

Revista Brasileira de Ciências Agrárias (Agrária)

Revista Brasileira de Ciências Agrárias

ISSN: 1981-1160

editorgeral@agraria.pro.br

Universidade Federal Rural de Pernambuco
Brasil

Bottega, Eduardo L.; de Queiroz, Daniel M.; Santos, Nerilson T.; de Souza, Cristiano M. A.; de C.
Pinto, Francisco de A.

Estimativa de valores granulométricos do solo em locais não amostrados utilizando-se cokrigagem

Revista Brasileira de Ciências Agrárias, vol. 9, núm. 2, 2014, pp. 244-250

Universidade Federal Rural de Pernambuco
Pernambuco, Brasil

Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=119031262015>

- 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

Estimativa de valores granulométricos do solo em locais não amostrados utilizando-se cokrigagem

Eduardo L. Bottega¹, Daniel M. de Queiroz², Nerilson T. Santos³,
Cristiano M. A. de Souza⁴ & Francisco de A. de C. Pinto²

¹ Universidade Federal de Santa Catarina, Rod. Ulysses Gaboardi, km 3, s/n, Campus Universitário, CEP 89520-000, Curitiba-SC, Brasil. E-mail: eduardo-bottega@hotmail.com

² Universidade Federal de Viçosa, Centro de Ciências Agrárias, Departamento de Engenharia Agrícola, Campus da UFV, CEP 36571-000, Viçosa-MG, Brasil. E-mail: dmqueiroz@gmail.com; facpinto@ufv.br

³ Universidade Federal de Viçosa, Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Departamento de Informática, Campus da UFV, CEP 36571-000, Viçosa-MG, Brasil. E-mail: nsantos@ufv.br

⁴ Universidade Federal da Grande Dourados, Faculdade de Ciências Agrárias, Rodovia Dourados-Itahum, km 12, Campus Universitário, CEP 79804-970, Dourados-MS, Brasil. Caixa Postal 322. E-mail: csouza@ufgd.edu.br

RESUMO

A técnica multivariada da krigagem, conhecida como cokrigagem, torna possível estimar valores de variáveis de elevado custo de obtenção com o uso de variáveis de baixo custo e rápida aquisição, desde que ambas apresentem elevada correlação espacial. Objetivou-se, através da realização deste estudo, avaliar o uso da condutividade elétrica do extrato de saturação (CEe1:5) como covariável em uma análise por cokrigagem para estimar os valores dos componentes granulométricos de um Latossolo Vermelho distroférrico. Em uma área de 90 hectares foram coletadas amostras de solo, na profundidade de 0,00-0,20 m em 181 pontos georreferenciados em grade regular. As amostras foram encaminhadas ao laboratório para caracterização granulométrica do solo (areia grossa, areia fina, silte e argila) e medição da CEe(1:5). Utilizando a cokrigagem, buscou-se estimar os valores das variáveis granulométricas do solo utilizando-se a CEe(1:5) como covariável e, como técnica da cokrigagem, melhores estimativas de valores em locais não amostrados foram obtidas para as variáveis silte e argila, pois apresentaram maior correlação espacial com a covariável condutividade elétrica do extrato de saturação (1:5).

Palavras-chave: agricultura de precisão, geoestatística, Latossolos, variabilidade espacial

Estimated values of soil particle size distributions using cokriging

ABSTRACT

Using the multivariate technique of kriging known as cokriging, it possible to estimate values of variables high cost of acquisition using variable of the low cost and fast acquisition, provided that both exhibit high spatial correlation. The objective of this study was to evaluate the use of electrical conductivity of 1:5 extract (ECe 1: 5) as a covariate in an analysis by cokriging to estimate the values of granulometric components of an Oxisol. In an area of 90 ha, soil samples were collected at 181 georeferenced points, at depth of 0 to 0.20 m. The samples were sent to the laboratory for characterization of soil particle size (coarse sand, fine sand, silt and clay) and measurement of ECe (1:5). Using the cokriging, we attempted to estimate the values of the variables soil texture using the ECe (1:5) as a covariate. Using the technique of cokriging, the best estimates of values for unsampled locations were obtained for the variables silt and clay, because they showed greater spatial correlation with the electrical conductivity of saturation extract (1:5).

