



Revista Brasileira de Ciência do Solo

ISSN: 0100-0683

revista@sbccs.org.br

Sociedade Brasileira de Ciência do Solo
Brasil

Ribeiro de Oliveira, Ismênia; De Bortoli Teixeira, Daniel; Panosso, Alan Rodrigo; Arantes Camargo, Livia; Marques Júnior, José; Tadeu Pereira, Gener

MODELAGEM GEOESTATÍSTICA DAS INCERTEZAS DA DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DO FÓSFORO DISPONÍVEL NO SOLO, EM ÁREA DE CANA-DE-AÇÚCAR

Revista Brasileira de Ciência do Solo, vol. 37, núm. 6, noviembre-diciembre, 2013, pp. 1481-1491

Sociedade Brasileira de Ciência do Solo

Viçosa, Brasil

Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=180229291005>

- ▶ Como citar este artigo
- ▶ Número completo
- ▶ Mais artigos
- ▶ Home da revista no Redalyc

redalyc.org

Sistema de Informação Científica

Rede de Revistas Científicas da América Latina, Caribe, Espanha e Portugal
Projeto acadêmico sem fins lucrativos desenvolvido no âmbito da iniciativa Acesso Aberto

Comissão 1.3 - Pedometria

MODELAGEM GEOESTATÍSTICA DAS INCERTEZAS DA DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DO FÓSFORO DISPONÍVEL NO SOLO, EM ÁREA DE CANA-DE-AÇÚCAR⁽¹⁾

Ismênia Ribeiro de Oliveira⁽²⁾, Daniel De Bortoli Teixeira⁽³⁾, Alan Rodrigo Panosso⁽⁴⁾,
Livia Arantes Camargo⁽⁵⁾, José Marques Júnior⁽⁶⁾ & Gener Tadeu Pereira⁽⁷⁾

RESUMO

O fósforo destaca-se como um dos nutrientes limitantes ao desenvolvimento da cultura da cana-de-açúcar em solos brasileiros. Esse elemento apresenta grande variabilidade espacial, coordenada pelos atributos que regem as reações de adsorção e dessorção. Estimativas espaciais são conduzidas por meio de interpolações geoestatísticas para a caracterização dessa variabilidade. No entanto, tais estimativas apresentam incertezas inerentes ao procedimento que estão associadas à estrutura de variabilidade do atributo em estudo e à configuração amostral da área. Dessa forma, avaliar a incerteza das previsões associada à distribuição espacial do fósforo disponível ($P_{lável}$) é importante para otimizar o uso dos fertilizantes fosfatados. O objetivo deste estudo foi avaliar o desempenho da simulação sequencial gaussiana (SSG) e da krigagem ordinária (KO) na modelagem da incerteza das previsões do fósforo disponível. Uma malha amostral com 626 pontos foi instalada em uma área experimental de 200 hectares de cana-de-açúcar no município de Tabapuã, São Paulo. Foram geradas 200 realizações por meio do algoritmo da SSG. As realizações da SSG reproduziram as estatísticas e a distribuição dos dados amostrais. A estatística G (0,81) indicou boa proximidade entre as frações dos valores simulados e os observados. As realizações da SSG preservaram a variabilidade espacial do $P_{lável}$, sem o efeito de suavização obtido pelo mapa da KO. A acurácia na reprodução do variograma dos dados amostrais,

⁽¹⁾ Parte da Tese de Doutorado da primeira autora. Recebido para publicação em 7 de novembro de 2012 e aprovado em 23 de julho de 2013.

⁽²⁾ Professora, Centro de Ciências Agrárias e Ambientais da UFMA - Campus Chapadinha. BR-222, km 04, Boa Vista. CEP 65500-000 Chapadinha (MA), Brasil. E-mail: ismenia@ufma.br

⁽³⁾ Doutorando do Programa de Pós-Graduação em Agronomia (Produção Vegetal) da FCAV/UNESP, Campus de Jaboticabal. Via de Acesso Prof. Paulo Donato Castellane, s/n. CEP 14884-900 Jaboticabal (SP). E-mail: danieldbt@bol.com.br

⁽⁴⁾ Pós doutorando do Programa de Pós-Graduação em Agronomia (Ciência do Solo) da FCAV/UNESP/Jaboticabal. Bolsista FAPESP Proc n° 10/20364-9. E-mail: arpanosso@yahoo.com.br

⁽⁵⁾ Doutoranda do Programa de Pós-Graduação em Agronomia (Ciência do Solo) da FCAV/UNESP/Jaboticabal. E-mail: li_arantes@yahoo.com.br

⁽⁶⁾ Professor, Departamento de Solos e Adubos, FCAV/UNESP/Jaboticabal. E-mail: marques@fcav.unesp.br

⁽⁷⁾ Professor, Departamento de Ciências Exatas, FCAV/UNESP/Jaboticabal. E-mail: genertp@fcav.unesp.br

obtida pelas realizações da SSG foi, em média, 240 vezes maior que obtida por meio da KO. O mapa de incertezas, obtido por meio da KO, apresentou menor variação na área de estudo do que por SSG. Dessa forma, a avaliação das incertezas, pela SSG, evidenciou-se mais informativa, podendo ser utilizada para definir e delimitar, de forma mais precisa, as áreas de manejo específico.

Termos de indexação: simulação sequencial gaussiana, krigagem ordinária, variabilidade espacial.

SUMMARY: GEOSTATISTICAL MODELING OF UNCERTAINTY OF THE SPATIAL DISTRIBUTION OF AVAILABLE PHOSPHORUS IN SOIL IN A SUGARCANE FIELD

Phosphorus is one of the limiting nutrients for sugarcane development in Brazilian soils. The spatial variability of this nutrient is great, defined by the properties that control its adsorption and desorption reactions. Spatial estimates to characterize this variability are based on geostatistical interpolation. However, inherent uncertainties in the procedure of these estimates are related to the variability structure of the property under study and the sample configuration of the area. Thus, the assessment of the uncertainty of estimates associated with the spatial distribution of available P (P_{labil}) is decisive to optimize the use of phosphate fertilizers. The purpose of this study was to evaluate the performance of sequential Gaussian simulation (sGs) and ordinary kriging (OK) in the modeling of uncertainty in available P estimates. A sampling grid with 626 points was established in a 200-ha experimental sugarcane field in Tabapuã, São Paulo State. The sGs algorithm generated 200 realizations. The sGs realizations reproduced the statistics and the distribution of the sample data. The G statistic (0.81) indicated good agreement between the values of simulated and observed fractions. The sGs realizations preserved the spatial variability of P_{labil} without the smoothing effect of the OK map. The accuracy in the reproduction of the variogram of the sample data obtained by the sGs realizations was on average 240 times higher than that obtained by OK. The uncertainty map, obtained by OK, showed less variation in the study area than that obtained by sGs. Thus, the evaluation of uncertainties by sGs was more informative and can be used to define and delimit specific management areas more precisely.

Index terms: sequential Gaussian simulation, ordinary kriging, spatial variability.

