem dos dados disponíveis uma imagem da variabilidade dos mesmos, e uma medida da correlação existente entre os valores tomados em dois pontos do espaço. Este objetivo pode ser alcançado através do variograma e está presente na análise estrutural.
- Medir a precisão de toda estimativa ou predição feita através de dados fragmentados, tornando necessária uma teoria de estimativa de reservas. Isto é feito através da krigagem.

5. Funções Aleatórias

Para que sejam obtidos resultados relevantes, é muito importante o conhecimento da função densidade de probabilidade que governa a variável regionalizada, visto que o objetivo é estimar a variação da variável regionalizada em uma, duas ou três dimensões. Esse conhecimento pode ser baseado tanto num modelo teórico quanto numa análise empírica de uma amostra suficientemente grande. Devido à complexidade dessas variáveis regionalizadas, a alternativa da formulação de um modelo teórico é pouco utilizada, restando como solução a determinação empírica ou relativa das probabilidades presentes.

Em se tratando de uma variável regionalizada, é possível realizar inferências estatísticas, tomando-se por base apenas uma amostra, visto que a mesma é o resultado único de uma função casual. Isto é resolvido com a utilização da restrição estacionária, denominada hipótese intrínseca, a qual permite o uso de resultados de uma variável regionalizada através da estimação pelo método dos momentos.

6. Elementos Básicos para um Estudo Geoestatístico

Dentre os elementos básicos para um estudo Geoestatístico, podemos citar a extração de dados, a modelagem, a análise de continuidade espacial e a validação do modelo. Em se tratando da análise de continuidade espacial, uma medida muito comum é o variograma. No caso da validação do modelo, uma ferramenta bastante utilizada é a krigagem.

6.1. Variograma

Sejam X e Y duas variáveis regionalizadas, onde $X = Z(\mathbf{x})$ e $Y = Z(\mathbf{x} + \mathbf{h})$, referentes ao mesmo atributo (por exemplo, o teor de um contaminante no solo), medido em duas posições diferentes, onde $\mathbf{x}$ denota uma posição em duas dimensões, com componentes (x_i, y_i) , e $\mathbf{h}$ um vetor distância (módulo e direção) que separa os pontos.

O variograma, denotado por $2\gamma(\mathbf{h})$, é definido como sendo a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados pelo vetor distância $\mathbf{h}$, e representa o nível de dependência entre as duas variáveis regionalizadas, X e Y .

$$2\gamma(\mathbf{h}) = E\{[Z(\mathbf{x}) - Z(\mathbf{x} + \mathbf{h})]^2\}. \quad (1)$$

É possível mostrar que

$$2\gamma(\mathbf{h}) = \text{Var}[Z(\mathbf{x}) - Z(\mathbf{x} + \mathbf{h})]. \quad (2)$$

Através de uma amostra $Z(\mathbf{x}_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$, o variograma pode ser estimado por

$$2\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [Z(\mathbf{x}_i) - Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})]^2, \quad (3)$$

onde:

- $2\hat{\gamma}(\mathbf{h})$: variograma estimado;
- $N(\mathbf{h})$: número de pares de valores medidos, $Z(\mathbf{x}_i)$ e $Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$, separados por um vetor distância $\mathbf{h}$;
- $Z(\mathbf{x}_i)$ e $Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$: valores da i -ésima observação da variável regionalizada, coletados nos pontos $\mathbf{x}_i$ e $\mathbf{x}_i + \mathbf{h}$, $i = 1, 2, \dots, n$.

Alguns autores definem variograma considerando o que comumente se refere como semivariograma, termo este advindo da divisão por dois para compatibilização da fórmula.

Existem três tipos de semivariograma:

- semivariograma teórico: é o semivariograma de referência;
- semivariograma experimental: é o semivariograma obtido a partir do conjunto de amostras derivadas da amostragem realizada;
- semivariograma verdadeiro: é o semivariograma real do reservatório.

O principal objetivo de um estudo estrutural é verificar qual o semivariograma teórico que melhor se ajusta ao semivariograma experimental, de tal forma que o semivariograma verdadeiro possa ser inferido a partir do modelo teórico citado. Após a identificação do semivariograma teórico adequado, suas propriedades são tomadas como base para a análise semivariográfica e para a avaliação das reservas.

