

Krigagem Indicadora Aplicada aos Litotipos do Depósito
de Ni-Cu de Americano do Brasil, GO

*Indicator Kriging Applied to Lithotypes of the Ni-Cu Deposit
located in Americano do Brasil, GO*

Saulo Batista de Oliveira¹ (saulo.oliveira@vmetais.com.br) e Marcelo Monteiro da Rocha² (mmrocha@usp.br)

¹Departamento de Geologia - Votorantim Metais
Praça Ramos de Azevedo 254, CEP 01037-912, São Paulo, SP, BR

²Departamento de Geologia Sedimentar e Ambiental - Instituto de Geociências - USP, São Paulo, SP, BR

Recebido em 20 de dezembro de 2010; aceito em 05 de julho de 2011

RESUMO

Este trabalho apresenta o modelo geológico gerado a partir da estimativa de litologias por krigagem de variáveis indicadoras. A base de dados utilizada é composta de amostras de furos de sondagem proveniente do depósito de Americano do Brasil, GO, uma suíte de rochas máfico-ultramáficas com mineralização sulfetada níquel-cuprífera associada. A variável abordada foi a descrição litológica, que compreende informações categóricas e qualitativas. O modelo geológico estimado é útil no entendimento das relações geométricas e estratigráficas dos corpos rochosos de onde pode-se concluir que a krigagem de variáveis indicadoras é uma interessante alternativa para auxiliar estudos de avaliação de depósitos minerais.

Palavras-chave: Krigagem indicadora; Estimativa de litologias; Depósitos magmáticos.

ABSTRACT

This work presents the geological model which was developed from lithology estimation using indicator kriging. The database used in this study contains samples from bore holes drilled in the Americano do Brasil deposit, GO, which is composed of a mafic-ultramafic suite of rocks associated with nickel-copper sulphide mineralization. The considered variable is the lithology description, which contains categorical and qualitative information. The estimated geological model is useful for the comprehension of the geometric and stratigraphic relationships between the rock bodies. Our study suggests that the indicator kriging can be a valuable tool for evaluation studies of mineral deposits.

Keywords: Indicator kriging; Lithology estimation; Magmatic deposits.

INTRODUÇÃO

Dentro de projetos de exploração mineral há um grande leque de outras áreas onde podem ser desenvolvidos estudos geoestatísticos, além do cálculo para a avaliação de recursos e reservas minerais, fundamental para o plano de viabilidade econômica e que é onde a geoestatística tem sido exaustivamente aplicada.

As atividades de exploração mineral compreendem o conhecimento da geologia, da configuração geométrica e do padrão de distribuição espacial das diversas variáveis de interesse, podendo estas ser dados litológicos, geoquímicos, geofísicos ou teores provenientes de análises químicas, por exemplo.

Deste modo, a proposta deste trabalho é destacar a utilidade prática da krigagem de variáveis indicadoras em trabalhos de pesquisa de depósitos minerais, enfocando a aplicação desta técnica na estimativa de litologias.

Para tal, utilizou-se as informações de furos de sonda do depósito de níquel e cobre de Americano do Brasil, localizado no centro do estado de Goiás, Brasil.

Este trabalho, que é resultado de uma dissertação de mestrado, faz inicialmente uma breve revisão bibliográfica dos conceitos de krigagem indicadora, citando também demais exemplos de sua aplicação na estimativa de litologias, e em seguida apresenta e discute o cálculo e os resultados obtidos no caso estudado.

MÉTODOS

Krigagem indicadora

O conceito inicial da krigagem indicadora (KI), também chamada de krigagem das indicatrizes ou krigagem de indicação, foi apresentado por Journel (1983) como uma proposta para construir uma função de distribuição de probabilidades acumuladas (*cumulative distribution function* - cdf) para a estimativa de distribuições espaciais.

Segundo Landim e Sturaro (2002) a variância de krigagem, sendo condicionadas apenas pelo arranjo geométrico dos pontos e, portanto, independentes dos valores das amostras, não são medidas de acurácia da estimativa local. Para satisfazer esta necessidade uma das soluções apontadas é a krigagem indicadora. O enfoque passa a ser, neste caso, não estimar um determinado valor, como na krigagem ordinária, mas sim definir áreas com maior ou menor probabilidade que um determinado evento ocorra.

Distribuição de Probabilidades

Conforme a teoria da geoestatística os valores de um determinado atributo num determinado ponto do espaço x

podem ser considerados como a realização de uma variável aleatória, descrita como $Z(x)$. No ponto x , portanto, $Z(x)$ pode assumir diferentes valores associados à determinada probabilidade.

Desse modo, uma variável aleatória, contínua ou discreta, após ordenada, pode ser caracterizada pela sua função de distribuição acumulada, isto é, uma função de distribuição acumulada condicionada aos n dados amostrados (*conditional cumulative distribution function*).

Goovaerts (1998), Olea (1999), Rivoirard (1999), Lloyd e Atkinson (2001) citam que a krigagem indicadora também pode ser calculada a partir de limiares (*cut-offs*) de uma variável contínua. Exemplos são encontrados em Isaaks e Srivastava (1989), Sturaro e Landim (1996) e Sturaro, Landim e Riedel (2000).

A krigagem indicadora requer que os valores dos atributos sejam modificados segundo uma transformação não linear, a qual é denominada codificação por indicação (Imai et al., 2003).

Um conjunto amostral por indicação $I(x = x_\alpha)$ para um valor de corte z_k é gerado através da codificação aplicada a um conjunto de dados $Z(x = x_\alpha)$ segundo a equação (Landim e Sturaro, 2002):

$$I(x; z_k) = \begin{cases} 1, & \text{se } Z(x) \leq z_k \\ 0, & \text{se } Z(x) > z_k \end{cases} \quad (1)$$

O processo de codificação por indicação é aplicado para todo conjunto amostral, considerando-se, por exemplo, o valor de corte z_k , onde $k = 1, 2, \dots, k$, que resulta na distribuição mostrada na Figura 1.

A frequência acumulada de valores observados, por exemplo, abaixo do nível de corte pode ser expressa pela equação abaixo, conforme Landim e Sturaro (2002):

$$F(z_k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(z_k) \quad (2)$$

De modo idêntico, ainda segundo Landim e Sturaro (2002), a proporção de valores abaixo do nível de corte pode também ser considerada como a média ponderada dos indicadores, no caso, situados na vizinhança do local avaliado segundo:

$$F(z_k)^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i I(z_k) \quad (3)$$

onde λ_i são os pesos, cuja soma deve ser 1 pela condição de não viés; I o indicador e z_k o nível de corte.