INTRODUÇÃO

No Brasil, a cultura da cana-de-açúcar apresenta função estratégica nos setores energético e alimentício. Nesse contexto, o Estado de São Paulo destaca-se como o maior produtor, com 51,82 % da área total cultivada no Brasil (CONAB, 2012). O fósforo (P) é um dos nutrientes que limitam o desenvolvimento da cultura e longevidade do canavial; sua aplicação exige grande investimento em razão do alto custo dos fertilizantes fosfatados e da necessidade de aplicação desses em grande quantidade para manter a produtividade viável economicamente. Embora o P total possa estar presente nos solos em altos teores, apenas uma pequena fração, denominada P disponível ou lável (P_{labil}), está disponível para as plantas (Sampaio et al., 2011). No Brasil, mais de 90 % das análises de solo apresentam valores de P_{labil} menores que 10 mg dm⁻³, considerado baixo (Faquin, 2005). A reduzida disponibilidade de P em solos brasileiros está relacionada aos baixos teores no material de origem, à baixa solubilidade dos compostos de P e à sua imobilização causada pelas fortes interações,

denominadas de adsorção, que esse elemento apresenta com os constituintes desses solos (Moreira et al., 2006). Particularmente, em solos intemperizados, como os Argissolos e Latossolos, ocorre elevada adsorção de P pelo solo por causa da presença dos minerais da fração argila como a gibbsita (Barbieri et al., 2009).

Grande parte da aplicação de fertilizantes fosfatados é realizada sem considerar a variabilidade espacial dentro de uma área de manejo, o que causa aumento no custo do processo produtivo, uma vez que áreas com pouca necessidade de P recebem as mesmas quantidades que as com deficiência (Marques Júnior et al., 2008).

A geoestatística é a principal ferramenta utilizada para a caracterização da variabilidade espacial e estimação de atributos do solo (Sigua & Hudnall, 2008; Marques Júnior et al., 2008). Porém, a avaliação da incerteza, associada aos métodos de predição, tem ganhado importância nos últimos anos (Delbari et al., 2009; Zhao et al., 2009; Sun et al., 2012; Teixeira et al., 2012; Silva Junior et al., 2012; Teixeira et al., 2013). Em geoestatística, a incerteza é uma medida indicativa da magnitude do erro, uma vez que não se

pode determinar com exatidão o erro de estimação do atributo, pois para isso seria necessário o conhecimento do valor real do atributo em cada posição estimada (Isaaks & Srivastava, 1989). O conhecimento da incerteza é uma etapa importante no processo de avaliação da qualidade do interpolador utilizado e dos riscos envolvidos nos processos de tomada de decisão, particularmente no que se refere à identificação de áreas com necessidades específicas de P.

Dentre os métodos geoestatísticos, a krigagem ordinária (KO) é o estimador adotado na maioria dos estudos sobre a variabilidade espacial do P_{lável} (Sampaio et al., 2011; Camargo et al., 2013A ou B), porém a KO suaviza detalhes locais por meio da superestimação de valores pequenos e da subestimação de valores altos (Zhao et al., 2009). Além disso, a obtenção da variância da estimativa por esse método é função apenas da distribuição dos dados e das características do variograma ajustado, não levando em consideração os valores dos dados, constituindo, dessa forma, uma medida incompleta da incerteza local (Soares, 2006).

Recentes aplicações da geoestatística têm utilizado a simulação estocástica, em particular a simulação sequencial gaussiana (SSG), como alternativa para avaliar e quantificar a incerteza das propriedades físicas e químicas do solo (Sun et al., 2012; Teixeira et al., 2012; Silva Junior et al., 2012; Teixeira et al., 2013). Ao contrário da KO, a SSG reproduz a variabilidade espacial dos dados, o que elimina desse método a problemática do efeito de suavização. Na SSG, um conjunto de realizações é gerado, e não uma “melhor estimativa”, como no modelo da KO; desse modo, um conjunto de estimativas no local fornece uma medida quantitativa da incerteza espacial (Goovaerts, 1997).

Essas informações ressaltam a importância do mapeamento mais preciso e detalhado do P_{lável} no solo para otimizar o uso dos fertilizantes fosfatados, na cultura da cana-de-açúcar. Dessa forma, objetivou-se avaliar o desempenho da SSG e KO na modelagem da incerteza das previsões do P disponível no solo.

MATERIAL E MÉTODOS

Área de estudo e conjunto de dados

A área de estudo (21° 05' de latitude sul e 49° 01' longitude oeste), com altitude média de 500 m, localiza-se no município de Tabapuã, no noroeste do Estado de São Paulo, Brasil (Figura 1). O clima da região, segundo a classificação de Köppen, é do tipo mesotérmico com inverno seco (Cwa), com precipitação pluvial média anual de 1.200 mm e chuvas concentradas no período de novembro a fevereiro. O solo da área do estudo foi classificado como Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico textura média/argilosa (Embrapa, 2006) (Quadro 1). A área, de 200 ha,

apresenta um histórico de mais de 20 anos de cultivo de cana-de-açúcar com sistema de colheita queimada.

O solo foi amostrado, utilizando amostragem simples, nos pontos de cruzamento de uma malha, com intervalos regulares de 50 m, perfazendo um total de 626 pontos. Desses observações, 63 pontos de validação, cerca de 10 % do total de pontos amostrados (Bourennane et al., 2007), foram sorteados aleatoriamente antes do início da modelagem geoestatística para a composição de um conjunto de dados utilizados no processo de validação da modelagem; os 563 pontos restantes foram utilizados para as previsões da variável em local não amostrado (Figura 1).

As amostras foram coletadas nas profundidades de 0,00-0,20 m, e o P_{lável} foi extraído utilizando o método da resina trocadora de íons (Raij et al., 2001). Esse banco de dados, juntamente com os métodos de coleta, análise e classificação dos dados, é originário de pesquisas realizadas por Sanchez et al. (2009).

Estatística descritiva e variabilidade espacial

Inicialmente, foi feita a estatística descritiva dos valores observados do P_{lável} (média, desvio-padrão, mínimo, máximo, coeficiente de variação, assimetria e curtose), com objetivo de obter informações para identificar tendência, dispersão e forma de distribuição dos dados (Bourgault et al., 1997). O software R foi utilizado para as avaliações da estatística descritiva (R Development Core Team, 2010). A dependência espacial das amostras do P_{lável} foi caracterizada por meio do variograma (Soares, 2006). Os ajustes dos variogramas experimentais foram feitos com base na menor soma de quadrado dos resíduos (SQR), no maior coeficiente de determinação (R^2) e nos parâmetros linear e angular da validação cruzada (Isaaks & Srivastava, 1989).

Krigagem Ordinária (KO)

Na estimativa KO, a dependência espacial dos dados amostrais do P_{lável} foi quantificada por meio do variograma. O valor do P_{lável} em um local não amostrado x_0 foi estimado usando o estimador $\hat{z}(x_0)$, definido como:

$$\hat{z}(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i z(x_i), \text{ com } \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1, \quad (1)$$

em que $\hat{z}(x_0)$ é o valor estimado de P_{lável} no ponto 0; N , o número de valores utilizados na estimativa; λ , o peso associado a cada valor observado; e $z(x_i)$, o valor observado de P_{lável} no ponto i (Soares, 2006).