6.2. Krigagem

A krigagem é um processo de estimação de valores de variáveis regionalizadas, a partir de valores adjacentes enquanto considerados independentes na análise variográfica. Através dela, pode-se obter:

- A previsão do valor pontual de uma variável regionalizada em um local específico dentro do espaço geométrico;
- O cálculo médio de uma variável regionalizada para um volume maior do que o suporte geométrico;
- A estimação da tendência principal (*drift*), de modo similar à superfície de tendência.

Seja Z uma propriedade do solo, observada em n pontos distintos, com coordenadas representadas pelo vetor $\mathbf{x}$, $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)$, onde $\mathbf{x}_i$ identifica uma posição em duas dimensões, representada pelos pares de coordenadas (x_i, y_i) , para $i = 1, 2, \dots, n$. Assim, tem-se um conjunto de valores $Z(\mathbf{x}_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$. Suponha que o objetivo seja estimar o valor desconhecido de Z no ponto $\mathbf{x}_0$, $Z(\mathbf{x}_0)$. Segundo Journel (1988), este valor pode ser estimado a partir de uma combinação linear dos n valores observados, acrescido de uma quantidade λ_0 , isto é,

$$Z_{x_0}^* = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i). \quad (4)$$

Como deseja-se um estimador não tendencioso, isto é, $E[Z_{x_0}] = E[Z_{x_0}^*]$ e como no método de krigagem simples supõe-se que a média é conhecida e constante *a priori*, ou seja, $E[Z(x_0)] = E[Z(x_i)] = m$, através de manipulações algébricas, temos que o estimador de krigagem simples é dado por

$$Z_{x_0}^* = m + \sum_{i=1}^n \lambda_i [Z(x_i) - m]. \quad (5)$$

De acordo com Journel (1988), minimizando a variância do erro, $Var[Z_{x_0} - Z_{x_0}^*]$, os pesos λ_i são obtidos a partir do seguinte sistema de equações, denominado sistema de krigagem simples,

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j C(x_i, x_j) = C(x_i, x_0), \text{ para } i = 1, 2, \dots, n, \quad (6)$$

onde:

- $C(x_i, x_j)$ refere-se à função de covariância correspondente a um vetor $\mathbf{h}$, com origem em x_i e extremidade em x_j .
- $C(x_i, x_0)$ refere-se à função de covariância correspondente a um vetor $\mathbf{h}$, com origem em x_i e extremidade no ponto a ser estimado x_0 .

A correspondente variância mínima do erro, denominada variância de krigagem simples (σ_{KS}^2), é dada por

$$\sigma_{KS}^2 = Var[Z_{x_0} - Z_{x_0}^*] = C(0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i C(x_i, x_0). \quad (7)$$

Em notação matricial, o sistema de krigagem simples é escrito como

$$\mathbf{K} \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{k} \rightarrow \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{K}^{-1} \mathbf{k}, \quad (8)$$

com

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \dots & C_{1n} \\ C_{21} & C_{22} & \dots & C_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n1} & C_{n2} & \dots & C_{nn} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{bmatrix} \text{ e } \mathbf{k} = \begin{bmatrix} C_{10} \\ C_{20} \\ \vdots \\ C_{n0} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

onde, $\mathbf{K}$ e $\mathbf{k}$ são as matrizes das covariâncias e $\boldsymbol{\lambda}$ o vetor dos pesos.

Da Equação 7, segue-se que a variância de krigagem simples é dada por

$$\sigma_{KS}^2 = C(0) - \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{k}. \quad (10)$$

6.3. Simulação Estocástica

Diferentemente da krigagem, os métodos estocásticos são capazes de contemplar os detalhes capturados através da variância da estimação, objeto de grande interesse dos geocientistas e engenheiros de reservatório.

