

## Efeito do formato do volume de busca na modelagem geológica de um depósito de fosfato utilizando krigagem indicadora

*Effect of the search volume's shape in the indicator kriging-based geological modelling of a phosphate deposit*

Leandro de Vilhena Costa <sup>1</sup>, Paulo Elias Carneiro <sup>2</sup>

### RESUMO

A modelagem geológica é uma etapa crítica em todo empreendimento mineiro, uma vez que o planejamento de mina e os estudos de viabilidade técnico-econômica são baseados majoritariamente nas informações contidas no modelo. No desenvolvimento de modelos geológicos baseados em krigagem indicadora, as dimensões do elipsoide de busca influenciam a estimativa resultante. Neste trabalho, foram avaliados os efeitos da alteração do volume de busca nos modelos geológicos de um depósito de fosfato de origem ígnea, em que foram considerados sete cenários de volumes de busca. Os resultados mostraram que o modelo geológico com o menor desvio em relação aos dados amostrais e com o menor nível de incerteza foi associado ao menor volume de busca considerado, indicando que o uso de volumes de busca de menores dimensões pode eventualmente resultar em estimativas, em geral, mais próximas dos dados amostrais e caracterizadas por possuírem um menor nível de incerteza. Tais resultados fornecem subsídios para a realização dos procedimentos pertinentes à modelagem geológica por krigagem indicadora, com o propósito de obter modelos mais próximos dos dados amostrais.

**Palavras-chave:** Krigagem Indicadora. Volume de busca. Modelagem geológica. Fosfato.

### ABSTRACT

Geological modeling is a critical step in any mining project, since mine planning and technical-economic feasibility studies are based mostly on the information contained in the model. In the development of geological models based on indicator kriging, the dimensions of the search ellipsoid influence the resulting estimate. In this work, the effects of changing the search volume on geological models of an igneous phosphate deposit were evaluated, in which seven search volume scenarios were considered. The results showed that the geological model with the smallest deviation in relation to the sample data and with the smallest level of uncertainty was associated with the smallest search volume considered, indicating that the use of smaller search volumes can eventually result in estimates, in general, closer to the sample data and characterized by having a lower level of uncertainty. Such results provide subsidies for carrying out the procedures relevant to geological modeling by indicator kriging, with the purpose of obtaining models closer to the sample data.

**Keywords:** Indicator kriging. Search volume. Geological modelling. Phosphate.

<sup>1</sup> Doutor em Engenharia Mineral. UFCAT.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9739-8515>

E-mail:

[leandro\\_vilhena@ufcat.edu.br](mailto:leandro_vilhena@ufcat.edu.br)

<sup>2</sup> Mestre em Modelagem e simulação. UFCAT.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6068-4692>

## 1. INTRODUÇÃO

A modelagem geológica é uma etapa crítica em qualquer projeto mineiro, uma vez que as informações a respeito dos formatos dos corpos minerais e a posição dos contatos geológicos serão utilizadas nos estudos subsequentes de planejamento de mina e análise de viabilidade. A maioria dos métodos de estimativa de teores inclui a geoestatística, são baseados em certas suposições sobre a distribuição espacial do teor do minério dentro do depósito. Segundo Yamamoto (2001) a caracterização da quantidade de material e o grau de certeza associado a esta quantidade.

O fósforo está presente na natureza como fosfatos de rocha em depósitos em várias partes do mundo. Esse mineral se apresenta abundantemente distribuído no globo terrestre, através de seus diversos compostos, mais comumente na forma de sais, denominados fosfatos, sendo esses compostos muito ativos, mesmo a baixas temperaturas. Esses depósitos têm origem nas origens sedimentares (em torno de 85% da oferta mundial), Ígneas (próximo de 15%) e biogenéticas (DE SOUZA; FONSECA, 2008).

Considerando a parte econômica, os depósitos sedimentares e ígneos são os mais importantes. No Brasil, em torno de 80% das jazidas fosfáticas naturais (fosfatos), são de origem ígnea com presença acentuada de rocha carbonatítica e minerais micáceos, com baixo teor. As principais reservas estão concentradas, principalmente, nos estados de Minas Gerais com 67,9% desse total, seguido de Goiás com 13,8%, São Paulo com 6,1% que juntos participam com 87,8% das reservas do País. Apresenta uma infinidade de aplicações, mas é na agricultura, na utilização dos de fertilizantes (adubos), que ele desempenha a sua principal utilização.

A proposta do artigo é mostrar a utilização prática da krigagem indicadora na estimativa de depósitos minerais. A geoestatística é a ciência que assume os valores das variáveis regionalizadas são espacialmente correlacionadas (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989) e é amplamente utilizado para obter estimativas de valor em locais não amostrados. Para Journel (1983) a krigagem indicadora se destaca entre os métodos não lineares. O foco do método de krigagem indicadora é a definição de áreas com maior ou menor probabilidade de determinado evento ocorrer, em vez da estimativa do valor da variável, como krigagem Simples e Ordinária (OLIVEIRA, 2009). Uma vantagem do IK reside em ser um método não paramétrico. Isso não faz qualquer suposição prévia sobre

a distribuição sendo estimada. Isso permite previsão de funções de distribuição de variáveis com ampla variabilidade espacial (ROCHA E YAMAMOTO, 2003; ROSSI E DEUTSCH, 2013). O conceito implícito de probabilidade significa que a chance de um nó estimado pertence a uma determinada nota de domínio é tão grande quanto o resultado da estimativa IK.