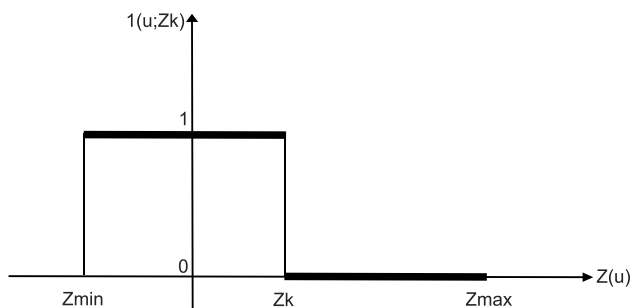


Figura 1. Codificação por indicação dos dados amostrais para o valor de corte $z=z_k$. Adaptado de Felgueiras (1999).

O modelo de variograma é então obtido através do conjunto amostral codificado com valores 0 e 1, o qual depende fundamentalmente da existência mínima de proporções de zeros e uns no conjunto de amostras.

O conjunto amostral codificado é utilizado para inferir valores para variáveis aleatórias por indicação $I(x, z_k)$.

Calculando-se a krigagem ordinária para os valores transformados, obtém-se a probabilidade de $z_i < z_k$. Conforme se incrementa z_k , serão obtidos valores estimados da função de distribuição de probabilidades acumuladas, assim expresso:

$$F\left(z, \frac{z_k}{n}\right) = E\left[\frac{i(z, z_k)}{n}\right] z_k \quad (4)$$

com $i(z, z_k) = 1$, se $z_i < z_k$.

Definidas as funções da distribuição acumulada, pode-se obter qualquer intervalo probabilístico da variável, conforme:

$$F(z_j) - F(z_i) \quad (5)$$

onde: $z_j < z_k$.

Por fim, de posse dessas proporções para os vários níveis, estabelece-se a função de distribuição acumulada condicionada para os diversos locais de ocorrência da variável sob análise (Landim e Sturaro, 2002).

A krigagem indicadora (KI) é utilizada, conforme Rocha e Yamamoto (2003), quando se deseja estimar $I(z) = 1_{z(x_\alpha) < z}$ a partir dos dados $\{Z(x_\alpha) : \alpha = 1, \dots, N\}$.

Para um dado limiar z , a indicadora $1_{z(x_\alpha) < z}$, referida como uma função de x , é uma função aleatória e, portanto, o objetivo pode ser redirecionado para a estimativa desta função no ponto x_0 a partir dos dados $Z(x_0)$, ou seja, a krigagem indicadora consiste em estimar $I(z) = 1_{z(x_0) < z}$ através da krigagem da função aleatória indicadora $1_{z(x_\alpha) < z}$ (Chilès e Delfiner, 1999).

Chilès e Delfiner (1999) também citam que um problema clássico de krigagem simples ressurge na krigagem indicadora, levando a duas simplificações sucessivas.

A primeira é a substituição da esperança condicional pela krigagem, podendo ser considerada como uma aproximação inevitável na resolução do problema utilizando o enfoque da estatística de dois pontos.

A segunda é a troca do valor do dado original $Z(x_\alpha)$ por um dado transformado em indicadora $1_{z(x_\alpha) < z}$ constituindo evidente perda de informação.

Teoricamente, se $Z(x)$ é uma função aleatória estacionária com função marginal $F(d_2)$ conhecida, desde que $F(z)$ seja, por definição, a média da função aleatória $1_{z(x_\alpha) < z}$, pode-se utilizar a krigagem simples adicionada de um termo para a média, ou seja:

$$I^*(z) = \left(1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i\right) F(z) + \sum_{i=1}^n \lambda_i 1_{z(x_\alpha) < z} \quad (6)$$

A equação (6) é definida sem a introdução da condição de não enviesamento, porém, na prática, a função marginal nem sempre é conhecida e, por isso, pode-se utilizar a krigagem ordinária, conforme (Chilès e Delfiner, 1999):

$$I^*(z) = \sum_{i=1}^n \lambda_i 1_{z(x_\alpha) < z} \quad (7)$$

Sob a condição de:

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (8)$$

Segundo Rocha e Yamamoto (2003) a principal vantagem da krigagem indicadora é a de ser não-paramétrica, ou seja, nenhum tipo de distribuição para determinada variável aleatória é considerado *a priori*. Isto possibilita a estimativa da função de distribuição para tais variáveis, permitindo a determinação de incertezas e a inferência de valores do atributo em locais não amostrados. Essa técnica também possibilita a modelagem de dados com grande variabilidade espacial.

A krigagem indicadora, aqui descrita, consiste basicamente na aplicação da krigagem ordinária para a variável transformada, ou seja, a variável resultante da aplicação da função não-linear $F(z) = 0$ ou 1 .

São citados alguns exemplos de aplicação de KI nas mais diversas áreas das geociências, como em Landim e Sturaro (2002), onde a krigagem indicativa é aplicada na elaboração de mapas probabilísticos de riscos; em Imai et

al. (2003), é apresentada a análise comparativa da interpolação por krigagem ordinária e por krigagem indicadora no caso de ervas daninhas em cultura de soja; em Vicente et al. (2003) é realizado o estudo comparativo entre krigagem linear e krigagem não-linear para aplicação em agricultura de precisão e Almeida et al. (2007) aplica a krigagem indicadora para modelagem ambiental de poluentes em sistemas lacustres - Amazônia Ocidental.

No caso especificamente da aplicação da krigagem indicadora à estimativa de litologias, talvez o primeiro trabalho seja o de Rosenbaum, Rosen e Gustafson (1997) que a utilizam juntamente com simulação condicional e o método Bayes-Markov, no estudo comparativo de estimativa de litotipos aplicado à problemas de escavação de túnel, na Suécia.

Vlad (2002) trabalha com dados de litotipos aplicando transformação não-linear na geração de um mapa geológico 2D. Assim como, Saggaf e Nebrija (2000) apresentam a análise faciológica de poços Arábia Saudita, através de estimativa de litologias.

No entanto o primeiro a aplicar, além dos conceitos de transformação não-linear em dados litológicos, mas também a estimativa de dados categóricos em depósitos metálicos em 3D foi Koike et al. (2002), embora neste caso o método de estimativa utilizado tenha sido o de Redes Neurais (*Neural Network*).

GEOLOGIA DO DEPÓSITO

O Complexo de Americano do Brasil é uma intrusão sin-orogênica máfica-ultramáfica acamadada, com mineralização sulfetada de níquel e cobre associada. A intrusão apresenta dimensões aproximadas de 15 x 3 km e ocorre como um corpo alóctone alongado na direção leste-oeste, associada a um conjunto de demais intrusões correlatas do Arco Magmático de Goiás, formadas durante o Ciclo Oro-gênico Brasileiro/Pan-Africano, no Brasil Central.

Os tipos litológicos principais do depósito estudado são cumulados que variam de dunito, peridotitos, piroxenitos, hornblenditos a diversos tipos de rochas gabroicas, formando duas sequências com composição e evolução distintas, denominadas sequência norte e sequência sul (Mota e Silva et al., 2011).