Chambers et al (2000) defendem que os processos naturais responsáveis pela criação de reservatórios não são aleatórios. Por este motivo, os métodos estocásticos são geralmente pouco utilizados. No entanto, devemos levar em consideração que apesar dos reservatórios não serem frutos de processos aleatórios, eles possuem atributos que os fazem se comportar como se fossem. Por exemplo, podemos citar os processos químicos e físicos, os quais mudam as características do reservatório desde o seu estado inicial, confundindo as predições dos resultados, mesmo quando os

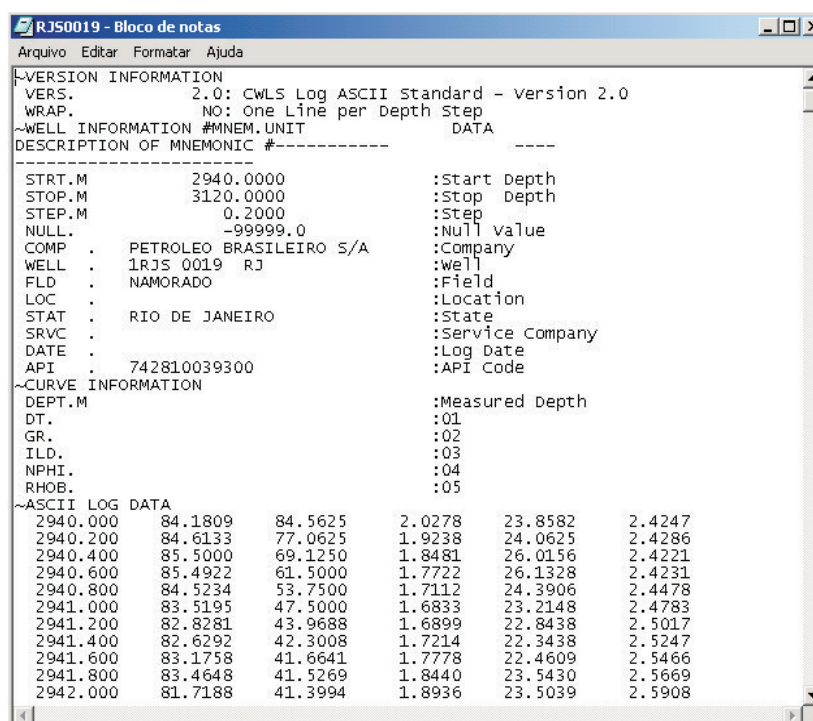
processos são compreendidos. Estas mudanças resultam em um comportamento que pode ser capturado, usando princípios estocásticos.

Além disso, a modelagem estocástica fornece aos geocientistas e engenheiros de reservatório muitos modelos equiprováveis, denominados de *realizações*. A solução obtida com a krigagem é a média de numerosas realizações, e a variabilidade entre os diferentes resultados é a medida de incerteza em qualquer locação. Assim, o desvio padrão de todos os valores simulados em uma locação fixa é uma quantificação da sua incerteza.

Muitas são as razões da utilização da simulação estocástica. Algumas delas são a captura da heterogeneidade do reservatório, a simulação das fácies e/ou das propriedades da rocha e o acesso às incertezas do modelo.

7. Aplicações na Indústria de Petróleo e Gás

Dentre os dados disponibilizados pela ANP, anteriormente citados, encontram-se dados de alguns perfis, tais como DT (porosidade), GR (litologia), ILD (resistividade), NPHI (porosidade) e RHOB (densidade das camadas), como pode ser observado na Figura 1. Neste trabalho, optamos por utilizar apenas dados de perfis de oito poços, sendo um poço pioneiro e sete poços de extensão, e em algumas profundidades arbitrariamente escolhidas, tendo em vista o grande volume de dados coletados, bem como a necessidade de se resguardar parte dos dados para que estes possam ser utilizados na validação dos resultados.



```

~VERSION INFORMATION
VERS.          2.0: CWLS Log ASCII Standard - Version 2.0
WRAP.          NO: One Line per Depth Step
~WELL INFORMATION #MNEM.UNIT      DATA
DESCRIPTION OF MNEMONIC #-----
-----
STRT.M          2940.0000      :Start Depth
STOP.M          3120.0000      :Stop Depth
STEP.M          0.2000        :Step
NULL.          -99999.0       :Null value
COMP.   PETROLEO BRASILEIRO S/A :Company
WELL.   1RJS 0019 RJ          :Well
FLD.    NAMORADO              :Field
LOC.    RIO DE JANEIRO        :Location
STAT.    RIO DE JANEIRO        :State
SRVC.    RIO DE JANEIRO        :Service Company
DATE.    742810039300         :Log Date
API.     742810039300         :API Code
~CURVE INFORMATION
DEPT.M          :Measured Depth
DT.             :01
GR.             :02
ILD.            :03
NPHI.           :04
RHOB.           :05
~ASCII LOG DATA
2940.000      84.1809      84.5625      2.0278      23.8582      2.4247
2940.200      84.6133      77.0625      1.9238      24.0625      2.4286
2940.400      85.5000      69.1250      1.8481      26.0156      2.4221
2940.600      85.4922      61.5000      1.7722      26.1328      2.4231
2940.800      84.5234      53.7500      1.7112      24.3906      2.4478
2941.000      83.5195      47.5000      1.6833      23.2148      2.4783
2941.200      82.8281      43.9688      1.6899      22.8438      2.5017
2941.400      82.6292      42.3008      1.7214      22.3438      2.5247
2941.600      83.1758      41.6641      1.7778      22.4609      2.5466
2941.800      83.4648      41.5269      1.8440      23.5430      2.5669
2942.000      81.7188      41.3994      1.8936      23.5039      2.5908