A variância da KO (σ^2), no local não amostrado (x_0), foi calculada por:

$$\sigma^2(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_0, x_i) + \mu \quad (2)$$

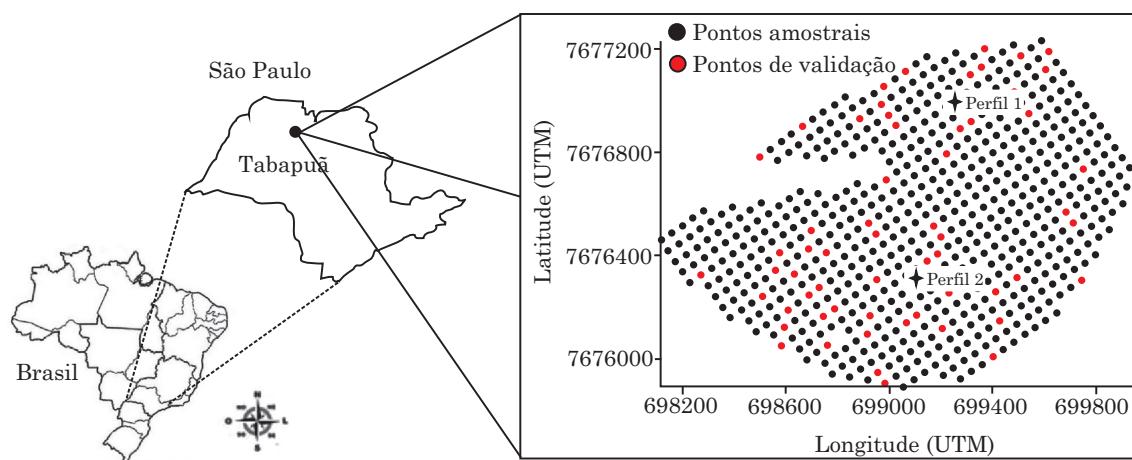


Figura 1. Localização da área experimental e mapa de distribuição dos pontos observados.

Quadro 1. Atributos físicos e químicos do solo de dois perfis amostrados na área experimental

Horiz.	LI	Cor úmida	AF	AG	Silte	Arg	pH (CaCl ₂)	MO	SB	CTC	V	SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃
		cm		g kg ⁻¹				g dm ⁻³	mmol _c dm ⁻³	%		g kg ⁻¹		
Perfil 1 - Argissolo Vermelho-Amarelo														
A+E	39	5YR 3/2	698	149	106	47	4.8	13	29	52	56	12	35	20
Bt	60	2.5YR 3/4	627	113	187	165	4,2	10	36	63	57	20	115	27
Perfil 2 - Argissolo Vermelho-Amarelo														
A+E	30	5YR 3/3	773	69	112	46	4.8	15	28	53	52	13	40	30
Bt	60	2.5YR 4/4	531	42	162	265	5.5	11	32	61	54	21	110	40

Horiz.: horizonte do solo; LI: limite inferior; AF: areia fina; AG: areia grossa; Arg: argila; MO: matéria orgânica; SB: soma de bases; CTC: capacidade de troca catiônica; V %: saturação por bases; SiO₂: óxidos de silício; Al₂O₃: óxidos de alumínio; e Fe₂O₃: óxidos de ferro.

em que $\gamma(X_0, x_i)$ é a semivariância entre o local a ser estimado x_0 e o i -ésimo ponto amostrado; e μ , o parâmetro de Lagrange utilizado para minimizar a variância da krigagem (Soares, 2006).

Simulação Sequencial Gaussiana (SSG)

No procedimento da SSG, os dados devem ser transformados para uma distribuição normal padronizada (com média igual a 0 e variância igual a 1). A normalidade da transformação dos dados de P_lábil foi verificada por meio do teste de normalidade Shapiro-Wilk ($p>0,05$).

O procedimento da SSG consiste em refinar a malha amostral e definir um caminho aleatório de forma que cada ponto a ser simulado seja visitado apenas uma vez. Para cada ponto a ser simulado, é determinada a função de distribuição condicional (fdac) gaussiana, por meio do estimador da krigagem simples, utilizando o variograma dos dados normalizados. Posteriormente, é sorteado um valor normal padronizado, a partir da fdac, e adicionado ao conjunto de dados condicionais, que consiste nos pontos observados e nos previamente simulados, dentro da vizinhança do ponto a ser simulado. Esse procedimento

é repetido até que todos os pontos sejam simulados. Por fim, os dados normalizados são transformados para a escala original dos dados observados. Para gerar múltiplas realizações, essa sequência deve ser repetida com diferentes caminhos aleatórios para cada realização (Goovaerts, 1997).

A partir das realizações geradas, foram obtidas diferentes medidas de estimativa e de incerteza. A média, calculada ponto a ponto, de todos os mapas simulados forneceu uma estimativa denominada *E-type* (Deutsch & Journel, 1998). Da mesma forma, o desvio-padrão, calculado ponto a ponto, de todos os mapas simulados forneceu o mapa de desvio, utilizado para avaliar a incerteza local (Bourennane et al., 2007).

Neste trabalho, foram geradas 200 realizações utilizando o software WinGslib (Deutsch & Journel, 1998). Para representar o conjunto das 200 realizações geradas e verificar a reprodução dos valores observados do P_lábil pelas realizações, foram sorteadas, aleatoriamente, as realizações 11; 60; 94; e 143.

Reprodução dos dados amostrais

A reprodução dos dados amostrais, pelos modelos de simulação e estimação, foi verificada por meio das

estatísticas descritivas, dos histogramas e da função de distribuição acumulada condicional (fdac). O gráfico quantil-quantil (Q-Q) foi usado para examinar os histogramas dos modelos de predição, o qual permitiu comparar os quantis da distribuição dos dados amostrais *versus* a distribuição dos dados simulados, fornecidos pelas 200 realizações da SSG, e dos gerados pela estimativa KO.

Avaliação da incerteza

Como medida de incerteza local, foi utilizado o procedimento que quantifica o número de locais simulados em que a concentração de P_{lábil} ($z(x_0)$), em um local x_0 , não excede pontualmente um limite crítico (z_c) e converte a soma em uma proporção por meio da equação (Zhao et al., 2009; Delbari et al., 2009; Teixeira et al., 2013):

$$Prob[z(x_0) \leq z_c] = \frac{n(x_0)}{L} \quad (3)$$

em que $z(x_0)$ é o valor da variável z no local x_0 ; z_c , limite crítico adotado; $n(x_0)$, número de realizações em que a variável apresenta valor menor ou igual a z_c ; e L , número total de realizações geradas; neste estudo, $L=200$. Foi utilizado o limite $z_c = 6 \text{ mg dm}^{-3}$, que é considerado muito baixo para solos cultivados com cana-de-açúcar (Raij et al., 1996).

Após a quantificação da incerteza local do P_{lábil}, a incerteza espacial foi avaliada com base no cálculo da probabilidade conjunta (Zhao et al., 2009; Delbari et al., 2009; Teixeira et al., 2013). Uma área A com deficiência em P_{lábil} foi obtida usando a regra, $Prob[z(x_0) \leq P_c] \geq z_c$, em que foi considerada uma probabilidade crítica $P_c = 0,8$ e o limite para o P_{lábil} $z_c = 6 \text{ mg dm}^{-3}$. A probabilidade conjunta de K locais x_{0k} ($k=1, \dots, K$), na área A , ter o teor de P_{lábil} menor ou igual ao limite z_c , foi calculada com base na seguinte equação:

$$Prob[z(x_{01}) \leq z_c, z(x_{02}) \leq z_c, \dots, z(x_{0k}) \leq z_c] = \frac{n(x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0k})}{L} \quad (4)$$

em que $n(x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0k})$ é o número de realizações em que todos os valores simulados de P_{lábil} nos K locais $x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0k}$ são conjuntamente menores ou iguais a z_c ; e L , o número de realizações geradas. Considerou-se que valores de probabilidade conjunta próximos à unidade estão relacionados a menores incertezas espaciais.