O depósito é formado por quatro corpos de minério, chamados: S1, S2, S3 e G2. Estes corpos apresentam características como geometria, teores, relações de contato e estruturas próprias, bem como diferentes posições espaciais dentro do complexo.

Neste trabalho são considerados somente os dados da porção do complexo onde ocorrem os 3 corpos de minério mais expressivos: S1, S2 e S3, devido a maior quantidade de furos de sondagem. A Figura 2 ilustra a região estudada com a localização dos furos.

ANÁLISE DE AGRUPAMENTO

O banco de dados disponibilizado contém informações de furos de sondagem rotativa diamantada onde são descritos 12 litotipos que resumem as rochas do complexo, estes litotipos são agrupados em 5 unidades: Unidade Ultramáfica (UU), Unidade Intermediária (UI) e Unidade Máfica (UM) e 2 tipos de minério: Minério Disseminado (DS) e Minério Maciço (MS) (Tabela 1). Como o objetivo deste trabalho são as variáveis litológicas, foi realizada a análise de agrupamentos visando validar tal classificação e, ainda, para confirmar a relação dos dados de análises químicas com os dados descritivos.

A análise de agrupamentos é uma técnica que permite classificar variáveis através da atribuição de observações a grupos, de tal modo que cada grupo seja mais ou menos homogêneo e distinto de outros grupos (Davis, 1975).

Existem várias técnicas que permitem fazer o agrupamento, porém as técnicas denominadas hierárquicas são as mais utilizadas em dados geológicos. O agrupamento hierárquico liga as observações mais similares, depois conecta a observação mais similar com as anteriores e assim sucessivamente.

Como medida de similaridade, pode-se usar várias unidades, porém o coeficiente de distância é o mais largamente empregado, pois a sua interpretação é bastante simples. Assim, quando o coeficiente de distância for próximo a um as amostras são mais similares e vice-versa. O método aqui utilizado é o denominado agrupamentos pareados igualmente ponderados (adaptado de Davis, 1986).

Para este estudo a matriz considerada foi gerada a partir das médias de teores dos elementos Ag (ppm), Co (ppm), Cu (%), Fe (%), MgO (%) e Ni (%) para cada litotipo, conforme a Tabela 2. A análise foi realizada através do programa Cluster, do sistema Geovisual v2.2 (Yamamoto, 2006). A Figura 3 apresenta o resultado da análise de agrupamento.

Nota-se que as cinco unidades definidas conforme Tabela 2 estão claramente agrupadas, todas apresentando litotipos com índices de similaridade acima de 0,80. Deste modo, pode-se afirmar que a análise de agrupamento válida a classificação proposta, mostrando que as rochas agrupadas possivelmente apresentam mesma filiação magmática dada pela similaridade de composição química.

ESTIMATIVA POR KRIGAGEM INDICADORA

Como o objetivo é realizar a estimativa dos tipos litológicos do depósito e não o conhecimento de teores ou da variância de estimativa associada à mesma, a estimativa de todas as variáveis indicadoras em determinado ponto desconhecido foram agrupadas e adotou-se aquele com o maior valor estimado como sendo mais representativo.

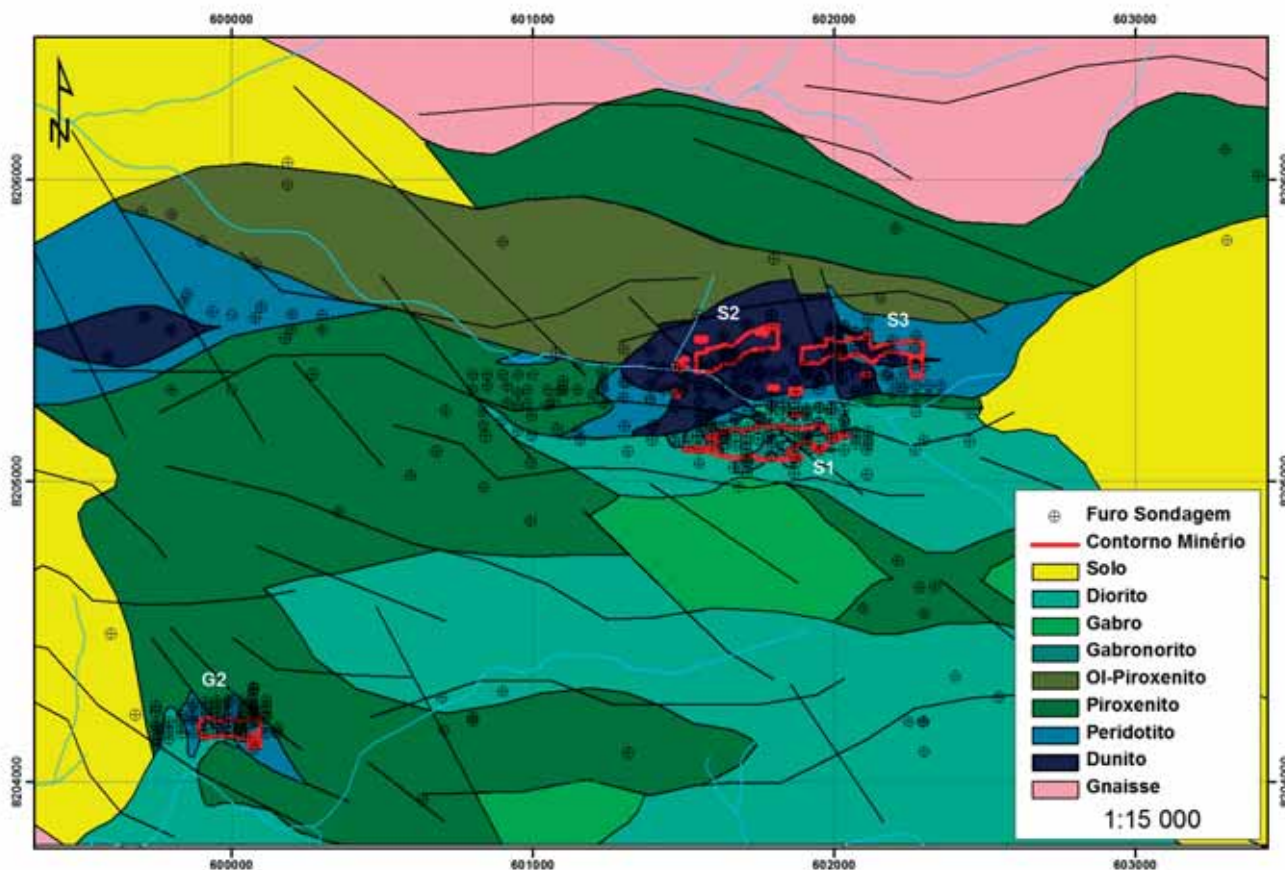


Figura 2. Mapa geológico com localização dos furos de sondagem e projeção horizontal dos corpos de minério (Oliveira, 2009).