Key words: precision agriculture, geostatistics, Oxisols, spatial variability

Introdução

Conhecer a composição granulométrica de um solo agrícola e a distribuição espacial dos fatores que a compõem (areia, silte, argila) é fundamental para uma aplicação eficiente de manejo localizado em agricultura de precisão (AP). As amostragens de solo, associadas ao valor da análise, se tornam, neste contexto, um componente importante do custo de produção. A utilização de variáveis que tenham baixo custo de análise e sejam de fácil aquisição como covariáveis para estimativas de variáveis de difícil aquisição e elevado custo de análise, pode reduzir os custos de produção, porém se requer que ambas apresentem elevada correlação espacial. A utilização da técnica multivariada da krigagem, conhecida como cokrigagem, é uma ferramenta significativa que vem sendo estudada para este fim.

Angélico (2006) destaca que a cokrigagem é uma extensão multivariada da krigagem, que permite a utilização de variáveis secundárias densamente amostradas na espacialização de uma variável primária. Ela é capaz, também, de descrever a variação espacial e/ou temporal simultânea de duas variáveis aleatórias fortemente associadas entre si.

Vários autores têm demonstrado o potencial da utilização da cokrigagem em estimativas de variáveis que apresentam forte correlação entre si. Boezio et al. (2012) realizaram estudo utilizando a técnica de cokrigagem na estimativa de teores em depósitos de ferro. Silva et al. (2010b) estimaram, por meio de cokrigagem, a evapotranspiração, em Campinas, SP.

A utilização da cokrigagem na agricultura também vem sendo bastante explorada, principalmente na área das ciências do solo. Silva et al. (2010a) estimaram com sucesso os níveis de fósforo do solo em função de atributos físicos texturais, em uma lavoura de café sob Latossolo Vermelho Amarelo distrófico com textura argilosa. Bottega et al. (2011) estimaram os teores de cálcio e magnésio em um Latossolo Vermelho distroférrico, de textura argilosa, utilizando valores de pH como covariáveis e obtiveram resultados satisfatórios. Zucoloto et al. (2010) realizaram estudos buscando estimar os teores de Ca e Mg foliares em bananeiras, por meio dos teores dos mesmos nutrientes presentes no solo e concluíram que a cokrigagem estimou os teores de Ca e Mg foliares eficientemente usando, como covariável, o Ca e Mg presentes no solo.

A redução dos custos de produção é, sem dúvida, o que impulsiona a adoção de técnicas de AP pelos produtores rurais. Outros ganhos estão intimamente relacionados à utilização de técnicas de AP, podendo-se citar a redução dos impactos ambientais causados pela atividade agrícola e o incremento da produtividade. A cokrigagem, conforme citado anteriormente, mostra-se uma importante ferramenta a ser explorada para análise da variabilidade espacial de variáveis do solo. Com base no exposto, objetivou-se, através da realização deste estudo, avaliar o uso da condutividade elétrica do extrato de saturação (1:5) como covariável em uma análise por cokrigagem para estimar as variáveis granulométricas de um Latossolo Vermelho distroférrico de textura argilosa.

Material e Métodos

A coleta de dados foi realizada em uma fazenda localizada no município de Sidrolândia, Mato Grosso do Sul, zona UTM

21 Sul, com coordenadas 702.879,040 m Leste e 7.673.084,461 m Norte, no datum SIRGAS 2000. A altitude média é de 490 m. O solo predominante é classificado como Latossolo Vermelho distroférrico (Embrapa, 2006). Na fazenda se cultivam soja (*Glycine max*), milho (*Zea mays*) e algodão (*Gossypium hirsutum* L.) em sistema de rotação de culturas, utilizando-se sistema de plantio direto. O trabalho foi conduzido em uma área de 90 ha.