O método proposto por Deutsch (1997) foi utilizado para examinar a acurácia em reproduzir a fdac dos dados amostrais pelo conjunto de realizações da SSG. Esse consistiu em verificar as proporções de valores dos dados do conjunto de validação que pertencem a intervalos de probabilidade (IP) - p simétricos, calculados a partir da fdac $F(u, z|n)$. Em qualquer localização u , o conhecimento da fdac permite calcular uma série de IP - p simétricos limitados pelos quantis

da fdac $(1-p)/2$ e $(1+p)/2$. Considerando os dados de validação, $F(u_j, z|n)$, $j = 1, \dots, N_v = 63$, as frações de valores verdadeiros que pertencem a cada IP- p simétrico foram obtidas por:

$$\bar{\xi}_{(p)} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N_v} \xi(u_j, p) \quad \forall p \in [0,1] \quad (5)$$

$$\text{com } \xi(u_j, p) = \begin{cases} 1 \text{ se } \hat{F}^{-1}(u_j, (1-p)/2) \\ < z(u_j) \leq \hat{F}^{-1}(u_j, (1+p)/2) \\ 0 \text{ caso contrário} \end{cases}$$

O algoritmo de simulação usado para gerar as fdacs é considerado acurado, quando $\bar{\xi}(p) \geq p$, $\forall p$. O gráfico de dispersão, denominado gráfico de acurácia (Deutsch, 1997), foi gerado a partir das frações calculadas *versus* o conjunto de probabilidades p . A estatística G , também proposta por Deutsch (1997), foi utilizada para mensurar, no gráfico de acurácia, o afastamento dos pontos em relação à linha de 45°, sendo numericamente calculada pela equação:

$$G = 1 - \int_0^1 [3a(p) - 2][\bar{\xi}(p) - p]dp, \quad (6)$$

em que $a(p)$ é igual a 1, se $\bar{\xi}(p) \geq p$ e igual a 0, em caso contrário.

Considerou-se que valores de G iguais à unidade indicam máxima eficiência no ajuste do modelo, ou seja, $\bar{\xi}(p) = p$, $\forall p \in [0,1]$.

A acurácia na reprodução do variograma pelos métodos de predição SSG e KO foi avaliada por meio da equação, proposta por Goovaerts (2000):

$$\varepsilon_\gamma = \sum_{s=1}^S \frac{[\gamma(h_s) - \hat{\gamma}(h_s)]^2}{[\gamma(h_s)]^2} \quad (7)$$

em que S é o número de intervalos (lags) de distância h utilizados para a construção do variograma; $\gamma(h_s)$, a semivariância na distância h_s calculada a partir dos valores observados; e $\hat{\gamma}(h_s)$, a semivariância na distância h_s calculada a partir dos valores simulados. Assumiu-se que valores de $\hat{\gamma}$ próximos a zero indicam boa acurácia na reprodução do variograma dos dados observados.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Estatística descritiva e variabilidade espacial

As estatísticas descritivas dos dados de validação foram próximas às dos dados amostrais (Quadro 2), não havendo diferença significativa entre os dois conjuntos de dados, de acordo com o teste de significância *t-student* ($p>0,05$). A média dos teores medidos de P_{lábil} está na classe “médio” (Figura 2) para a cultura da cana-de-açúcar (Raij et al., 1996),

Quadro 2. Estatística descritiva do fósforo lábil (dados amostrais, dados de validação, KO, *E-type* e realizações sorteadas da SSG)

P _{lábil}	N	Média	DP	CV	Mín.	Máx.	Ass.	Curt.
%								
Dados amostrais ⁽¹⁾	563	20,01	18,74	93,65	1,00	86,00	1,48	1,68
Dados de validação ⁽²⁾	63	20,15	20,65	102,46	2,00	74,00	1,34	0,55
KO	8640	20,36	9,620	47,27	4,58	51,29	0,63	-0,23
<i>E-type</i>	8640	19,31	9,420	48,82	1,00	86,00	1,41	5,77
Realização 11	8640	19,22	18,45	95,97	1,00	86,00	1,54	1,89
Realização 60	8640	18,34	17,53	95,59	1,00	86,00	1,61	2,28
Realização 94	8640	18,75	17,82	95,06	1,00	86,00	1,59	2,12
Realização 143	8640	18,00	17,27	95,87	1,00	86,00	1,66	2,53

N: número de observações; P_{lábil}: fósforo lábil; DP: desvio-padrão; CV: coeficiente de variação; Mín: mínimo; Máx: máximo; Ass.: coeficiente de assimetria; Curt.: coeficiente de curtose. ⁽¹⁾ Dados utilizados para gerar as realizações e a krigagem ordinária; e ⁽²⁾ dados utilizados na validação externa.

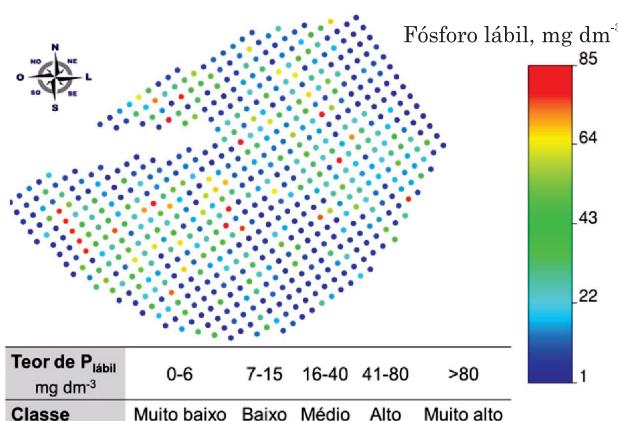


Figura 2. Mapa de distribuição dos teores determinados de fósforo lábil e das classes de teores para o método da resina trocadora de íons para a cana-de-açúcar.

valores semelhantes aos encontrados em trabalhos realizados em solos sob o cultivo da cana-de-açúcar (Marques Júnior et al., 2008; Camargo et al., 2013a).

O coeficiente de variação (CV) de 93,65 % para os dados amostrais do P_{lábil} (Quadro 2) indica alta variabilidade, de acordo com a classificação de Warrick & Nielsen (1980). Silva et al. (2008) também encontraram alto valor de CV para o P_{lábil} em Argissolo Vermelho-Amarelo cultivado com milho, cana-de-açúcar e café. Essa alta variabilidade indica que se a aplicação de fertilizantes for feita considerando apenas a média dos teores de P_{lábil}, a dose recomendada será adequada em alguns locais, porém em outros será sub ou superdimensionada. Essa grande amplitude de variação dos teores de P_{lábil} está relacionada à forma de aplicação do fertilizante, que, como no caso em estudo, é geralmente realizada no sulco de plantio e na linha por meio do uso da torta de filtro (resíduo da indústria do açúcar), que apresenta teores variáveis de P; e à pouca mobilidade do P, o que pode causar acúmulo desse elemento, justificando os valores mais

altos, bem como o fenômeno de adsorção desse nutriente aos óxidos de Fe e Al, uma vez que esses óxidos também apresentaram variabilidade nessa área (Silva Júnior et al., 2012; Camargo et al., 2013a), justificando os valores mais baixos (Barbieri et al., 2009; Camargo et al., 2013b). Dessa forma, esses são os principais aspectos que contribuem para uma distribuição irregular no solo.