Para realizar os estudos utilizou-se de um banco de dados baseado em uma campanha de sondagem rotativa diamantada, realizada em uma área com um possível depósito de fosfato ígneo. Na amostragem realizada foram identificados os seguintes domínios litológicos: carbonatito, foscorito, bebedourito, capeamento (cobertura) e silexito. Uma breve revisão bibliográfica dos conceitos de krigagem indicadora é apresentada, como demais exemplos de sua aplicação na estimativa de litologias. Por fim, apresenta e discute o cálculo e os resultados obtidos no caso estudado.

## 2. KRIGAGEM INDICADORA

A krigagem indicadora (KI) é um método geoestatístico de estimativa, o qual foi introduzido por Journel (1983), e caracterizado por ser não paramétrico, uma vez que nenhuma consideração é feita sobre o formato da distribuição a ser estimada. Envolve a estimativa de variáveis indicadoras, codificadas em zeros (0) ou uns (1) conforme a posição de um dado valor de uma variável  $Z(x)$  em um local  $x$  em relação a um patamar de corte designado ou à presença ou ausência de uma característica geológica (SINCLAIR; BLACKWELL, 2002; ROSSI; DEUTSCH, 2014; REVUELTA, 2018).

Na modelagem geológica, considerando-se a ocorrência de  $K$  categorias geológicas, são definidas  $K$  variáveis indicadoras, cada uma associada a um domínio geológico. A codificação de uma  $k$ -ésima variável indicadora definida em um local  $x$  ( $I_k(x)$ ) é feita conforme a Equação (1), em que o valor da variável indicadora associada a um domínio litológico  $k$  ( $DL_k$ ) em um local  $x$ , recebe o valor 1 no caso de ocorrência do  $k$ -ésimo domínio neste local, e o valor 0, caso contrário.

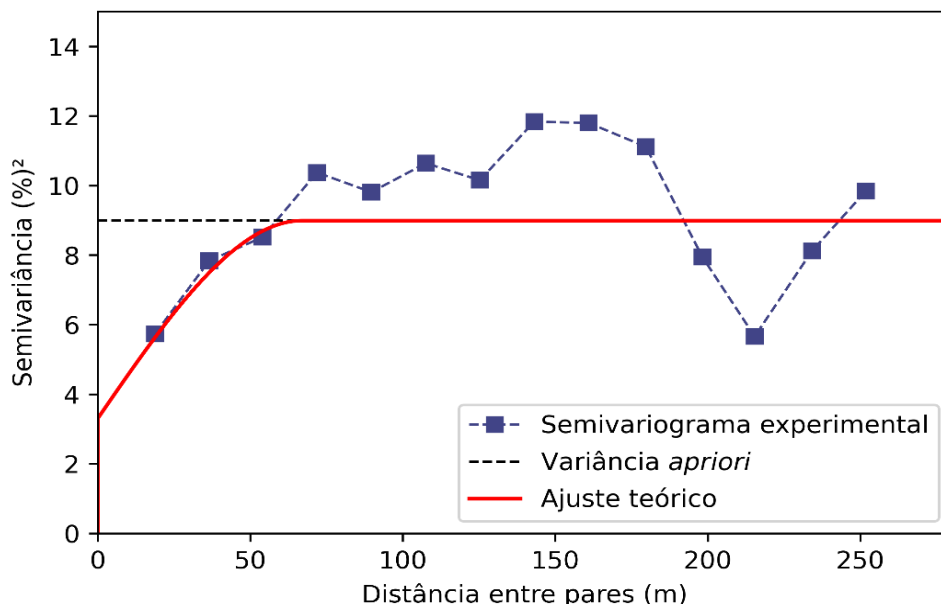
$$I_k(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in DL_k \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (1)$$

Cada variável indicadora é avaliada quanto à sua continuidade espacial por meio do cálculo de semivariogramas (Equação 2), os quais quantificam a continuidade geológica da variável, e, portanto, da categoria geológica associada à mesma. Na Equação (2), a função semivariograma ( $\gamma(h)$ ), dependente da distância  $h$  que separa os pares de amostras,

calcula a diferença quadrática média entre os valores de uma variável indicadora  $I_k$  nos locais  $x_i$  e  $x_i + h$ , distantes  $h$  entre si, na direção de um dado vetor  $h$  (JOURNEL; HUIJBREGTS, 1989; ABZALOV, 2016).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [I_k(x_i) - I_k(x_i + h)]^2 \quad (2)$$

O cálculo do semivariograma para diferentes classes de distâncias fornece uma assinatura da continuidade espacial da variável sob análise em uma dada direção, definida pelo vetor  $h$ , resultando em um gráfico (Figura 1), crescente em sua origem, a partir do qual são obtidas informações relativas à continuidade espacial da variável analisada.



**Figura 1.** Semivariograma experimental e respectivo ajuste teórico (modelo esférico).

A partir do cálculo dos semivariogramas experimentais são feitos ajustes teóricos (e.g. modelos esférico, exponencial ou Gaussiano) para fins de utilização nos sistemas de krigagem, para a obtenção das estimativas nos locais não amostrados (JOURNEL; HUIJBREGTS, 1989). Questões relativas à necessidade de realização do ajuste por funções teóricas, e/ou exemplos de modelos teóricos podem ser obtidos em Journel e Huijbregts (1989), Kitanidis (1997), Sinclair e Blackwell (2002), e Rossi e Deutsch (2014).