Para amostragem de solo, foi utilizada grade amostral com densidade de dois pontos por hectare, totalizando 181 pontos amostrais, distribuídos na área de estudo. Esses pontos amostrais foram georreferenciados utilizando-se um aparelho receptor GPS Topográfico de precisão centimétrica, com correção diferencial pós-processada. Para a correção diferencial foram utilizados os dados da base da Rede Brasileira de Monitoramento Contínuo (RBMC) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), localizada no município de Campo Grande, MS. A correção foi realizada usando-se o programa computacional GNSS Solutions® fornecido pelo fabricante do receptor GPS.

Para caracterização granulométrica do solo, em cada ponto amostral, retiraram-se cinco amostras simples, que originaram uma amostra composta. Utilizou-se, para retirada do solo, um trado tipo holandês. Cada ponto amostral foi caracterizado por aproximadamente 300 g de solo, da profundidade de 0,00 - 0,20 m. As amostras foram analisadas para quantificação das variáveis granulométricas: areia grossa, areia fina, silte, argila (dag kg⁻¹) e também da condutividade elétrica do extrato de saturação (CEe; mS m⁻¹).

Na determinação da granulometria do solo utilizou-se o método da pipeta, seguindo metodologia proposta pela Embrapa (1997). Quanto à medição da condutividade elétrica do extrato de saturação, retirou-se uma pequena amostra de solo para secagem ao ar; o solo foi destorroado e passado em peneira de 2 mm e para o preparo da solução diluída (CEe 1:5) as amostras de solo foram pesadas, misturadas ao equivalente a cinco partes de água destilada, deixando-se a suspensão em repouso por duas horas com vista à mensuração da condutividade elétrica no sobrenadante utilizando-se um condutivímetro de bancada.

Os dados foram submetidos à análise exploratória para verificar a presença de valores discrepantes. Nesta análise o limite crítico para valores discrepantes é definido a partir da amplitude interquartil (DQ) calculada pela diferença entre o quartil superior e o quartil inferior. O limite superior foi definido por ($Q3 + 1,5 \times DQ$) e o limite inferior por ($Q1 - 1,5 \times DQ$), em que Q1 e Q3 se referem ao primeiro e ao terceiro quartis, respectivamente. Depois de identificados, realizou-se análise visual da localização espacial destes valores dentro da grade amostral, para auxiliar na tomada de decisão de eliminação ou não, desses discrepantes.

Após a análise dos dados discrepantes, realizou-se uma análise descritiva dos valores observados. Foram calculados a média, a mediana, o valor mínimo, o valor máximo, o coeficiente de variação, o quartil inferior, o quartil superior, o desvio padrão, o coeficiente de correlação de Pearson, o coeficiente de assimetria e o de curtose buscando-se, assim, caracterizar a distribuição dos dados. A normalidade foi testada pelo teste Shapiro-Wilk's ($p < 0,05$).

A análise de tendência foi realizada avaliando-se a dispersão dos dados em função das coordenadas geográficas X e Y , considerando-se ± 2 desvios padrão, conforme discutido por Kerry & Oliver (2008) e Silva et al. (2009). Para as variáveis que não apresentaram tendência, trabalhou-se com os dados originais, já as que apresentaram tendência significativa foram trabalhadas com os resíduos na análise geoestatística, conforme Lima et al. (2010).

A dependência espacial de cada variável foi avaliada pelos ajustes de semivariogramas, pressupondo a estacionariedade da hipótese intrínseca, definida pela Eq. 1.

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

em que:

$\gamma(h)$ - semivariância em função da distância de separação h entre pares de pontos

h - distância de separação entre pares de pontos

$N(h)$ - número de pares de pontos experimentais separados por uma distância h

Foram testados os modelos gaussiano, esférico e exponencial. Adotou-se o modelo que melhor se ajustou à relação entre semivariância experimental e à distância h , avaliado por validação cruzada considerando-se os parâmetros coeficiente de regressão, intercepto, erro padrão, erro padrão de predição e coeficiente de determinação.

Foram determinados os parâmetros: efeito pepita (C_0), contribuição (C), patamar ($C_0 + C$) e alcance (A). A consideração da dependência espacial, segundo Junqueira Júnior et al. (2008), possibilita o controle de uma parcela do erro aleatório, e com isto, a obtenção de bons resultados nas estimativas de valores em locais não amostrados.