As estatísticas referentes às quatro realizações individuais sorteadas da SSG (Quadro 2) apresentaram valores de CV e desvio-padrão (DP) próximos aos dados observados, confirmando que as estatísticas dos dados amostrais foram mantidas pelo processo de simulação. Os valores mínimos e máximos produzidos pelas realizações foram os mesmos dos dados originais. No procedimento da KO, as estatísticas dos dados amostrais não foram mantidas, sendo o valor mínimo superestimado e o máximo, subestimado, revelando o efeito de suavização típico da KO. Esse mesmo cenário também foi encontrado em outros trabalhos que utilizaram a KO e SSG para a predição de atributos do solo (Bourenanne et al., 2007; Delbari et al., 2009). A média, o DP e o CV da *E-type* apresentaram valores próximos aos da KO, demonstrando que o número de realizações adotado foi adequado; porém, diferentemente da KO, a *E-type* preservou a variação (mínimo e máximo) dos dados amostrais.

A caracterização da estrutura da variabilidade espacial foi determinada com o ajuste de modelos teóricos aos variogramas experimentais (Figura 3a, b). Utilizou-se a transformação logarítmica nos dados de P_{lábil}, visando à correção da assimetria da distribuição (Quadro 2). A transformação logarítmica é recomendada para conjuntos de valores com assimetria positiva maior que a unidade (Webster & Oliver, 2009). A transformação normal dos dados originais do P_{lábil} foi realizada para atender a um pré-requisito da SSG.

O modelo teórico esférico apresentou os melhores ajustes, tanto para valores de P_{lábil} com transformação logarítmica quanto para os com transformação normal (Quadro 3 e Figura 3a,b), sendo esse modelo também

Quadro 3. Tipo de transformação empregada nos dados e parâmetros dos modelos ajustados aos variogramas experimentais do fósforo lábil

Transf.	Modelo	C_0	C_0+C_1	A	GDE	SQR	R^2	Validação cruzada	
								a	b
Log	Esférico	0,51	0,88	349,04	0,57	3,43E-03	0,97	3,37	0,82
Normal	Esférico	0,60	0,99	349,04	0,61	5,86E-02	0,96	1,03	0,00

N=563; Transf: transformação da distribuição dos dados; Normal: transformação normal padronizada; Log: transformação logarítmica; C_0 =efeito pepita; C_0+C_1 : patamar; A: alcance; GDE: grau de dependência espacial ($C_0/(C_0+C_1)$); SQR: soma de quadrado dos resíduos; R^2 : coeficiente de determinação; a: coeficiente angular; e b: coeficiente linear.

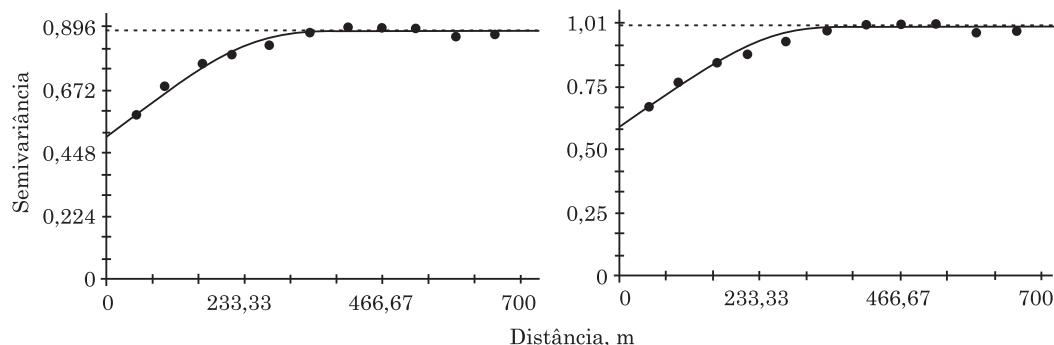


Figura 3. Variogramas do fósforo lábil: modelo experimental (•) e modelo teórico (—) dos dados amostrais com transformação logarítmica (a) e com transformação normal (b).

utilizado em outros trabalhos para descrever a variabilidade espacial do $P_{\text{lábil}}$ do solo (Marques Júnior et al., 2008; Sampaio et al., 2011). Esse modelo é característico de variáveis com mudanças abruptas em grandes distâncias, sendo usado para descrever fenômenos relativamente irregulares (Soares, 2006), como os atributos do solo (Cambardella et al., 1994).

O grau de dependência espacial (GDE) do $P_{\text{lábil}}$ foi classificado como moderado para os dados com transformações normal e logarítmica (Quadro 3), de acordo com a classificação de Cambardella et al. (1994). Os modelos ajustados aos variogramas (Figura 3a,b), utilizados no processo de SSG e KO, respectivamente, apresentam valores de alcances iguais (349,04 m), demonstrando que a estrutura espacial se manteve, mesmo após a transformação normal.

As realizações individuais da SSG (Figura 4) apresentaram padrões espaciais semelhantes nas áreas com baixos teores de $P_{\text{lábil}}$, evidenciando maior continuidade espacial. No entanto, áreas com teores elevados de $P_{\text{lábil}}$ (regiões demarcadas por retângulos) exibiram distintos padrões espaciais nas quatro realizações selecionadas, evidenciando, assim menor continuidade espacial.

A análise visual dos mapas das estimativas *E-type* e KO (Figura 4) demonstrou que os padrões espaciais produzidos por ambos os métodos foram semelhantes; no entanto, foi possível observar o efeito característico da suavização da KO, principalmente nas regiões com

valores extremos. A semelhança entre as duas estimativas também pode ser observada numericamente na estatística descritiva, para a média, DP e CV (Quadro 2). Esses resultados são esperados, uma vez que quando há grande número de realizações, a média das realizações da SSG converge para os resultados da KO (Chilès & Delfiner, 1999).

Reprodução dos dados amostrais

As fdacs das quatro realizações sorteadas reproduziram satisfatoriamente o histograma dos dados observados (Figura 5a). As fdacs da KO e *E-type* apresentaram formas semelhantes entre si, porém não reproduziram a distribuição dos dados amostrais. Uma boa reprodução da fdac dos dados originais pela SSG também foi encontrada por Delbari et al. (2009). No gráfico Q-Q (Figura 5b), foi observada boa distribuição dos quantis entre os histogramas dos dados amostrais e dos dados simulados de $P_{\text{lábil}}$, obtidos por meio da SSG. No entanto, no gráfico Q-Q (Figura 5c), nas partes circuladas, foram observadas a superestimação dos valores baixos e a subestimação dos valores altos de $P_{\text{lábil}}$, evidenciando o efeito de suavização da KO.