As estimativas das variáveis indicadoras podem ser baseadas nos estimadores de krigagem simples ou krigagem ordinária, sendo o último, o estimador mais utilizado por fornecer estimativas de caráter local, além de não requerer a estacionariedade dos

indicadores, e do conhecimento, *a priori*, da média da população analisada (ROSSI; DEUTSCH, 2014; ABZALOV, 2016). Na estimativa baseada no estimador de krigagem ordinária (Equação 3), o valor de uma variável indicadora  $I_k(u)$  a ser estimado em um ponto  $u$  é calculado por meio de uma combinação linear de  $n$  valores vizinhos  $I_k(x_i)$  contidos na vizinhança, ou volume de busca definido, normalmente em um formato de um elipsoide.

$$I_k(u) = \sum_{i=1}^n \lambda_i I_k(x_i) \quad (3)$$

Na Equação (3), os ponderadores  $\lambda_i$  são obtidos por meio da solução do sistema de equações da krigagem ordinária, o qual resulta em ponderadores ótimos, que minimizam a variância do erro de estimativa. A descrição do sistema de equações da krigagem ordinária e suposições consideradas podem ser encontradas em Journel e Huijbregts (1989); Isaaks e Srivastava (1989), Sinclair e Blackwell (2002), e Yamamoto e Landim (2013).

As estimativas obtidas das variáveis indicadoras informam quanto à probabilidade de ocorrência de cada categoria geológica, em cada bloco, permitindo a elaboração de um modelo geológico e o mapeamento da incerteza associada, o que fornece subsídios para a tomada de decisões quanto à localização de futuros pontos amostrais para o refinamento do modelo.

### 3. METODOLOGIA

O banco de dados usado para este trabalho é baseado em uma campanha de sondagem rotativa diamantada, realizada em uma área com um possível depósito de fosfato ígneo. Na amostragem realizada foram identificados os seguintes domínios litológicos: carbonatito, foscorito, bebedourito, capeamento (cobertura) e silexito.

A partir do conhecimento das litologias presentes, foi definida uma variável contendo os códigos de cada domínio (Tabela 1), e para cada um destes foi definida uma variável indicadora, caracterizada por possuir apenas valores binários, os quais indicam a presença ou a ausência do referido domínio litológico (Tabela 1), cuja codificação foi baseada na Equação (1), considerando-se, conforme mostrado na Tabela 1, cinco categorias geológicas.

**Tabela 1.** Códigos os domínios litológicos e suas respectivas variáveis indicadoras.

Domínio	Código	Variável Indicadora
Carbonatito (CBN)	0	IND0
Foscorito (FCR)	1	IND1
Bebedourito (BEB)	2	IND2
Capeamento (CAP)	3	IND3
Silexito (SLX)	4	IND4

**Fonte:** Dados da pesquisa (2022).

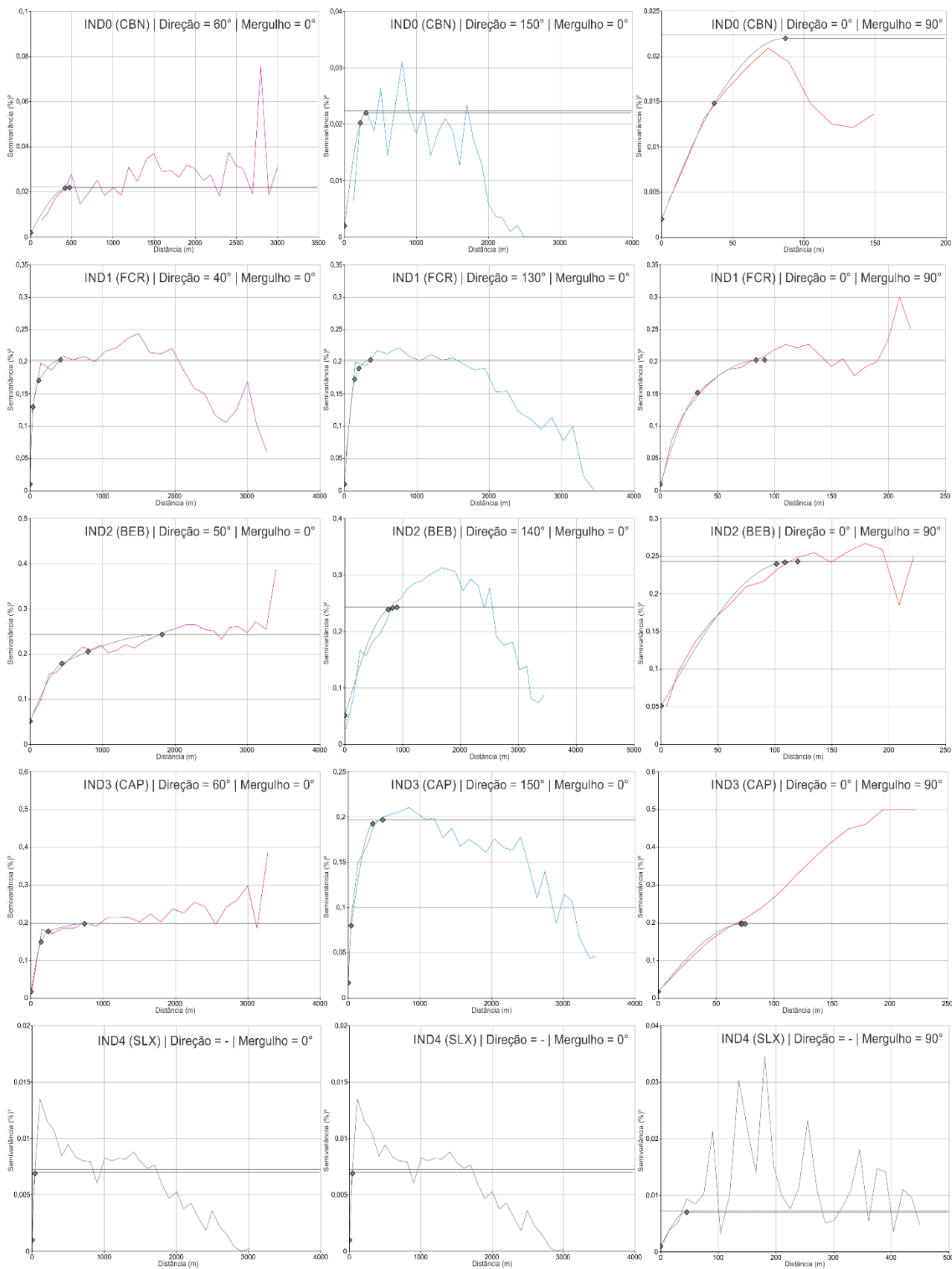
As variáveis indicadoras foram utilizadas para o mapeamento da continuidade geológica de cada domínio por meio do cálculo de semivariogramas (Equação 2) das mesmas em várias direções, o que possibilitou determinar as direções preferenciais de continuidade geológica para cada domínio. Os semivariogramas referentes às direções preferenciais de continuidade foram então ajustados por modelos teóricos, exceto a variável IND4 (Figura 2), cujos parâmetros foram utilizados para a elaboração dos cenários de volumes de busca e para a realização das estimativas por krigagem indicadora (KI). As informações amostrais (variáveis indicadoras, códigos dos domínios litológicos e proporção de cada domínio na amostragem) e dos ajustes variográficos foram utilizadas para a realização da KI. As estimativas foram realizadas em um modelo de blocos (Tabela 2), cujas dimensões das células unitárias foram de 25 m (Eixo X), 25 m (Eixo Y) e 5 m (Eixo Z), as quais foram definidas desta forma com o propósito de mapear mais adequadamente os contatos geológicos, e por serem dimensões menores que todos os alcances variográficos das variáveis indicadoras. Em cada bloco as estimativas foram baseadas no estimador de krigagem ordinária (Equação 3), por reproduzir melhor as flutuações locais dos valores da variável estimada em relação ao estimador de krigagem simples.