O índice de dependência espacial (IDE) foi determinado e classificado, segundo Zimback (2001), utilizando-se a Eq. 2 e assumindo os seguintes intervalos: dependência espacial baixa para $IDE < 25\%$, moderada para $25\% \leq IDE \leq 75\%$ e forte para $IDE > 75\%$.

$$IDE = \left(\frac{C}{C_0 + C} \right) 100 \quad (2)$$

Visando à espacialização das variáveis granulométricas do solo em função dos valores de CEE, utilizou-se a extensão multivariada da krigagem, conhecida como cokrigagem. Esta estimativa pode ser mais precisa do que a krigagem de uma variável simples quando o variograma cruzado mostra dependência entre as duas variáveis. Na cokrigagem, para estimar valores, Z_2^* , para qualquer local, X_0 , o valor estimado deve ser uma combinação linear de ambos Z_1 (estimado por krigagem) e Z_2 , ou seja:

$$Z_2^*(x_0) = \sum_{i=1}^{N_1} \lambda_{1i} Z_1(x_{1i}) + \sum_{j=1}^{N_2} \lambda_{2j} Z_2(x_{2j}) \quad (3)$$

em que: N_1 e N_2 são os números de vizinhos de Z_1 e Z_2 , respectivamente, e λ_{1i} e λ_{2j} são os pesos associados a cada valor de Z_1 e Z_2 . Tomando $z_1(x_{1i})$ e $z_2(x_{2j})$ como sendo uma realização das funções aleatórias $Z_1(X_{1i})$ e $Z_2(X_{2j})$, respectivamente, e assumindo estacionariedade de ordem 2, o estimador pode ser reescrito em:

$$Z_2^*(x_0) = \sum_{i=1}^{N_1} \lambda_{1i} Z_1(X_{1i}) + \sum_{j=1}^{N_2} \lambda_{2j} Z_2(X_{2j}) \quad (4)$$

A estimativa da variável Z_2 deverá ser uma combinação linear de ambos Z_1 e Z_2 , com os pesos λ_{1i} e λ_{2j} distribuídos de acordo com a dependência espacial de cada uma das variáveis entre si e a correlação cruzada entre elas.

Inicialmente, foram obtidas estimativas para cada uma das variáveis do solo utilizando-se os valores observados nos 181 pontos amostrados. Posteriormente, novas estimativas foram obtidas para cada variável granulométrica utilizando-se os valores de CEE(1:5) como covariável. Nesta análise, foram utilizados para cada variável, os valores da granulometria do solo em 60 pontos e os valores observados de CEE(1:5) dos 181 pontos amostrados. Na Figura 1 se apresentam as grades amostrais utilizadas na espacialização das variáveis físicas do solo utilizando-se krigagem (a) e utilizado cokrigagem (b).

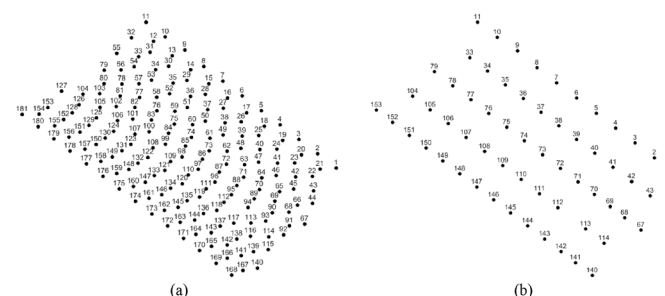


Figura 1. Grades amostrais utilizadas nas estimativas por: (a) krigagem, 181 pontos e (b) cokrigagem, 60 pontos

Em função da determinação do número de classes e dos intervalos de cada classe (valor mínimo e valor máximo) realizou-se a análise de agrupamento através de dois métodos diferenciados, isto é, o primeiro visando estabelecer o número de classes, com base no método de “Ward” como algoritmo de agrupamento e a distância euclidiana como medida de dissimilaridade (Johnson & Wichern, 2002). A análise de agrupamentos é utilizada em processos de classificação e consiste em determinar o nível de similaridade ou dissimilaridade entre indivíduos, aplicando uma função de agrupamento a determinada variável (Macedo et al. 2010).