Avaliação da incerteza

Os altos teores simulados de $P_{\text{lábil}}$ (Figura 4) estão associados aos maiores desvios estimados, a partir das 200 realizações (Figura 6a). Dessa forma, pode-se afirmar que áreas com altos teores amostrados

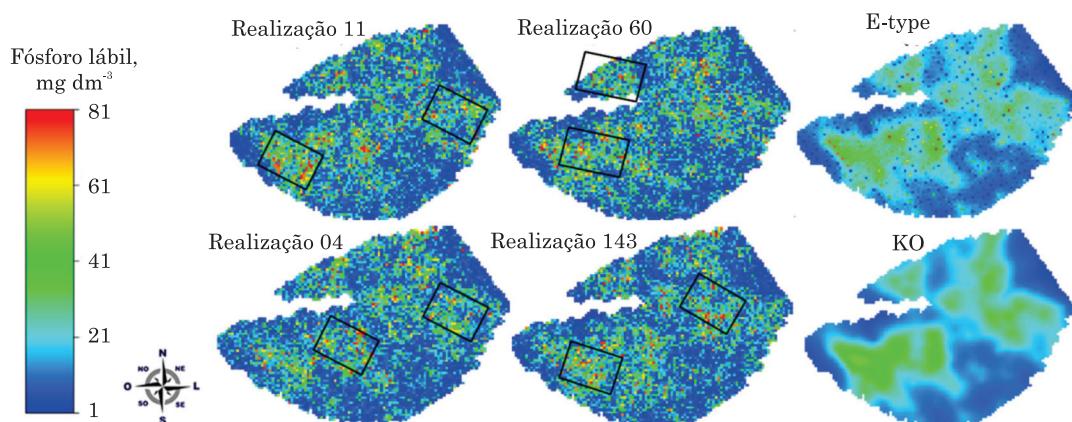


Figura 4. Mapas estimados do fósforo lábil: realizações sorteadas da SSG (11, 60, 94 e 143), média das realizações (E-type) e KO.

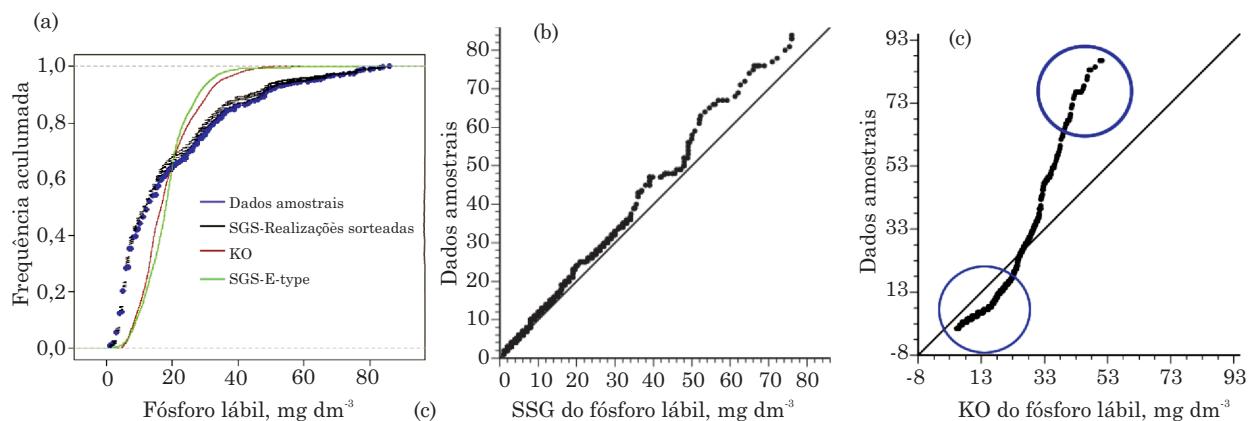


Figura 5. Funções densidade acumulada condicional do fósforo lábil (a); gráfico Q-Q do fósforo lábil: dados amostrais vs SSG (b); e dados amostrais vs KO (c).

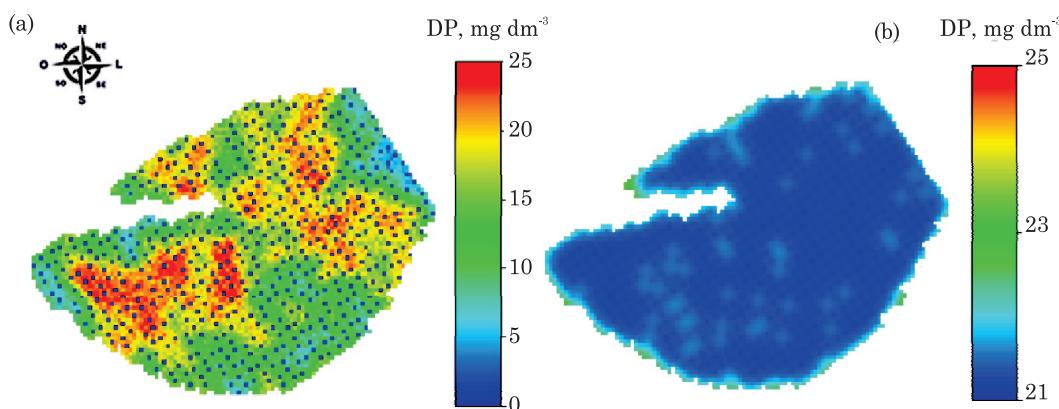


Figura 6. Mapas de desvio-padrão (DP) para os teores de fósforo lábil, gerados a partir da SSG (a) e KO (b).

apresentaram alta incerteza local e, portanto, requereram maior refinamento amostral. Como a SSG é um método condicional, os valores de DP nos locais amostrados foram iguais a zero, uma vez que nenhuma estimativa é produzida por meio da SSG nesses locais (Delbari et al., 2009; Zhao et al., 2009).

O mapa de desvio associado à estimativa da KO na área estudada (Figura 6b) apresenta menor variação que o dos desvios das realizações. Isto confirma que a variância da KO e, por consequência, seus desvios independem do valor real da amostra, levando em consideração apenas o variograma teórico ajustado e

a configuração amostral avaliada (Goovaerts, 1997). Assim, essa menor incerteza fornece estimativa menos conservadora da distribuição espacial do P_{lábil}, não podendo ser utilizada como medida confiável da incerteza local.

As áreas delimitadas pelos retângulos (Figura 7) possuem alta probabilidade ($p > 0,75$) de apresentarem deficiência em P_{lábil} ($\leq 6 \text{ mg dm}^{-3}$). Nota-se que essas foram as mesmas áreas com os menores valores de P_{lábil} amostrados (Figura 2). No entanto, a delimitação de áreas com deficiência de P_{lábil}, identificadas somente por meio desse mapa, é inadequada, uma vez que as fdacs obtidas pela SSG apenas fornecem uma medida da incerteza local (em um único ponto), e a série de fdacs de um único ponto não provê nenhuma medida de incerteza espacial (em vários pontos) (Zhao et al., 2009).

A probabilidade conjunta (Equação 4), obtida por meio das realizações produzidas pela SSG, foi utilizada na avaliação da incerteza espacial. Com uma probabilidade crítica de 0,8, a probabilidade conjunta foi de 0,006, para 204 locais simulados na área. Em apenas 0,6 % das 200 simulações, 204 locais simulados na área apresentaram valores de P_{lábil} menores ou iguais a 6 mg dm⁻³. A probabilidade conjunta indica alta incerteza espacial, apesar de a probabilidade, nas áreas delimitadas pelos retângulos (Figura 7), ter sido alta. Zhao et al. (2009), utilizando o cálculo da probabilidade conjunta, avaliaram a incerteza espacial de nutrientes no solo, encontrando alta incerteza espacial para o P (0,12), para a probabilidade crítica de 0,90. Assim, pode-se inferir que não é confiável assumir as áreas no mapa da figura 7 como deficientes em P_{lábil} (com teores menores ou iguais a 6 mg dm⁻³).