Tabela 1. Litologias presentes no depósito e suas respectivas unidades geológicas.

UNID	Unidade	LITO	Descrição
DS	minério disseminado	DP	sulfeto disseminado em piroxenito (PX)
		DN	sulfeto disseminado em gabronorito (GT)
		DS	sulfeto disseminado em peridotito ou dunito (PD ou DU)
MS	minério maciço	MS	sulfeto maciço
UM	unidade máfica	DB	diabásio e microgabro
		DR	diorito, diorito quartzoso, hornblendito e microdiorito
		GB	gabro, hbl gabro porfirítico
		QD	qtz diorito, diorito quartzoso, monzodiorito e monzonito
UI	unidade intermediária	GT	gabronorito, hbl gabronorito, melanorito e norito
		PX	clinopiroxenito, websterito, hornblendito e hbl piroxenito
UU	unidade ultramáfica	PD	lherzolito, wehrlito e hbl wehrlito
		DU	dunito e dunito serpentizado

Tabela 2. Média de teores dos litotipos do depósito.

UNID	LITO	Ag (ppm)	Co (ppm)	Cu (%)	Fe (%)	MgO (%)	Ni (%)
DS	DP	1,00	326	0,67	13,52	20,87	0,53
	DN	0,91	435	0,77	14,47	14,02	0,66
	DS	1,27	530	0,95	17,85	22,28	1,10
MS	MS	1,85	1.274	1,81	36,50	8,90	2,65
UM	DB	0,28	103	0,07	8,82	8,69	0,05
	DR	0,31	97	0,08	7,50	7,10	0,04
	GB	0,33	105	0,14	7,66	10,28	0,09
	QD	0,26	57	0,07	7,54	3,42	0,03
UI	GT	0,41	178	0,25	9,32	14,31	0,17
	PX	0,50	180	0,25	9,30	18,56	0,20
UU	PD	0,79	184	0,21	10,74	23,79	0,22
	DU	0,53	209	0,10	11,87	31,17	0,22

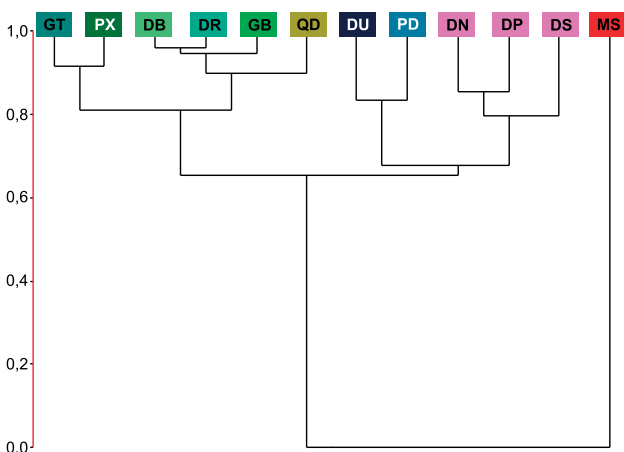


Figura 3. Análise hierárquica de agrupamento para os litotipos do depósito.

Este método é uma adaptação do algoritmo proposto por Koike et al. (2002), que consiste basicamente em converter o código litológico em variável indicadora, onde a presença de determinada litologia é indicada com valor 1 e ausência com valor 0. A Tabela 3 mostra o resultado hipotético para cinco unidades litológicas diferentes, calculadas independentemente.

No exemplo, o maior resultado de todas as estimativas foi o da unidade litológica UM, e como as estimativas levaram em consideração todos os valores vizinhos (tanto 0 quanto 1); assume-se que quanto maior for o valor estimado maior probabilidade que o evento considerado ocorra, sendo assim a litologia UM é tida como representativa para o bloco em questão.

Assim, os dados que resumem todas as possíveis litologias do depósito em 5 unidades geológicas, foram transformados para valores de 1 e 0 e, então, foram realizadas a análise estrutural, ou análise exploratória para o cálculo de variogramas experimentais, definição da presença, ou não, de anisotropia para o posterior ajuste do modelo teórico de variograma que melhor descreva os fenômenos espaciais identificados.

ANÁLISE GEOESTATÍSTICA E ESTIMATIVA

A análise estrutural dos dados foi feita calculando-se o variograma experimental para quatro direções, a saber: N0, N45, N90 e N135. Desta análise concluiu-se que a direção com maiores distâncias de dependência espacial foi a direção N90 para as cinco variáveis estudadas. Deste modo o variograma experimental ao qual o modelo teórico foi ajustado foi recalculado conforme as direções N90, N0 e D-90 (vertical).

Os parâmetros utilizados no cálculo dos variogramas experimentais estão resumidos na Tabela 4, e os limites da janela de pesquisa utilizados nos variogramas de todas variáveis são: ângulo de tolerância de 45° em todas direções e metade do comprimento do passo. As etapas de variografia e estimativa foram todas realizadas em plataforma Isatis (Geovariances, 2007).

As Figuras de 4 a 8 apresentam os modelos teóricos ajustados aos variogramas experimentais para as variáveis DS, MS, UI, UM e UU enquanto a Tabela 5 resume os parâmetros utilizados.

Todas as variáveis apresentam variogramas bem estruturados, com amplitudes, em média, de 100 m na direção

Tabela 3. Exemplo hipotético da determinação da litologia de um dado bloco, a partir da estimativa da litologia.

Unidades Geológicas	DS	MS	UI	UM	UU
Estimativa	0,019	0	0	0,791	0,189

Tabela 4. Parâmetros utilizados no cálculo dos variogramas experimentais para as variáveis DS, MS, UI, UM e UU.

Direção	Passo (m)	Número de Passos
Variável DS		
N90	51	6
D-90	1	100
N0	18	6
Variável MS		
N90	38	6
D-90	1	100
N0	18	6
Variável UI		
N90	38	8
D-90	1	100
N0	28	10
Variável UM		
N90	40	10
D-90	1	100
N0	28	12
Variável UU		
N90	40	20
D-90	1	250
N0	20	20

principal N90, à exceção da variável MS (unidade de minério maciço) com número muito limitado de amostras, e alcance de 47 m. A variável UU (unidade ultramáfica) é outra exceção e mostrou alta correlação entre pares de amostras atingindo alcance de 600 m na direção principal.

Para a estimativa das litologias adotou-se a busca de amostras dividindo o elipsoide de busca em octantes (8 setores), com número ótimo de 1 amostra por setor e no mínimo 4 amostras para a estimativa de um determinado bloco. A Tabela 6 resume os demais parâmetros para cada uma das três dimensões consideradas.

Foram realizados dois processamentos para estimativa de litologias. No primeiro, foi considerado para a estimati-

Tabela 5. Parâmetros obtidos através do ajuste de modelos teóricos para as variáveis DS, MS, UI, UM e UU.