```

Figura 1. Dados no formato original

A localização dos poços precisou passar por uma prévia modificação, tendo em vista que estas foram apenas disponibilizadas, em um outro arquivo do CD, na forma de latitude e longitude. Assim, desenvolvemos uma pequena rotina, através da qual as unidades dos dados foram transformadas em coordenadas x e y , com relação à Linha do Equador e ao Meridiano de Greenwich.

A etapa subsequente foi a junção dos dados de localização dos poços com os demais dados, em um único arquivo, denominado de *amostradepocos.txt*. Como pode ser observado na Figura 2, os dados de cada poço foram reduzidos proporcionalmente, de maneira que o total de registros que apresentassem informações a respeito desses oito poços fosse reduzida de 7825 para um número aproximadamente igual a mil (número de dados razoável na realização de análises através do *software* R, para o tipo de análise desejado). Após a redução, o número de registros encontrado foi 1294.

coord	x	y	profund	DT	GR	ILD	NPHI	RHOB
R235001963	4499241	2491154	2940.0	84.1809	84.5625	2.0278	23.8582	2.4247
R235001963	4499241	2491154	2940.2	84.6133	77.0625	1.9238	24.0625	2.4286
R235001963	4499241	2491154	2941.0	85.5195	47.5000	1.6833	23.2148	2.4783
R235001963	4499241	2491154	2942.4	75.1758	39.5586	2.0081	19.4883	2.6375
R235001963	4499241	2491154	2946.6	87.7773	49.0078	1.6289	23.7969	2.4141
R235001963	4499241	2491154	2950.2	88.9297	47.2344	1.6205	24.4453	2.4306
R235001963	4499241	2491154	2953.0	85.4446	51.4766	2.2861	22.6757	2.4034
R235001963	4499241	2491154	2953.2	86.6055	56.8125	2.3792	22.4163	2.4063
R235001963	4499241	2491154	2953.4	89.1993	62.1797	2.4203	23.1016	2.4092
R235001963	4499241	2491154	2954.4	84.7969	61.2141	2.4028	24.0938	2.4250
R235001963	4499241	2491154	2957.6	93.2656	71.0000	1.6781	27.3195	2.3848
R235001963	4499241	2491154	2958.4	86.0312	47.5821	1.7807	24.5812	2.4715
R235001963	4499241	2491154	2958.6	83.9336	45.4844	1.9009	23.3477	2.4932
R235001963	4499241	2491154	2958.8	82.1133	43.9727	2.0269	21.0864	2.5070
R235001963	4499241	2491154	2959.0	79.8008	42.6367	2.1436	19.0806	2.5126
R235001963	4499241	2491154	2959.2	77.4238	41.6011	2.2334	18.4219	2.5118
R235001963	4499241	2491154	2959.6	77.2539	44.3125	2.3070	18.3867	2.5249
R235001963	4499241	2491154	2961.2	93.1992	60.9375	1.6704	24.2273	2.4382
R235001963	4499241	2491154	2961.8	89.4770	62.2834	1.5629	26.1995	2.4520
R235001963	4499241	2491154	2962.2	89.1055	64.0904	1.6411	23.5273	2.4422
R235001963	4499241	2491154	2962.8	92.3047	67.8945	1.6243	28.6211	2.4267
R235001963	4499241	2491154	2963.8	96.7188	86.6250	1.4390	28.2305	2.4189
R235001963	4499241	2491154	2964.6	97.3828	97.0742	1.1094	30.3155	2.3658
R235001963	4499241	2491154	2965.8	93.5234	86.3516	2.6860	25.7056	2.3918
R235001963	4499241	2491154	2966.2	86.9702	84.4609	3.1901	24.3281	2.4185
R235001963	4499241	2491154	2971.6	91.1523	89.5625	2.4453	26.1953	2.3931
R235001963	4499241	2491154	2971.8	94.6072	91.1941	2.6768	27.3153	2.3704
R235001963	4499241	2491154	2972.0	96.6680	97.2429	2.9531	28.6406	2.3626
R235001963	4499241	2491154	2974.2	95.5781	94.5781	3.5117	27.6641	2.3870
R235001963	4499241	2491154	2974.2	100.2734	108.6992	2.3981	30.9106	2.3617
R235001963	4499241	2491154	2974.8	95.3398	100.8906	2.7476	28.1328	2.3922
R235001963	4499241	2491154	2976.0	88.8801	70.0078	3.3604	23.6602	2.3832