O ponto de corte, que define o número de classes nas quais são agrupados os dados, foi obtido segundo o critério de análise visual do dendrograma, através da identificação do ponto em que se obteve o maior salto no valor de distância euclidiana para os agrupamentos formados. Este salto ocorre quando existe menor variância dentro dos grupos e a maior entre grupos. Portanto, um grande salto sugere a existência de grupos homogêneos internamente e distantes entre si.

Sabendo então qual o número de classes de cada variável definiu-se, pelo método não hierárquico *K-means*, o centroide

representativo de cada classe (valor central da classe). Gonçalves et al. (2008) explicam que o método *K - means* parte do pressuposto de que o número de agrupamentos ou classes, *K*, é conhecido a priori. Na hipótese de se ter escolhido um valor *K* inadequado, o método irá impor, pelo uso de técnicas de otimização, *K'* agrupamentos aos dados.

A diferença percentual entre as classes dos mapas foi calculada utilizando-se a Eq. 5. Valores negativos indicam subestimativas e valores positivos superestimativas e valor igual a zero indica que o tamanho da classe é o mesmo para os dois métodos de estimativas:

$$Dm(\%) = \frac{\sum_{i=1}^N Pck_i - \sum_{i=1}^N Pk_i}{\sum_{i=1}^N Pm} 100 \quad (5)$$

em que:

- Dm (%)* - diferença percentual
Pck - número de pixels da *i* classe estimada por cokrigagem
Pk - número de pixels da *i* classe estimada por krigagem
Pm - número total de pixels que compõem o mapa

Utilizou-se, para análise estatística descritiva e de agrupamento, o *software Statistica*, versão 7. As análises geoestatísticas foram realizadas no *software GS+*, versão 9. Os mapas foram confeccionados utilizando-se o *software* ArGis versão 9.3.

Resultados e Discussão

São apresentadas, na Tabela 1, as estatísticas que descrevem as variáveis estudadas. Nenhuma delas apresentou valor discrepante, exceto a variável CEE(1:5), todas apresentaram distribuição não normal pelo teste Shapiro-Wilk's.

Na estatística clássica é imprescindível que as hipóteses básicas de normalidade de erros, homogeneidade de variâncias e independência de erros, sejam atendidas para uma aplicação eficiente, quando não atendidas levam, provavelmente, a inferências que carecem de confiança e precisão (Guimarães, 2004). Cressie (1993), porém, enfatiza que a geoestatística não exige normalidade dos dados para ser aplicada; é conveniente apenas que a distribuição não apresente caudas muito alongadas. Com exceção da variável areia grossa, as demais variáveis tenderam a apresentar distribuição simétrica, com proximidade entre os valores de média e mediana, e os valores

do coeficiente de assimetria próximos de zero, concordando com os estudos realizados por Roque et al. (2005), Silva et al. (2007) e Souza et al. (2004).

A análise de correlação entre as variáveis físicas do solo com a condutividade elétrica do extrato de saturação (CEE 1:5) é apresentada na Tabela 2. Todas as variáveis físicas do solo apresentaram correlação significativa com a CEE(1:5). Correlação positiva foi observada para as variáveis físicas do solo areia grossa, areia fina e argila, indicando que o aumento dos valores de CEE(1:5) está correlacionado com o aumento dos valores dessas variáveis. Correlação negativa foi observada entre a CEE(1:5) com a variável silte, o que sugere que maiores valores de CEE(1:5) estão relacionados a menores valores de silte.