Estruturas	U (m)	V (m)	W (m)	Patamar
Variável DS – Modelo Esférico				
Efeito pepita	-	-	-	0,0060
1ª Estrutura	55	22	32	0,0460
2ª Estrutura	100	36	-	0,0042
3ª Estrutura	-	36	-	0,0062
Variável MS – Modelo Esférico				
Efeito pepita	-	-	-	0,0015
1ª Estrutura	47	40	6,8	0,0018
2ª Estrutura	47	40	-	0,0026
3ª Estrutura	-	40	-	0,0003
Variável UI – Modelo Esférico				
Efeito pepita	-	-	-	0,060
1ª Estrutura	15	35	35	0,130
2ª Estrutura	45	90	8	0,015
3ª Estrutura	150	-	-	0,020
Variável UM – Modelo Exponencial				
Efeito pepita	-	-	-	0,030
1ª Estrutura	60	60	45	0,125
2ª Estrutura	120	60	-	0,010
3ª Estrutura	120	-	-	0,008
Variável UU – Modelo Esférico				
Efeito pepita	-	-	-	0,020
1ª Estrutura	600	300	240	0,290
2ª Estrutura	600	300	-	0,030
3ª Estrutura	-	400	-	0,030

Tabela 6. Parâmetros adotados nos elipsóides de busca para os respectivos variogramas.

Variogramas	U (m)	V (m)	W (m)
DS	100	36	32
MS	47	40	7
UM	120	60	45
UI	150	90	35
UU	600	400	240

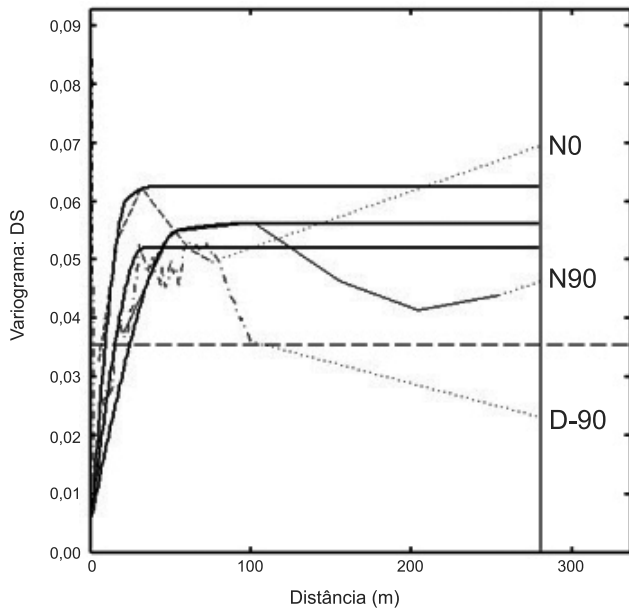


Figura 4. Variogramas experimentais e modelos ajustados para variável DS.

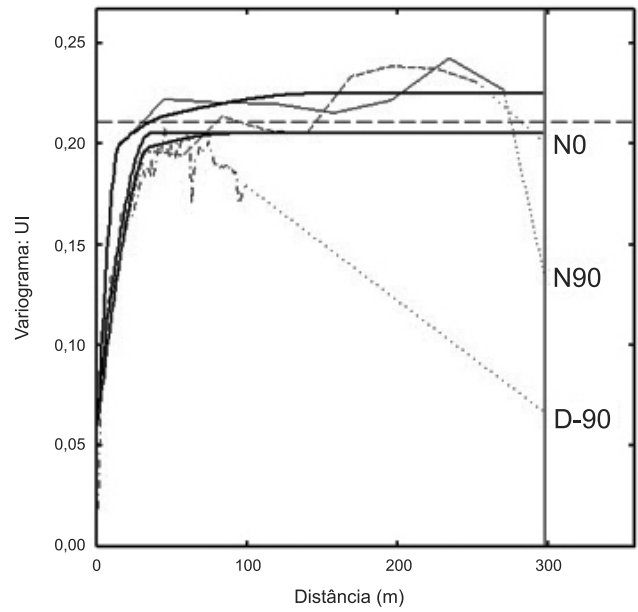


Figura 6. Variogramas experimentais e modelos ajustados para variável UI.

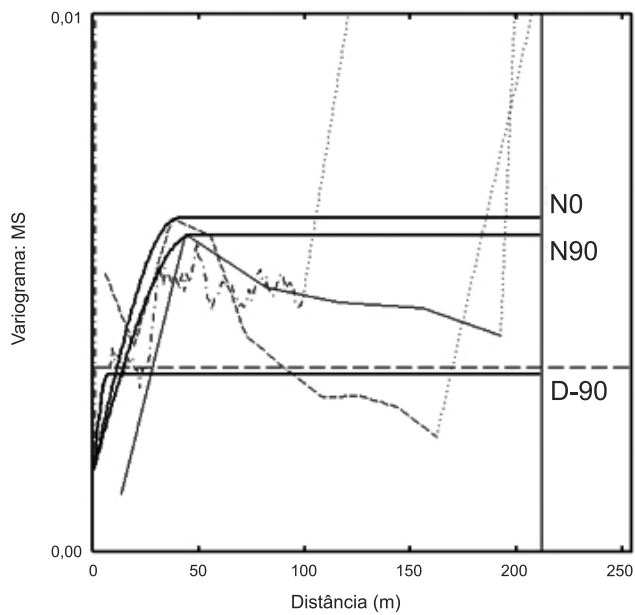


Figura 5. Variogramas experimentais e modelos ajustados para variável MS.

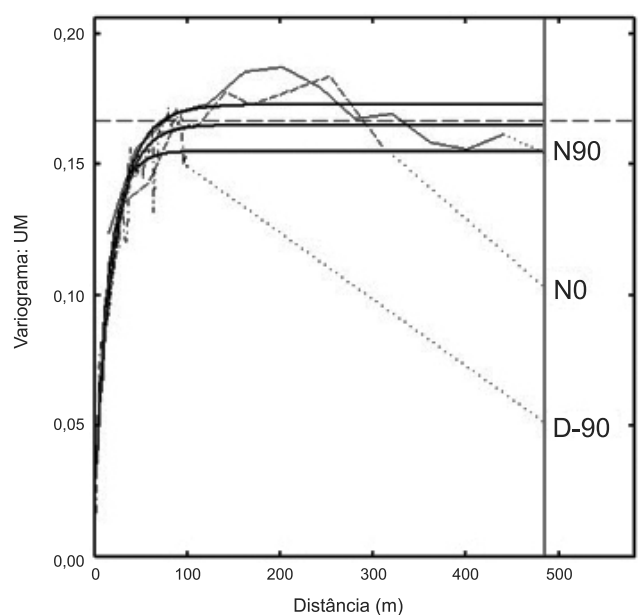


Figura 7. Variogramas experimentais e modelos ajustados para variável UM.