**Tabela 2.** Propriedades do modelo de blocos utilizado para as estimativas.

Eixo	Dimensão do Bloco (m)	Quantidade de Blocos
X	25	133
Y	25	143
Z	5	88

**Fonte:** Dados da pesquisa (2022).

Para fins de análise dos efeitos da variação da vizinhança de busca (volume/elipsoide de busca) nos resultados da krigagem indicadora, e conseqüentemente no modelo geológico, foram considerados sete cenários (Tabela 3), cujos volumes de busca estão descritos na Tabela 4.



**Figura 2.** Semivariogramas experimentais nas direções preferenciais de continuidade obtidos para cada variável indicadora e os respectivos ajustes teóricos.

Na realização das estimativas dos sete cenários considerados, todos os parâmetros foram mantidos constantes, com exceção do volume/elipsoide de busca, o qual foi definido de acordo com o cenário.

**Tabela 3.** Nomenclatura e indicação dos cenários considerados.

Cenário	Descrição
A	Volume de busca baseado nos semivariogramas indicadores associados a unidade "CBN"
B	Volume de busca baseado nos semivariogramas indicadores associados a unidade "FCR"
C	Volume de busca baseado nos semivariogramas indicadores associados a unidade "BEB"
D	Volume de busca baseado nos semivariogramas indicadores associados a unidade "CAP"
E	Volume de busca baseado nos semivariogramas indicadores associados a unidade "SLX"
F	Volume de busca baseado na interseção de todos os volumes de busca, com exceção do volume de busca associado à unidade "SLX"
G	Volume de busca baseado na média dos alcances variográficos das unidades.

Fonte: Dados da pesquisa (2022).

**Tabela 4.** Volumes de busca adotados para cada cenário.

Cenário	Azimute (°)	Mergulho (°)	Comprimento do semi-eixo (m)
A	60,0	0	467,90
	150,0	0	300,30
	0,0	90	86,70
B	40,0	0	419,30
	130,0	0	353,90
	0,0	90	90,90
C	50,0	0	1812,20
	140,0	0	908,30
	0,0	90	119,70
D	60,0	0	738,00
	150,0	0	477,20
	0,0	90	74,50
E	-	0	44,40
	-	0	44,40
	-	90	44,40
F	40,0	0	419,30
	130,0	0	353,90
	0,0	90	74,50
G	52,16	0	695,55
	142,16	0	417,24
	0,0	90	83,24