Tabela 2. Coeficientes de correlação de Pearson (R) das variáveis granulométricas do solo com a condutividade elétrica do extrato de saturação, Sidrolândia, MS, 2010

Variáveis	R (dag kg ⁻¹)			
	Areia grossa ⁽²⁾	Areia fina	Silte	Argila
CEE(1:5) ⁽¹⁾	0,38*	0,43*	-0,58**	0,58**

⁽¹⁾ Condutividade elétrica do extrato de saturação (mS m⁻¹); ⁽²⁾ dag kg⁻¹; * Correlação significativa a 5% de probabilidade; ** Correlação significativa a 1% de probabilidade

Os maiores coeficientes de correlação foram observados para argila e silte (0,58 e -0,58, respectivamente) e o menor para areia grossa (0,38). Constatou-se, também, que na medida em que se aumentou o tamanho da partícula de solo (argila para areia grossa), o valor do coeficiente de correlação diminuiu linearmente, indicando a influência do tamanho da partícula na determinação da condutividade elétrica do extrato de saturação. Como todas as variáveis físicas se correlacionaram significativamente (*p* < 0,05) com os valores da CEE 1:5, é possível a utilização desta variável para estimativas das variáveis físicas do solo.

Não se observaram tendências de distribuição dos dados (anisotropia); neste caso o semivariograma isotrópico é suficiente para determinar e quantificar o grau de dependência espacial dos dados. Na Tabela 3 são apresentados, para cada atributo físico do solo, os parâmetros dos modelos ajustados. Para todas as variáveis e grades amostrais utilizadas, o modelo gaussiano representou melhor a semivariância empírica dos dados, mesmo quando ajustado o variograma cruzado, o que é um indicativo de suaves variações em pequenas distâncias de observação.

Para as duas grades amostrais, todas as variáveis estudadas apresentaram valores de alcance superiores à menor distância observada entre pontos, de 49,97 m. O alcance é importante para a interpretação dos semivariogramas por indicar a distância até onde os pontos amostrais estão correlacionados

Tabela 1. Estatísticas descritivas das variáveis físicas do solo e da condutividade elétrica do extrato de saturação, Sidrolândia, MS, 2010

Variáveis ⁽¹⁾	Média	Mediana	Mínimo	Máximo	Quartil inferior	Quartil superior	s ⁽³⁾	Cs ⁽⁴⁾	Ck ⁽⁵⁾	w ⁽⁶⁾
Areia grossa	2,37	2,00	1,87	4,85	2,00	3,00	0,80	1,45	2,18	*
Areia fina	10,19	10,00	8,10	12,90	9,00	11,00	1,44	0,02	-0,80	*
Silte	23,84	24,00	17,50	28,60	21,00	27,00	3,76	-0,09	-0,59	*
Argila	63,51	64,00	60,10	66,60	62,00	65,00	2,68	-0,35	0,26	*
CEE (1:5) ⁽²⁾	8,57	8,55	7,50	9,60	7,70	9,50	1,28	0,13	0,02	ns

⁽¹⁾Variáveis físicas do solo em dag kg⁻¹; ⁽²⁾Condutividade elétrica do extrato de saturação (mS m⁻¹); ⁽³⁾Desvio padrão (%); ⁽⁴⁾Coefficiente de assimetria; ⁽⁵⁾Coefficiente de curtose; *Distribuição não normal pelo teste Shapiro-Wilk's; nsDistribuição normal

Tabela 3. Parâmetros dos modelos teóricos ajustados à semivariância e à semivariância cruzada empírica das variáveis granulométricas do solo, Sidrolândia, MS, 2010

Variáveis*	Modelo	Alcance (m)	(C ₀ +C) ⁽²⁾	(C ₀) ⁽³⁾	IDE ⁽⁴⁾	SQR ⁽⁵⁾	R ² ⁽⁶⁾
Variograma (181 pontos)							
Areia grossa	Gaussiano	490	0,76	0,37	51	0,01	0,96
Areia fina	Gaussiano	748	4,16	0,66	84	0,09	0,99
Silte	Gaussiano	858	31,04	5,21	83	19,00	0,96
Argila	Gaussiano	910	13,01	4,77	63	5,04	0,95
CEe(1:5) ⁽¹⁾	Gaussiano	820	1,78	1,12	37	0,10	0,79
Variograma cruzado (60 pontos)							
Areia grossa	Gaussiano	2099	2,01	0,00	100	0,28	0,82
Areia fina	Gaussiano	1014	2,00	0,01	100	0,31	0,86
Silte	Gaussiano	919	-5,49	-0,74	99,8	5,07	0,76
Argila	Gaussiano	886	3,28	0,64	100	0,98	0,83