Figura 2. Junção dos dados de localização com os dados das variáveis

8. Resultados Obtidos

Após a formatação e redução dos dados, foram obtidos os semivariogramas experimentais de cada variável, considerando como coordenadas as posições x , y e $profund$.

A consideração dos valores do *efeito pepita*, do *alcance* e do *patamar*, no semivariograma experimental dos dados, e a posterior associação deste a um semivariograma teórico com estas características, constituem uma etapa fundamental na análise Geoestatística de um conjunto de dados. É através do semivariograma teórico encontrado que é feita a krigagem, através da qual os dados não amostrados podem ser inferidos. A precisão desta inferência está diretamente ligada à variabilidade dos dados e à correlação existente entre os mesmos, observados nos valores do *patamar* e do *alcance*, encontrados no semivariograma empírico.

Como os dados utilizados nas análises foram capturados a cada 20cm, de profundidade, e selecionados arbitrariamente na fase de redução de dados, temos que a menor distância entre eles é de 20cm. Além disso, cálculos realizados revelaram que a maior das distâncias entre eles é 5195,738m. Por serem valores muito discrepantes, o ajuste dos semivariogramas empíricos obtidos aos respectivos semivariogramas teóricos não foi realizado, já que os dados mais próximos estavam sendo considerados como tendo a mesma localização. Uma alternativa para resolver este problema seria a utilização de dados cuja distância mínima entre eles seja necessariamente bem maior que 20cm.

Os resultados obtidos foram os seguintes:

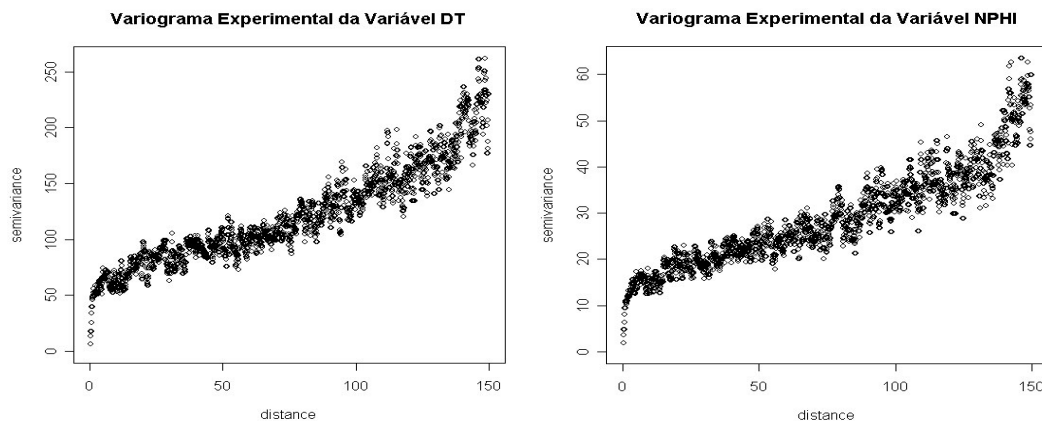


Figura 3. Semivariograma das variáveis DT e NPHI

O comportamento dos dados do semivariograma experimental das variáveis DT e NPHI (Figura 3) não pode ser comparado a um modelo de semivariograma teórico conhecido. Nota-se que, para distâncias maiores que um metro, o semivariograma experimental adquire características de um modelo linear. Porém, isto não acontece para valores de distância menores que um metro. Uma alternativa seria considerar alguns tipos de modelos de semivariogramas teóricos ou combinações destes, para testar qual deles resulta em um menor erro na krigagem.

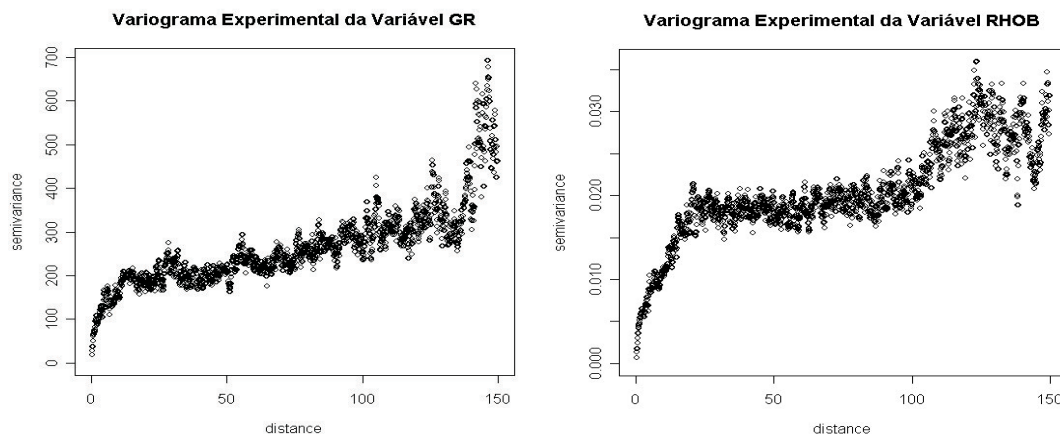


Figura 4. Semivariograma das variáveis GR e RHOB

O semivariograma experimental da variável GR (Figura 4) sugere o modelo esférico, com *efeito pepita* = 0, *patamar* = 200 e *alcance* = 12m. Isto significa que existe uma correlação entre os valores de GR, desde que os pontos analisados estejam situados a uma distância igual ou inferior a 12 metros. Apesar deste resultado ser válido para distâncias menores ou iguais a 12 metros, tanto verticalmente quanto horizontalmente, devemos restringi-lo apenas às distâncias verticais (ou seja, no mesmo poço), tendo em vista que a menor distância entre os poços analisados é de, aproximadamente, 831 metros. De fato, as grandes distâncias entre os poços utilizados na análise são justificadas pelos poços serem quase todos de extensão da jazida devendo, assim, delimitar toda a área que deve ser posta em produção. O único poço analisado que não é de extensão é o poço pioneiro.

A distância entre os poços perfurados em uma jazida depende de vários fatores, inclusive da viscosidade do fluido existente na rocha reservatório. Quanto mais viscoso o fluido, menor tende a ser a distância entre os poços através dos quais ele chegará à superfície.

No entanto, existe um limite para a proximidade entre os poços, dados os altos custos dos processos de perfuração e produção. Assim sendo, mesmo que estivessem sendo considerados outros tipos de poços, como por exemplo os poços de desenvolvimento do reservatório, seria improvável haver pelo menos dois poços perfurados a uma distância igual ou inferior a 12 metros um do outro.

O valor do *patamar* indica uma grande variabilidade entre os dados, se comparados aos demais valores de *patamar* para os semivariogramas experimentais das demais variáveis.