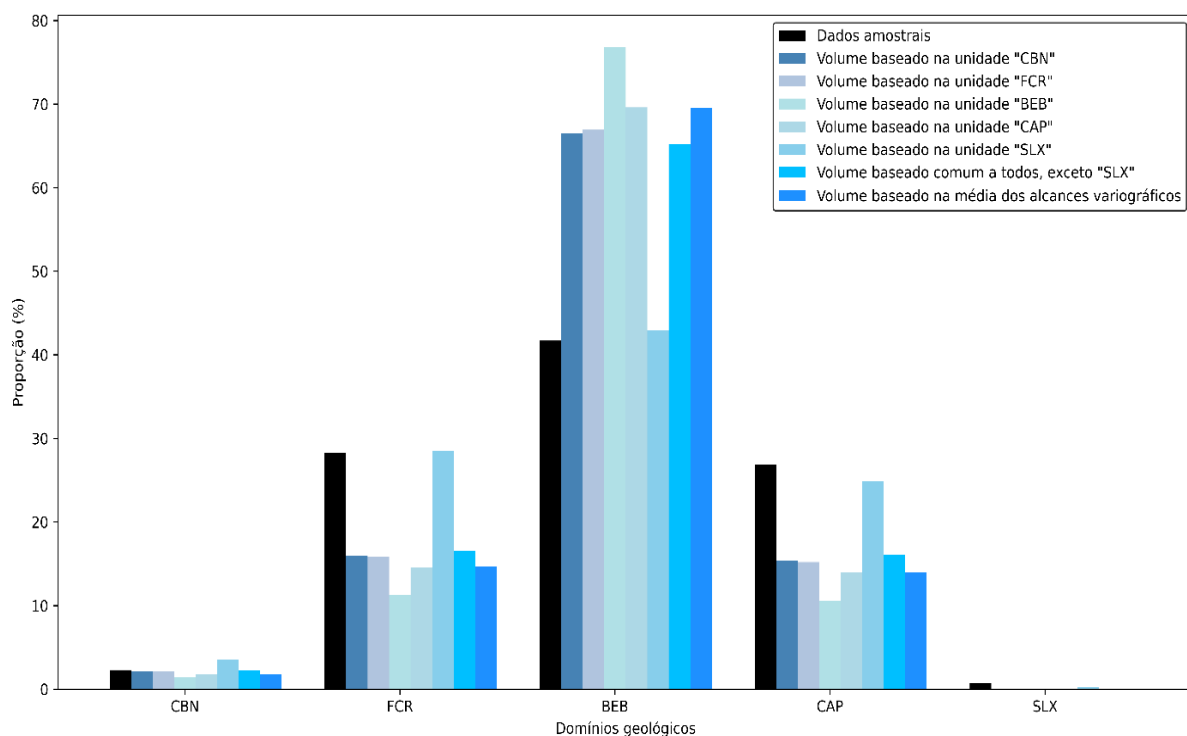
Fonte: Dados da pesquisa (2022).



Os resultados das estimativas indicam, em cada bloco de um dado modelo, as probabilidades de ocorrência de cada domínio litológico. A partir dos valores de probabilidade de ocorrência de cada domínio, foi estabelecido, em cada bloco, o domínio que prevalece no mesmo, determinado a partir do maior valor de probabilidade entre os resultados obtidos da krigagem. A incerteza quanto a classificação, em cada bloco, foi determinada como sendo a subtração entre a probabilidade máxima (1) e o maior valor de probabilidade obtido naquele bloco.

#### 4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

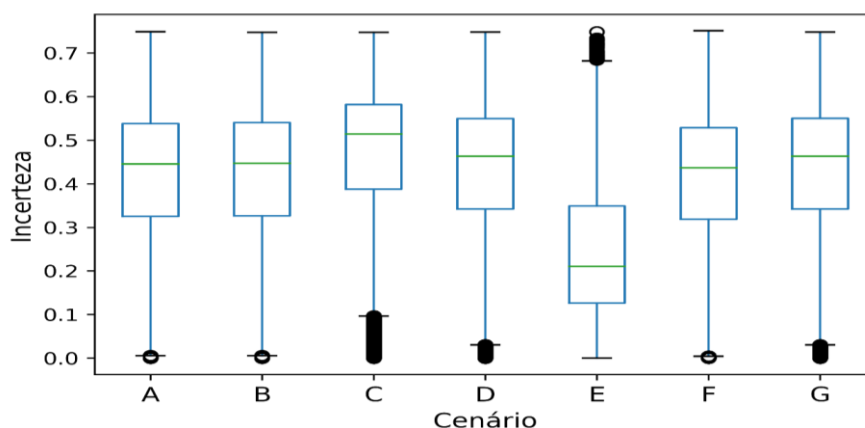
Os resultados das proporções dos domínios geológicos em cada modelo obtido (Figura 3) mostraram que houve variações significativas, em que para o domínio do Bebedourito, de maior proporção (41,7%) nos dados amostrais, obteve-se uma tendência de sobrestimativa, e para aqueles domínios de menor proporção, de subestimativa de suas respectivas probabilidades de ocorrência de acordo com a Figura 3. Menores desvios das proporções estimadas em relação àquelas dos dados amostrais ocorreram no Cenário “E”, no qual o volume de busca foi baseado nos alcances variográficos da variável indicadora atribuída ao domínio do Silexito (“SLX”), o qual foi o elipsoide de busca de menor volume entre os considerados, dada a pequena ocorrência deste domínio no total amostrado.