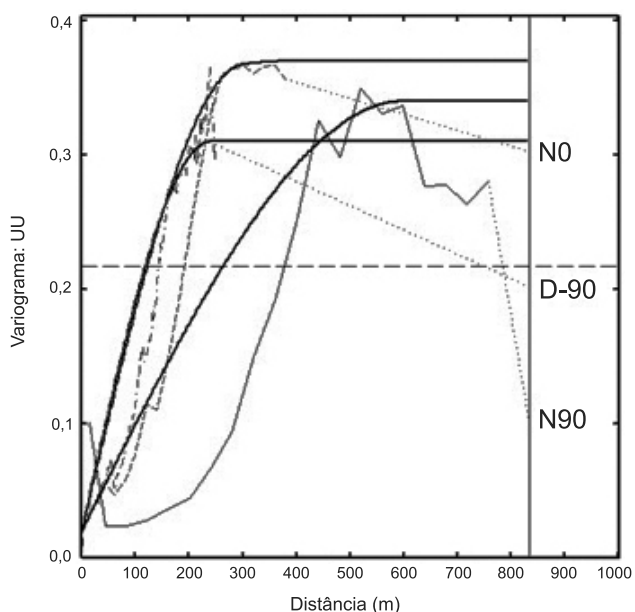


Figura 8. Variogramas experimentais e modelos ajustados para variável UU.

va da probabilidade de ocorrência de cada unidade litológica o seu respectivo modelo de variograma ajustado. Foram descartados os blocos onde duas ou mais litologias receberam valores estimados iguais, ou ainda, quando tais blocos não tenham sido estimados para todas as cinco litologias.

Como a unidade de minério disseminado (DS) é a de maior interesse no depósito e apresenta variogramas estruturados optou-se, no segundo processamento, utilizar somente seu modelo para estimar todas as outras unidades geológicas. Justifica-se ainda esta escolha, pois todas as variáveis categóricas apresentarem maiores continuidades segundo as mesmas direções.

Considerando que as unidades litológicas são mutuamente exclusivas, a soma das indicadoras deve ser sempre igual a um, ou muito próximo a este, quando erros de arredondamento estão presentes. No caso do primeiro processamento tal condição se verificou em somente alguns blocos. Já no segundo processamento destacam-se duas vantagens com relação ao primeiro, além de obter a estimativa das cinco variáveis para todos os blocos, a soma das indicadoras é igual a um para todas realizações.

Na Figura 9 apresenta-se em seção N-S transversal à intrusão, a interpretação geológica do depósito. As Figuras 10 e 11 são, respectivamente, os modelos de blocos com

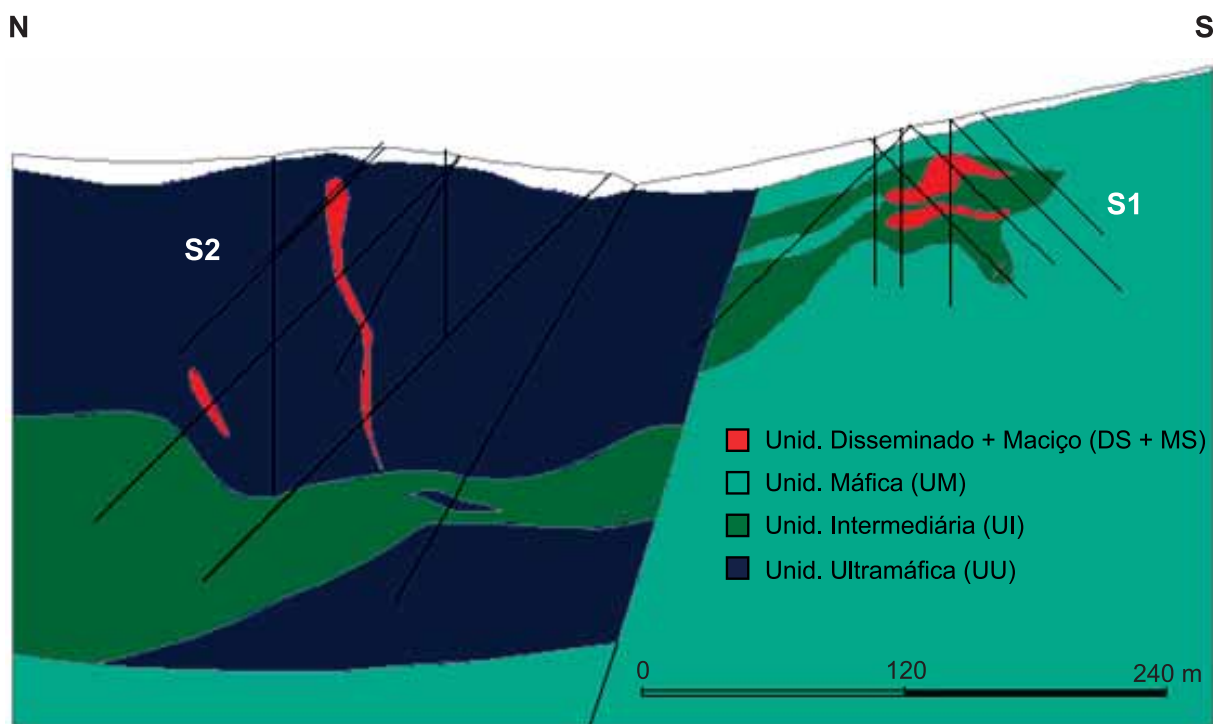


Figura 9. Seção geológica N-S transversal ao depósito com os corpos de minério S2 e S1 (Oliveira, 2009).