A análise variográfica da variável RHOB (Figura 4) também nos leva a um modelo esférico, com *efeito pepita*=0, mas com *patamar* = 0.0182 e *alcance* = 18m. Podemos observar que, dentre as variáveis analisadas, esta foi a que resultou em um menor *patamar*. Isto significa que os dados de RHOB não são tão discrepantes quanto os dados das demais variáveis. Além disso, o *alcance* de 18m indica que existe uma correlação entre os dados quando entre estes não houver uma distância superior a 18 metros.

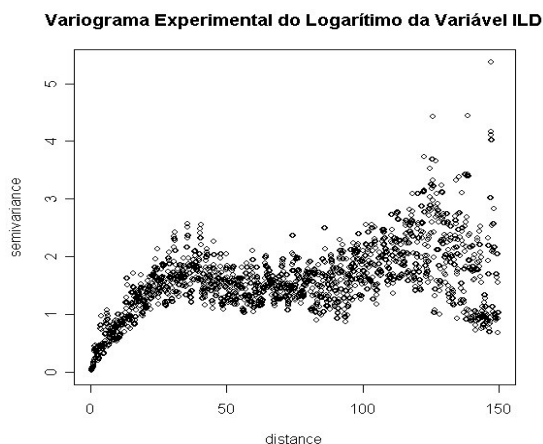


Figura 5. Semivariograma da variável ILD

Por se tratar de uma variável cujos valores são altamente discrepantes e por não possuir nenhum valor nulo, os dados da variável ILD sofreram uma transformação prévia para que os resultados não fossem mascarados. Ao invés de analisarmos a variável ILD, utilizamos o logaritmo de ILD. O semivariograma empírico desta variável (Figura 5), assim como o da variável GR, revelou apresentar modelo esférico, com *efeito pepita* = 0, *patamar* = 0.61 e *alcance* = 25m, ambos na escala logarítmica.

Pelas mesmas razões citadas nas análises de GR, o valor do *alcance* deve refletir uma correlação apenas vertical de 25 metros. Isto significa que acima deste valor os dados perdem a correlação.

Em geral, pode-se observar que quanto maior o valor do *patamar*, maior a discrepância entre os dados, podendo ocasionar erros maiores na estimação dos valores não observados. Outra informação importante é que quanto maior o valor do *alcance*, mais distantes podem estar os pontos correlacionados entre si.

9. Conclusões

De acordo com Braga (1990), a utilização da simulação como ferramenta de análise permite projetar diversos cenários, suprimindo limitações dos dados e reduzindo custos na amostragem, objetivando reproduzir comportamentos de características que foram identificadas na análise estrutural. Em particular a simulação estocástica, uma vez que poucos fenômenos geológicos são compreendidos o suficiente de modo a permitir uma abordagem determinística para realizar estimativas (Santos et al (2003)).

A Geoestatística produz numerosos resultados plausíveis, os quais requerem múltiplas simulações de escoamento em reservatório. Entretanto, os benefícios superam o tempo e custos adicionais.

Há incertezas nos pontos não amostrados e a abordagem Geoestatística baseia-se em modelos probabilísticos que reconhecem e incorporam estas incertezas inevitáveis. Um melhor conhecimento do campo petrolífero torna a sua exploração uma atividade de menor risco.

10. Agradecimentos

Agradecemos à ANP (Agência Nacional do Petróleo), através do Programa de Recursos Humanos – PRH (25), pelo financiamento do projeto, como também aos demais órgãos financiadores: FINEP, CTBRASIL, CTPETRO, DME/UFCG.

11. Referências

- BRAGA, L. P. V. *Geoestatística e aplicações*. 9º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística, São Paulo, 1990.
- CHAMBERS, R. L., YARUS, J. M., HIRD, K. B. *Petroleum geostatistics for nongeostatiticians*. Geologic Column of The Leading Edge, May/2000.
- JOURNEL, A. G. *Fundamentals of geostatistics in five lessons*. Stanford Center for Reservoir Forecasting Applied Earth Sciences Department, California, 1988.
- SANTOS, C. G. P., MATO, L. F., CLENNELL, B. Modelagem Estocástica Aplicada à Caracterização do Reservatório do Campo de Namorado. In: *Anais do 2º Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás*, Rio de Janeiro – RJ, 2003.