**Figura 3.** Proporção dos domínios geológicos nos dados amostrais e nos modelos obtidos por KI, cada um dos quais baseado em um cenário de dimensões do volume de busca

O fato do menor desvio das proporções estimadas em relação às amostrais ter sido associado ao cenário no qual o volume de busca possui a menor dimensão entre as consideradas sugere que a utilização de vizinhanças de busca com maiores volumes pode prejudicar a realização de estimativas locais, e conseqüentemente subestimar as probabilidades de ocorrência daquelas categorias geológicas de menor proporção, e sobrestimar as probabilidades de ocorrência das categorias geológicas de maior proporção. Isso pode ser observado na Figura 3, em que todos os cenários, com exceção do Cenário “E”, não foram capazes de prever ocorrência de blocos de Silexito, provavelmente em função das maiores dimensões dos volumes de busca adotados nestes cenários.

O mapeamento das incertezas associadas à determinação da categoria geológica que prevalece em cada bloco do modelo (Figura 4) mostra que: (1) os valores mínimo e máximo foram aproximadamente iguais em todos cenários; (2) os valores mais elevados de incerteza ocorrem com maior frequência no Cenário “C”, cuja distribuição é também caracterizada por possuir uma quantidade expressiva de outliers em sua cauda inferior, e é associado ao domínio do Bebedourito (proporção amostral de 41,7%), cuja vizinhança de busca apresentou a maior dimensão; (3) os menores valores de incerteza ocorrem no Cenário “E”, associado ao domínio do Silexito (proporção amostral de 0,7%), cuja vizinhança de busca foi caracterizada por possuir a menor dimensão entre as vizinhanças de busca consideradas.



**Figura 4.** Box-plots dos valores de incerteza para cada cenário de vizinhança de busca analisado

Tais resultados (Figura 4) sugerem que a utilização de vizinhanças de busca de menores dimensões, normalmente baseadas nas informações variográficas de categorias geológicas pouco expressivas, podem levar à obtenção de modelos geológicos com

menores índices de incerteza, e também mais aderentes aos dados amostrais (Figura 3). Tal comportamento pode ser atribuído ao fato de que vizinhanças de busca menores privilegiam a realização de estimativas de caráter mais local, o que aparentemente não ocorre nas estimativas baseadas em vizinhanças de busca de dimensões comparativamente mais elevadas.

O cálculo do desvio percentual das proporções obtidas das estimativas em relação às respectivas proporções amostrais em cada cenário resultou na Tabela 5, onde pode-se observar que os maiores valores de desvio ocorreram na unidade Silexito (“SLX”), caracterizada por possuir a menor proporção nos dados amostrais (0,7%), e na unidade Bededourito (“BEB”), a qual corresponde a 41,7% dos dados amostrais, representando a maior proporção. Tais resultados mostram que as categorias geológicas de maior e menor proporções amostrais aparentemente são as mais impactadas no que se refere à alteração das dimensões da vizinhança de busca.

**Tabela 5.** Desvios percentuais das proporções obtidas das estimativas em relação às respectivas proporções amostrais, para cada cenário considerado.

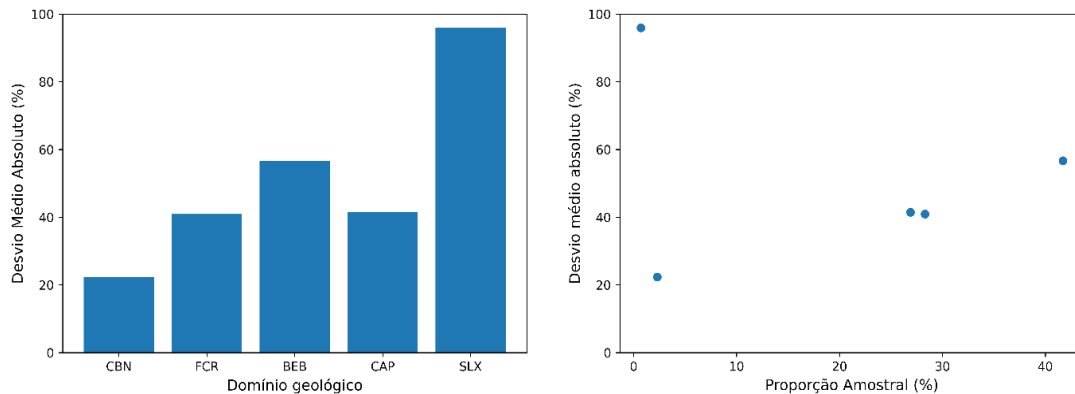
Domínio	Cenário							MAD (%)
	A	B	C	D	E	F	G	
CBN	-8,70	-8,70	-39,13	-21,74	52,17	-4,35	-21,74	22,36
FCR	-43,46	-44,17	-60,07	-48,41	0,71	-41,70	-48,06	40,94
BEB	59,47	60,43	84,17	66,91	2,88	56,36	66,67	56,70
CAP	-42,75	-43,49	-60,60	-47,96	-7,44	-40,15	-47,96	41,48
SLX	-100,00	-100,00	-100,00	-100,00	-71,43	-100,00	-100,00	95,92

**Legenda:** MAD = *Mean Absolute Deviation* (Desvio Médio Absoluto)

O cálculo do Desvio Médio Absoluto, efetuado pela Equação (4), mostrou que os valores mais elevados do MAD foram relacionados às categorias de menor e de maior proporção nos dados amostrais (Figura 5a), sugerindo que estas são mais sensíveis às variações nas dimensões e/ou formatos da vizinhança de busca. Partindo-se dessa observação, foi analisada a correlação linear entre a proporção amostral e o MAD (Figura 5b), onde a nuvem de pontos (Figura 5b) indicou, de maneira geral, uma baixa correlação entre estas variáveis, evidenciada pelo coeficiente de correlação de Pearson, o qual foi igual a -0,195. Entretanto, na Figura 5b, nota-se que apenas um ponto (MAD referente ao domínio do Silexito) está distante dos demais, cujo comportamento conjunto apresenta, aparentemente, um crescimento positivo (correlação positiva), sugerindo que possa haver