O gráfico de acurácia (Figura 8) para a SSG foi calculado a partir das 200 realizações e dos 63 pontos do conjunto validação, de acordo com a equação 5. O gráfico apresenta que todos os pontos se localizam abaixo da linha de 45°, indicando que o modelo

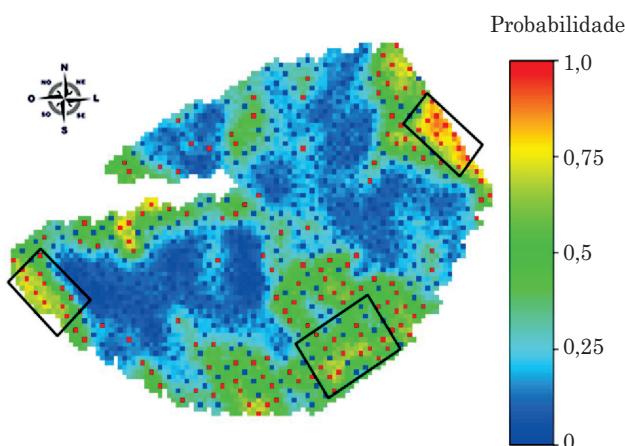


Figura 7. Mapa de probabilidade de o teor de fósforo lábil não exceder 6 mg dm⁻³.

probabilístico da SSG para o P_{lábil} foi pouco acurado. No entanto, o valor da estatística G (0,81), próximo à unidade, indica boa proximidade entre as frações dos valores simulados e as do conjunto validação. Valores de G entre 0,80 e 0,96 foram encontrados por Goovaerts et al. (2008) e Bourennane et al. (2007), ao avaliarem a acurácia da modelagem de atributos do solo utilizando a SSG.

Os variogramas padronizados das realizações sorteadas da SSG apresentaram modelo e alcance semelhantes aos do variograma dos dados observados de P_{lábil} (Figura 9a). A KO, por sua vez, apresentou estrutura variográfica distinta dos dados observados (Figura 9b). Esse mesmo cenário foi encontrado por Delbari et al. (2009), analisando a reprodução do variograma dos dados amostrais pela SSG e KO. O variograma da KO subestimou a variabilidade em pequenas distâncias, apresentando comportamento parabólico próximo à origem, próprio do modelo gaussiano, que é característico de variáveis com distribuição suave no espaço. Esse resultado é mais uma implicação que pode ser atribuída ao efeito de suavização da estimativa da KO.

As estatísticas ϵ_g das realizações sorteadas (Figura 9a) demonstraram, numericamente, que as realizações geradas pela SSG preservaram os padrões de variabilidade dos dados amostrais, pois apresentaram baixos valores, variando entre 0,01 e 0,04, sendo esses, em média, 240 vezes menores que o valor de 6,07 para o ϵ_g obtido a partir da KO (Figura 9b). As flutuações dos valores de ϵ_g entre as realizações da SSG, chamadas de ergóticas, foram encontradas em outros trabalhos, que analisaram a reprodução dos variogramas dos dados amostrais pelos algoritmos de simulações (Delbari et al., 2009, 2010).

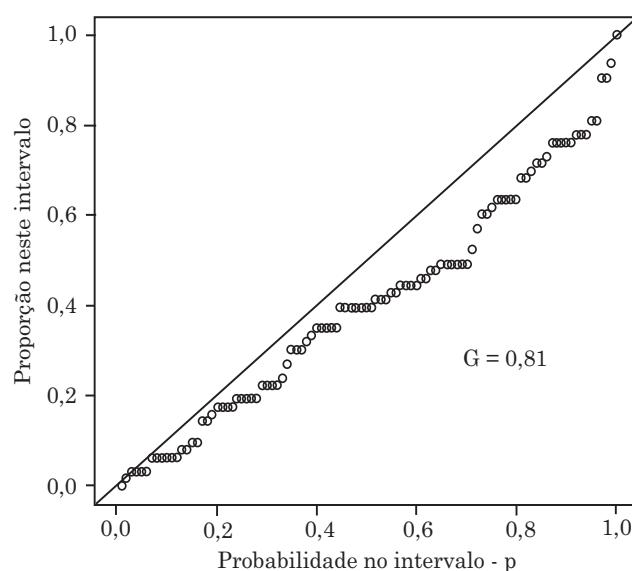


Figura 8. Gráfico de acurácia e estatística G para a SSG do fósforo lábil.

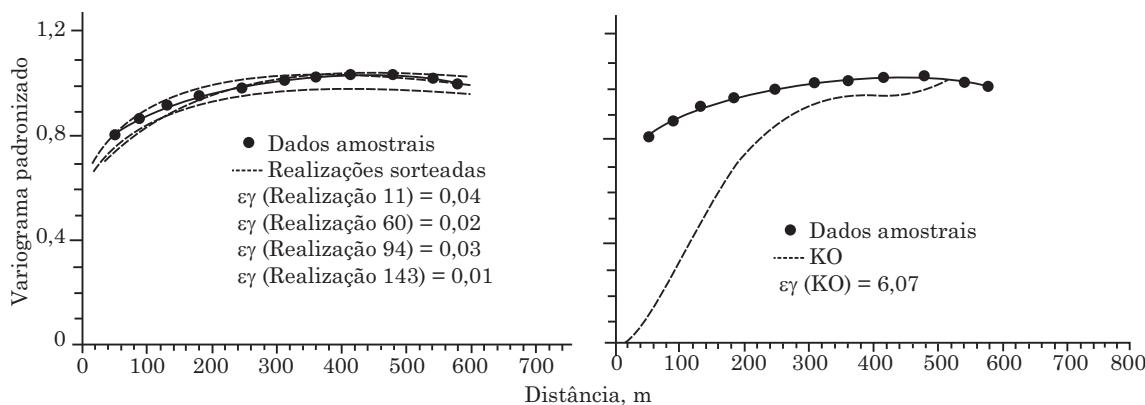


Figura 9. Variogramas padronizados do fósforo lável e erro na reprodução do variograma ϵ_γ .

CONCLUSÕES

1. O método da simulação sequencial gaussiana (SSG) forneceu mais informações quantitativas e visuais na avaliação das incertezas da distribuição de fósforo disponível, quando comparado à krigagem ordinária (KO).

2. As diferentes realizações da SSG possibilitaram a avaliação da incerteza da distribuição espacial do fósforo disponível, que pode ser utilizada para definir, de forma mais confiável, áreas de manejo específico e também para integrar estudos de planejamento amostral direcionado, objetivando a inserção de amostras em locais em que a variabilidade do fósforo é mais acentuada.