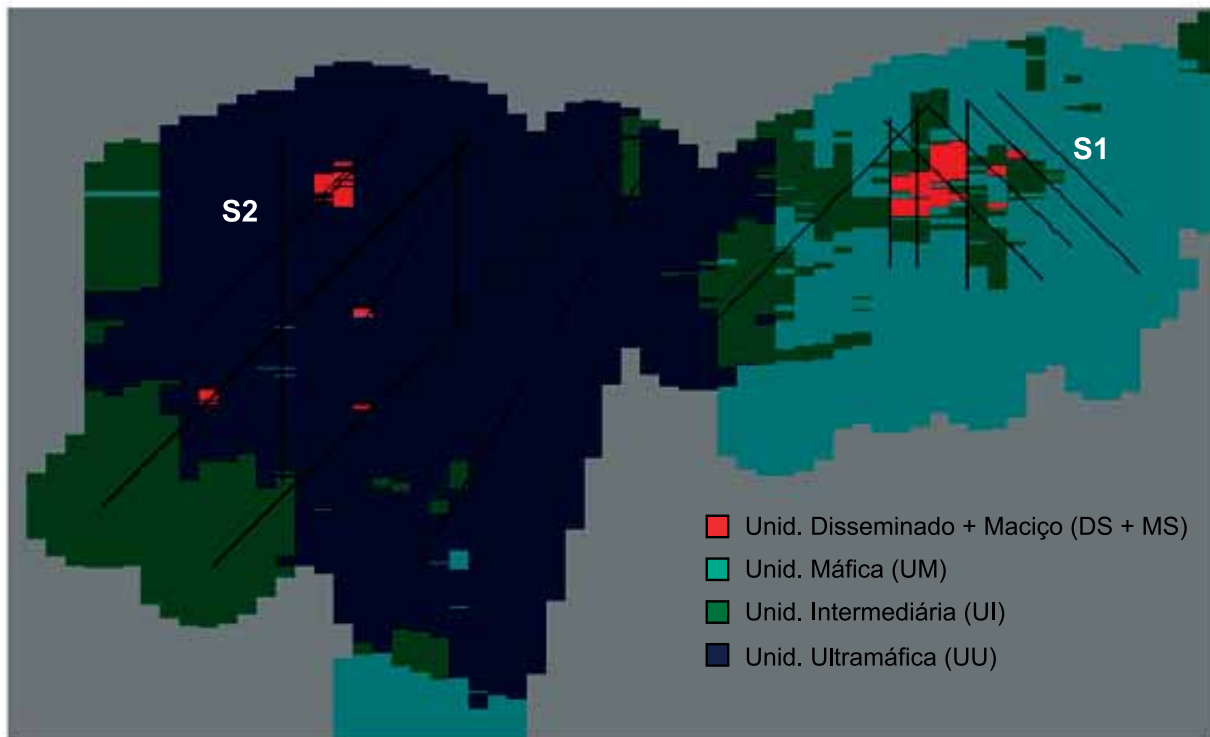


Figura 10. Seção N-S transversal ao depósito com resultado da estimativa de litologias considerando os variogramas respectivos a cada litologia.

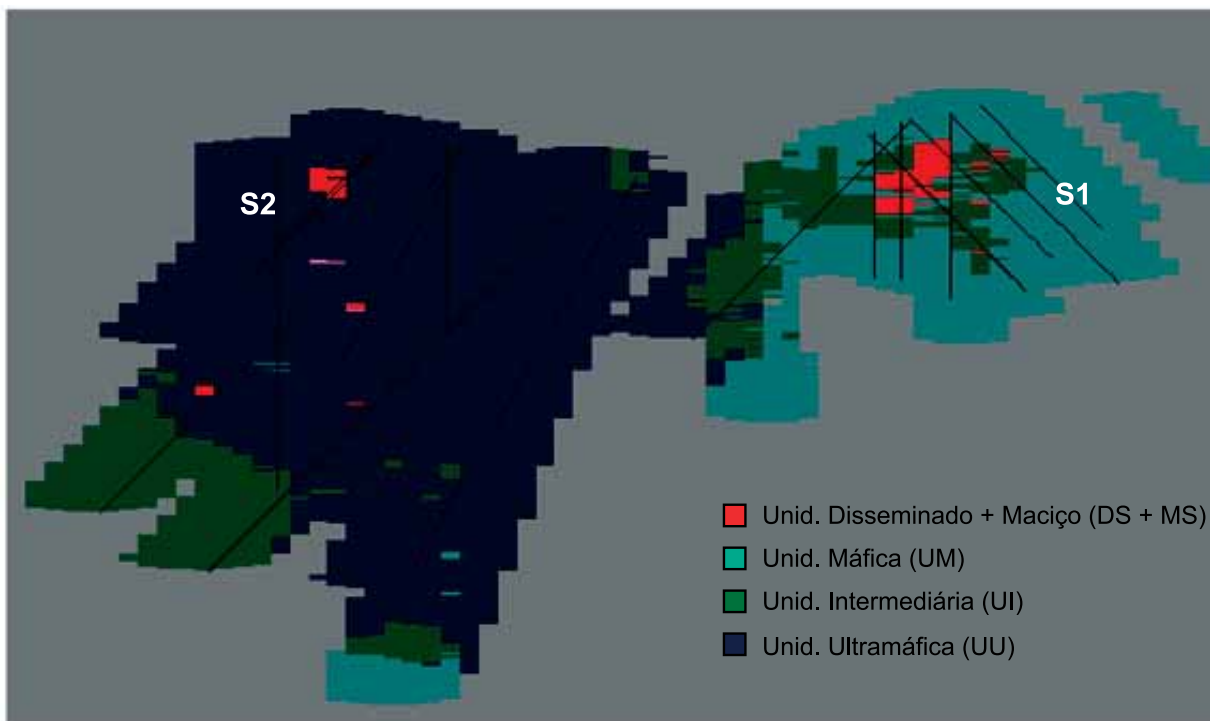


Figura 11. Seção N-S transversal ao depósito com resultado da estimativa de litologias considerando o variograma da variável DS para todas as litologias.

os resultados obtidos por krigagem indicadora para litologias do primeiro e do segundo processamento. Destaca-se que as três figuras estão representadas na mesma escala.

Comparando-se os dois resultados nota-se que, visualmente, são semelhantes, entretanto o segundo processamento é mais próximo à interpretação geológica. De qualquer modo, os dois resultados podem ser considerados satisfatórios para as variáveis UM, UI e UU, pois foram bem representadas na estimativa de litologias.

No entanto, para o corpos sulfetados a estimativa por krigagem indicadora não reproduziu a geometria do corpo de minério S2 (unidades DS e MS), uma vez que estas litologias são descritas pontualmente. Isto decorre de vários fatores, como por exemplo do fato desta ser uma mineralização muito pouco espessa, da ordem de 2 a 4 m, da baixa densidade de amostras para este corpo, do tamanho do bloco utilizado e da própria representatividade destas litologias em relação as demais, que ocorrem em proporção mais elevada no depósito.

CONCLUSÕES

Os resultados obtidos a partir dos dados do depósito de níquel e cobre de Americano do Brasil podem contribuir e servir como base para a interpretação geoquímica e geológica deste tipo de depósito, que apresenta significativa participação na indústria mineral atual, além de permitirem discutir a aplicação da krigagem indicadora como uma alternativa na estimativa de litologias.

Os tipos litológicos principais do depósito: dunitos, peridotitos, piroxenitos, gabronoritos, gabros, dioritos e quartzo dioritos, bem como os tipo de minério (disseminado e maciço) foram agrupados em cinco unidades geológicas. Este agrupamento foi validado pela análise de agrupamento, considerando médias de teores dos elementos Ag (ppm), Co (ppm), Cu (%), Fe (%), MgO (%) e Ni (%), que mostraram resultados com altos índices de similaridade e quantidade de MgO (%) coadunando-se com as descrições.

O modelo geológico apresentado, que leva em consideração não só os corpos de minério sulfetados, mas também as rochas encaixantes, é de grande valia para o entendimento das relações geométricas e estratigráficas deste tipo de depósito.