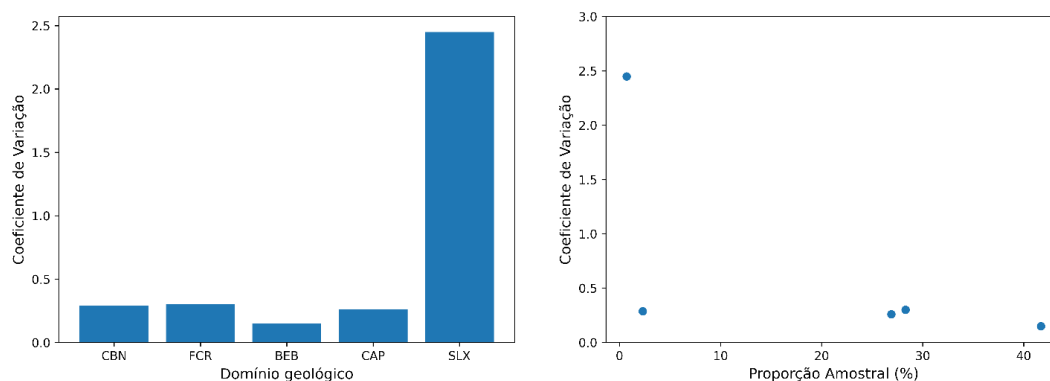
um comportamento distinto para valores de proporção amostral muito pequenos, comparativamente àqueles mais elevados.

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^n |Desvio_i|}{n} \quad (a)$$



**Figura 5.** a) Valores de MAD e respectivos domínios geológicos. b) Valores de MAD e respectivas proporções amostrais dos domínios geológicos

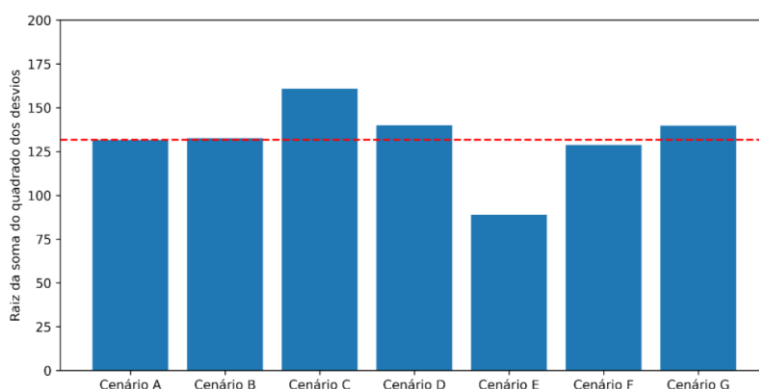
A análise do coeficiente de variação dos valores de proporções obtidas das estimativas (Figura 6a) mostraram que o maior valor deste indicador foi atribuído ao domínio do Silexito, cujo valor foi 713,62% maior que o segundo maior valor de coeficiente de variação obtido (domínio do Foscorito – “FCR”). Tal comportamento evidencia que as maiores variações nos valores de proporções obtidas das estimativas ocorrem naqueles domínios de pequena quantidade de amostras em relação ao total amostrado, sendo então mais sensíveis à sobrestimativa e/ou subestimativa, especialmente a última, podendo em muitos casos nem serem identificados no modelo geológico resultante, referente aos casos de utilização de vizinhanças de busca de maiores dimensões, como nos Cenários A, B, C, D, F e G, enfatizando estimativas de caráter global.



**Figura 6.** a) Coeficiente de variação em cada domínio geológico. b) Gráfico de dispersão mostrando os coeficientes de variação e respectivos valores de proporção amostral

Analisando-se a correlação entre o coeficiente de variação das proporções obtidas das estimativas e as respectivas proporções amostrais (Figura 6a), observa-se que há alguma correlação entre estas duas variáveis, cujo valor do coeficiente de correlação de Pearson foi de -0,636, indicando uma correlação moderada, e negativa, de tal forma que o aumento da proporção amostral resultaria em uma diminuição da variação das proporções obtidas das estimativas, ou seja, os valores as proporções variariam menos de um cenário para outro com o aumento da quantidade de amostras de um determinado domínio em relação ao total amostrado.

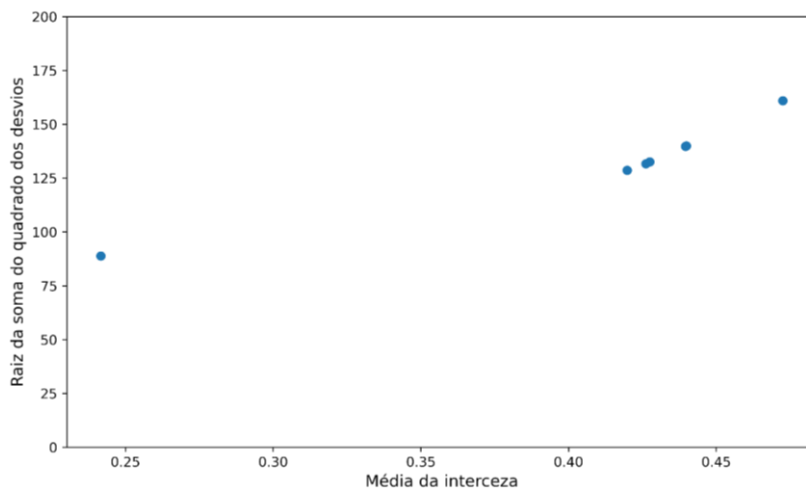
Considerando cada cenário especificamente, foi calculada a raiz da soma do quadrado dos desvios, com o propósito de identificar os cenários de menor e maior desvio. Os resultados (Figura 7) evidenciaram que o menor valor deste indicador foi atribuído ao Cenário “E”, cuja vizinhança de busca foi baseada nas informações variográficas da variável indicadora referente ao domínio do Silexito (0,7% do total amostrado), a qual foi a menor entre todas as consideradas. Ainda, o maior valor da raiz da soma do quadrado dos desvios foi atribuído ao Cenário “C”, baseado nas informações variográficas do domínio do Bebedourito (41,7% dos dados amostrais).