LITERATURA CITADA

- BARBIERI, D.M.; MARQUES JUNIOR, J.; ALLEONI, L.R.F.; GARBUIO, F.J. & CAMARGO, L.A. Hillslope curvature, clay mineralogy, and phosphorus adsorption in an Alfisol cultivated with sugarcane. *Sci. Agri.*, 66: 819-826, 2009.
- BOURENNANE, H.; KING, D.; COUTURIER, A.; NICOULLAUD, B.; MARY, B. & RICHARD, G. Uncertainty assessment of soil water content spatial patterns using geostatistical simulations: An empirical comparison of a simulation accounting for single attribute and a simulation accounting for secondary information. *Ecol. Model.*, 205:323-335, 2007.
- BOURGAULT, G.; JOURNEL, A.G.; RHOADES, J.D.; CORWIN, D.L. & LESCHG, S.M. Geostatistical analysis of a soil salinity data set. *Adv. Agron.*, 58:241-292, 1997.
- CAMARGO, L.A.; MARQUES Jr., J.; PEREIRA, G.T. & ALLEONI, L.R.F. Spatial correlation between the composition of the clay fraction and contents of available phosphorus of an Oxisol at hillslope scale. *Catena*, 100:100-106, 2013a.
- CAMARGO, L.A.; MARQUES Jr., J. & PEREIRA, G.T. Mineralogy of the clay fraction of Alfisols in two slope curvatures. III - Spatial Variability. *R. Bras. Ci. Solo*, 37:295-306, 2013b.
- CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F. & KONOPKA, A.E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 58:1501-1511, 1994.
- CHILÈS, J.P. & DELFINER, P. *Geostatistics: Modelling spatial uncertainty*. New York, John Wiley & Sons, 1999. 695p.
- COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO - CONAB. Acompanhamento de safra brasileira: cana-de-açúcar, Segundo Levantamento Agosto/2012. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/12_09_05_09_11_59_boletim_cana_portugues_-agosto_2012_20_lev.pdf> Acesso em: 10 out. 2012.
- DELBARI, M.; AFRASIA, P. & LOISKANDL, W. Using sequential Gaussian simulation to assess the field-scale spatial uncertainty of soil water content. *Catena*, 79:163-169, 2009.
- DELBARI, M.; LOISKANDL, W. & AFRASIA, P. Uncertainty assessment of soil organic carbon content spatial distribution using geostatistical stochastic simulation. *Aust. J. Soil Res.*, 48:27-35, 2010.
- DEUTSCH, C. Direct assessment of local accuracy and precision. In: BAAFI, E.Y. & SCHOFIELD, N.A., eds. *Geostatistics Wollongong '96*. Dordrecht, Kluwer Academic Publishing, 1997. p.115-125.
- DEUTSCH, C.V. & JOURNEL, A.G. *GSLIB: Geostatistical software Library and User's Guide*. New York, Oxford University Press, 1998. 369p.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. Sistema brasileiro de classificação de solos. Rio de Janeiro, 2006. 306p.
- FAQUIN, V. Nutrição mineral de plantas. Lavras, UFLA/FAEPE, 2005. 183p.
- GOOVAERTS, P. Estimation or simulation of soil properties? An optimization problem with concurring criteria. *Geoderma*, 97:165-186, 2000.

- GOOVAERTS, P. *Geostatistics for natural resources evaluation*. New York, Oxford University Press, 1997. 483p.
- GOOVAERTS, P.; TRINH, H.T.; DEMOND, A.H.; TOWEY, T.; CHANG, SHU-CHI; GWINN, D.; HONG, B.; FRANZBLAU, A.; GARABRANT, D.; GILLESPIE, B.W.; LEPKOWSKI, J. & ADRIAENS, P. Geostatistical modeling of the spatial distribution of soil dioxin in the vicinity of an incinerator. 2. Verification and calibration study. *Environ. Sci. Technol.*, 42:3655-3661, 2008.
- ISAAKS, E.H. & SRIVASTAVA, R.M. *An introduction to applied geostatistics*. Oxford, Oxford University Press, 1989. 592p.
- MARQUES JÚNIOR, J.; SOUZA, Z.M.; PEREIRA, G.T. & BARBIERI, D.M. Variabilidade espacial de matéria orgânica, P, K e CTC de um Latossolo cultivado com cana-de-açúcar por longo período. *R. Biol. Ci. Terra*, 8:143-152, 2008.
- MOREIRA, F.L.M.; MOTA, F.O.B.; CLEMENTE, C.A.; AZEVEDO, B.M. & BOMFIM, G.V. Adsorção de fósforo em solos do Estado do Ceará. *R. Ci. Agron.*, 37:7-12, 2006.
- R DEVELOPMENT CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. Vienna, 2010. R Foundation for Statistical Computing, ISBN 3-900051-07-0. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 20 set. 2012.
- RAIJ, B.van; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J.A. & FURLANI, A.M.C., eds. *Recomendações de adubação e calagem para o Estado de São Paulo*. 2.ed. Campinas, Instituto Agronômico de Campinas, 1996. 285p.
- RAIJ, B.van; ANDRADE, J.C.; CANTARELLA, H. & QUAGGIO, J.A., eds. *Análise química para avaliação da fertilidade de solos tropicais*. Campinas, Instituto Agronômico de Campinas, 2001. 285p.
- SAMPAIO, M.S. Avaliação do comportamento da variabilidade espacial do fósforo remanescente no solo de lavoura cafeeira. In: *SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO - SBSR*, 15., Curitiba, 2011. Anais... Curitiba, INPE, 2011. p.9203-9210.
- SANCHEZ, R.B.; MARQUES JÚNIOR, J.; SOUZA, Z.M.; PEREIRA, G.T. & MARTINS FILHO, M.V. Variabilidade espacial de atributos do solo e de fatores de erosão em diferentes pedoformas. *Bragantia*, 68:1095-1103, 2009.
- SIGUA, G. & HUYNH, W. Kriging analysis of soil properties. *J. Soil Sediment*, 8:193-202, 2008.
- SILVA JUNIOR, J.F.; MARQUES Jr., J.; CAMARGO, L.A.; TEIXEIRA, D.D.B.; PANOSO, A.R. & PEREIRA, G.T. Simulação geoestatística na caracterização espacial de óxidos de ferro em diferentes pedoformas. *R. Bras. Ci. Solo*, 36:1690-1703, 2012.
- SILVA, F.M.; SOUZA, Z.M.; FIGUEIREDO, C.A.P.; VIEIRA, L.H. & OLIVEIRA, E. Variabilidade espacial de atributos químicos e produtividade da cultura do café em duas safras agrícolas. *Ci. Agrotec.*, 32:231-241, 2008.
- SOARES, A. *Geoestatística para ciências da terra e do ambiente*. 2.ed. Lisboa, IST Press, 2006. 214p.
- SUN, X.; WU, S.; WANG, H.; ZHAO, Y.; ZHAO, Y.; ZHANG, G.; MAN, Y.B. & WONG, M.H. Uncertainty analysis for the evaluation of agricultural soil quality based on digital soil maps. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 76:1379-1389, 2012.
- TEIXEIRA, D.D.B.; BICALHO, E.S.; PANOSO, A.R.; PERILLO, L.I.; IAMAGUTI, J.L.; PEREIRA, G.T. & LA SCALA Jr, N. Uncertainties in the prediction of spatial variability of soil CO₂ emissions and related properties. *R. Bras. Ci. Solo*, 36:1466-1475, 2012.
- TEIXEIRA, D.D.B.; BICALHO, E.S.; CERRI, C.E.P.; PANOSO, A.R.; PEREIRA, G.T. & LA SCALA Jr, N. Quantification of uncertainties associated with space-time estimates of short-term soil CO₂ emissions in a sugar cane area. *Agric. Ecosyst. Environ.*, 167:33-37, 2013.
- WARRICK, A.W. & NIELSEN, D.R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: HILLEL, D., ed. *Applications of soil physics*. New York, Academic, 1980. p.319-344.
- WEBSTER, R. & OLIVER, M.A. *Geostatistics for environmental scientists*. 2.ed. Oxford, Oxford University Press, 2009. 315p.
- ZHAO, Y.; XU, X.; DARILEK, J.; HUANG, B.; SUN, W. & SHI, X. Spatial variability assessment of soil nutrients in an intense agricultural area, a case study of Rugao County in Yangtze River Delta Region, China. *Environ. Geol.*, 57:1089-1102, 2009.