A técnica de krigagem indicadora mostra-se uma alternativa interessante em estudos de avaliação de depósitos. A vantagem da KI na estimativa de litologias, em depósitos minerais, está no grande número de dados normalmente à disposição, permitindo bons ajustes variográficos e resultados visuais simples, de fácil interpretação. Atualmente este recurso esta disponível em diversos *softwares*, consistindo basicamente na aplicação da krigagem ordinária para a variável transformada.

No entanto, é importante salientar que neste tipo de estimativa, a continuidade espacial de determinada litologia só ficará representada caso se tenha igual proporção na amostragem de todas litologias.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a empresa Prometalica Mineralização Centro Oeste (PCO) na pessoa do Geólogo Jaime Duchini, por permitirem a utilização dos dados de sondagem e também ao relatores pelas sugestões e contribuições dadas para o aprimoramento do artigo. Esse artigo é resultado de um trabalho de dissertação de mestrado desenvolvido durante os anos de 2006 a 2009 no IGc/USP, ao qual também prestamos o devido reconhecimento.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, R.; BERNARDI, J. V. E.; BASTOS, W. R.; NASCIMENTO, E. L.; OLIVEIRA, R. C.; CARVALHO, D. P. Método geoestatístico para modelagem ambiental de poluentes em sistemas lacustres: Amazônia ocidental. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. Anais... São José dos Campos: INPE, 2007. p. 2247-2253.
- CHILÈS, J. P.; DELFINER, P. Geostatistics: modeling spacial uncertainty. New York: John Wiley & Sons. 1999. 695 p.
- DAVIS, J. C.; MCCULLAGH, M. J. (Org.). Display and analyses of spatial data. New York: John Wiley, 1975. p.38-53.
- DAVIS, J. C. Statistics and data analysis in geology. New York: John Wiley & Sons, 1986. 646 p.
- FELGUEIRAS, C. A.; FUKS, S. D.; MONTEIRO, A. M. V.; CAMARGO, E. C. G. Inferências e estimativas de incertezas utilizando técnicas de krigagem não linear. 1999. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/geopro/trabalhos/gisbrasil99/incertezas/2006>>. Acesso em: 18 abr. 2007.
- GEOVARIANCES. Isatis technical references. Geovariances & Ecole des Mines de Paris, version 7.0.5. 2007. 138 p.
- GOOVAERTS, P. Ordinary Cokriging Revisited. Mathematical Geology, v. 30, n.1, p. 21-42, 1998.
- IMAI, N. N.; VICENTE, J.; LIMA, D. L.; TACHIBANA, V. M.; SIVA, E. A.; VOLL, E.; OLIVEIRA, H. E. S. Análise Comparativa da Interpolação por Krigagem ordinária e

- Krigagem por indicação no caso de ervas daninhas em cultura de soja. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CARTOGRAFIA, 21; 2003, Rio de Janeiro. Anais... Rio de Janeiro, 2003. Em CD-ROM.
- ISAAKS, E. H.; SRISVASTAVA, R. M. An Introduction to applied geostatistics. New York: Oxford University Press, 1989. 561 p.
- JOURNAL, A. G. Non-parametric estimation of spatial distribution. *Mathematical Geology*, v. 15, n. 2, p.445-468, 1983.
- KOIKE, K.; MATSUDA, S.; SUZUKI, T.; OHMI, M. Neural network-based estimation of principal metal contents on the Hokuroku District, Northern Japan, for exploring Kuroko-type Deposits. *Natural Research*, v. 11, n. 2, p. 135-156, 2002.
- LANDIM, P. M. B.; STURARO, J. R. Krigagem indicativa aplicada à elaboração de mapas probabilísticos de riscos. Rio Claro: IGCE/UNESP, Lab. Geomatemática, Texto Didático 06. 2002. 19 p. Disponível em: <<http://www.rc.unesp.br/igce/aplicada/textodi.html>>. Acesso em: 17 jul .2007.
- LLOYD, C. D.; ATKINSON, P. M. Assessing uncertainty in estimates with ordinary and indicator kriging. *Computers & Geosciences*, v. 27, n. 8, p. 929-937, 2001.
- MOTA E SILVA, J.; FERREIRA FILHO, C. F.; BUHN, B. M.; DANTAS, E. L. Geology, petrology and geochemistry of the “Americano do Brasil” layered intrusion and its Ni-Cu sulfide deposits, Central Brazil. *Mineralium Deposita*, v. 46, n. 1, p. 57-90, 2011.
- OLEA, R. A. Geostatistics for engineers and earth scientists. Massachusetts: Kluwer Academic Publishers, 1999. 303 p.
- OLIVEIRA, S. B. de. Estudos geoestatísticos aplicados a um depósito magmático de Ni-Cu. 2009. 93 f. Dissertação (Mestrado) - Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.
- RIVOIRARD, J. Introduction to disjunctive kriging and non-linear geostatistics. Oxford: University Press Oxford, 2. nd ed.1999. 181 p.
- ROCHA, M. M.; YAMAMOTO, J. K. Simulação direta de teores e estimativa de litologias na mina de ouro de São Vicente. São Paulo: FAPESP, 2003. Rel. Interno.
- ROSENBAUM M. S.; ROSEN L.; GUSTAFSON G. Probabilistic models for estimating lithology. *Engineering Geology*, v 47, n. 1, p. 43-55, 1997.
- SAGGAF, M. M.; NEBRIJA L. Estimation of lithologies and depositional facies from Wire-Line Logs. *AAPG Bulletin*, v. 84; n. 10; p. 1633-1646, 2000.
- STURARO, J. R.; LANDIM, P. M. B. Geoestatística indicativa aplicada à análise espacial. In: SIMPÓSIO LATINOAMERICANO DE PERCEPCIÓN REMOTA, 7., 1996, México. Bol. Resumenes Expandidos... México: La Sociedad Latinoamericana de Percepción Remota y Sistemas de Información Espacial., 1996. 68-73 p.
- STURARO, J. R.; LANDIM, P. M. B.; RIEDEL, P. S. O emprego da técnica geoestatística da krigagem indicativa em Geotecnia Ambiental. *Revista Solos e Rochas*, v. 23, n. 3, p. 157-164, 2000.
- VICENTE J.; LIMA D. L.; SILVA E. A.; OLIVEIRA H. E. S.; IMAI, N. N.; TACHIBANA V. M. Estudo comparativo entre krigagem linear e krigagem não linear para aplicação em agricultura e precisão. In: COLÓQUIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS, 3., 2003., Curitiba. Anais... Curitiba, 2003. Em CD-ROM.
- VLAD, D. Lithofacial geostatistical analysis in the central part of the Getic Foreland Basin, Romania. *AAPG Annual Meeting*, Houston, Texas. 2002. 1-8 p.
- YAMAMOTO, J. K. Sistema GeoVisual. Versão 2.2, São Paulo, 2006.