**Figura 7.** Valores de raiz da soma do quadrado dos desvios em função dos cenários de vizinhança de busca considerados

Os resultados constantes na Figura 7 reforçam a hipótese de que estimativas realizadas através de volumes de busca de menores dimensões, baseadas nas informações variográficas daqueles domínios de menor ocorrência no total amostrado, resultariam em modelos geológicos estatisticamente mais coerentes em relação à amostragem, em função de que vizinhanças de busca de menores dimensões enfatizariam estimativas de caráter local, permitindo a identificação daqueles domínios de menor ocorrência.

A análise da correlação entre a raiz da soma do quadrado dos desvios e os valores médios de incerteza dos respectivos cenários (Figura 8) mostrou a existência de forte correlação entre estas variáveis, a qual foi confirmada pelo valor do coeficiente de correlação de Pearson, o qual foi 0,959, indicando a existência de uma forte correlação, positiva, entre estas variáveis.



**Figura 8.** Gráfico de dispersão entre a raiz da soma dos desvios quadráticos e a média das incertezas em cada cenário considerado

Tais resultados constantes na Figura 8 mostram, portanto, que a média da incerteza é diretamente proporcional à raiz da soma dos desvios quadráticos, de forma que poderia ser possível basear-se na incerteza para indicar os desvios em cada cenário, optando-se por aquele cenário de menor incerteza.

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Conforme os resultados obtidos, o uso de volumes (ou vizinhanças) de busca de maiores dimensões, baseados naquelas categorias com maiores quantidades de amostras, pode ocasionar uma sobrestimativa destas, e uma subestimativa daquelas com quantidade de amostras relativamente menores, resultando em modelos geológicos incapazes de prever a ocorrência daquelas categorias pouco amostradas. Neste sentido, o uso de volumes de busca de menores dimensões, baseados naqueles domínios pouco amostrados, pode fornecer resultados, em geral, mais próximos dos dados amostrais, pelo fato de resultarem em estimativas de caráter mais local.

No que se refere à incerteza, os menores valores deste indicador foram atribuídos ao cenário “E” (menor volume de busca entre os considerados), estando diretamente relacionado ao fato deste cenário apresentar o menor desvio em relação aos dados amostrais. Tal fato pode indicar que eventualmente o uso de volumes de busca de menores dimensões pode resultar em estimativas com menor nível de incerteza. Ressalta-se, entretanto, que novos estudos devem ser realizados com o propósito de analisar esse comportamento em outros tipos de depósitos.

## REFERÊNCIAS

- ABZALOV M. **Applied Mining Geology**. Moder Approaches in Solid Earth Sciences. Cham, Springer, 2016.p.448.
- DE SOUZA, E.A; FONSECA, S.D. Fosfato. Anuário Mineral. DNPM.2008.
- ISAAKS, E. H.; SRISVASTAVA, R. M. **An Introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University Press,1989. p. 561.
- JOURNEL, A.G. **Nonparametric estimation of spatial distributions**. Journal of the International Association for Mathematical Geology 15, p. 445–468, 1983.
- JOURNEL, A.G.; HUIJBREGTS, CH.J. **Mining geostatistics**. London, Academic Press. 1989.
- KITANIDIS, P. K. **Introduction to Geostatistics. Applications in Hydrogeology**. xx + 249 pp. Cambridge, New York, Port Chester, Melbourne, Sydney: Cambridge University Press, 1997.
- OLIVEIRA, S. B. de. **Estudos geoestatísticos aplicados a um depósito magmático de Ni-Cu**. Dissertação (Mestrado) - Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009. Disponível em:<<https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/44/44137/>>. Acesso em: 20 de agosto de 2022.
- REVUELTA B.R.**Mineral Resources: From Exploration to Sustainability Assessment**. Cham, Springer.2018, p. 653
- ROCHA, M. M.; YAMAMOTO, J. K. **Simulação direta de teores e estimativa de litologias na mina de ouro de São Vicente**. São Paulo: FAPESP, Rel. Interno, 2003.
- ROSSI, M. E.; DEUTSCH, C. V. **Mineral resource estimation**. [S. l.]: Springer,2014.
- SINCLAIR, A.J.; BLACKWELL, G.H. **Applied mineral inventory**. New York, Cambridge University Press. 2002, p.381
- YAMAMOTO, J. K. **Análise Geoestatística. Avaliação e Classificação de Reservas Minerais**. Editora da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001.
- YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: Conceitos e Aplicações**. Editora Oficina de Textos, São Paulo,2013.