*dag kg⁻¹; ⁽¹⁾Condutividade elétrica do extrato de saturação; ⁽²⁾Patamar; ⁽³⁾Efeito pepita; ⁽⁴⁾Índice de dependência espacial; ⁽⁵⁾Soma de quadrados do resíduo; ⁽⁶⁾Coefficiente de determinação.

entre si, ou seja, os pontos localizados em uma área cujo raio seja o alcance, são mais semelhantes entre si do que os separados por distâncias maiores. Segundo Corá et al. (2004), estimativas feitas utilizando-se interpolação por krigagem ordinária, variáveis que apresentam elevado valor de alcance, tendem a produzir estimativas mais confiáveis apresentando mapas que representem melhor a realidade. Carvalho et al. (2002) destacam que, ao se considerar, como distância entre pontos amostrais, a metade do valor do alcance, é garantida a detecção da variabilidade espacial do atributo em estudo sem perder precisão nas estimativas visto que a continuidade espacial da variável é mantida.

Observou-se forte dependência espacial, segundo classificação proposta por Zimback (2001), para todas as variáveis estimadas, utilizando-se a cokrigagem. Guimarães (2004) destaca que quanto menor for a proporção do efeito pepita para o patamar do variograma, maior a continuidade do fenômeno, menor a variância da estimativa e maior a confiança que se pode ter na estimativa. Todos os ajustes de modelos teóricos à semivariância empírica, independente da grade amostral utilizada, apresentaram valores de coeficiente de determinação acima de 0,75. O valor do coeficiente de determinação do modelo teórico serve como parâmetro na escolha do modelo que melhor representa a semivariância dos dados, porém, a análise dos parâmetros da validação cruzada auxilia a escolha do modelo.

Na Tabela 4 são apresentados os parâmetros da análise de validação cruzada entre os valores das variáveis físicas do solo observados e estimados. Exceto para a variável areia grossa, as estimativas por cokrigagem apresentaram melhores parâmetros para validação cruzada entre os valores estimados e os observados. Esses parâmetros indicam que o modelo teórico de semivariância apresentou bom ajuste à semivariância empírica dos dados, sendo capaz de descrever a variabilidade espacial da variável estudada quando utilizada uma covariável para estimativas de valores em locais não amostrados.

Na Figura 2 se apresentam os mapas de interpolação das variáveis físicas do solo estimadas utilizando-se o método da krigagem (Figura 2A) e estimadas pelo método da cokrigagem, através de valores de condutividade elétrica do extrato de saturação (CEe 1:5) como covariável (Figura 2B). Observa-se grande similaridade entre o padrão de distribuição espacial das variáveis físicas do solo com o mapa de CEe (1:5) em que, exceto para a distribuição espacial de silte (coeficiente de correlação negativo) valores de CEe (1:5) elevados se localizam

Tabela 4. Parâmetros da validação cruzada dos ajustes dos modelos teóricos à semivariância empírica das variáveis granulométricas do solo, Sidrolândia, MS, 2010

Variáveis*	Coefficiente de regressão	Intercepto	EP ⁽²⁾	EP Predição	R ² ⁽³⁾
181 pontos (Krigagem)					
Areia grossa	1,09	-0,20	0,10	0,61	0,53
Areia fina	1,01	-0,11	0,06	0,86	0,65
Silte	1,02	-0,39	0,06	2,34	0,61
Argila	0,98	0,36	0,11	2,24	0,30
CEe(1:5) ⁽¹⁾	0,78	1,83	0,17	1,13	0,11
60 pontos (Cokrigagem)					
Areia grossa	0,83	0,39	0,26	0,50	0,43
Areia fina	1,05	-0,42	0,14	0,58	0,80
Silte	1,11	-2,61	0,08	0,88	0,93
Argila	1,04	-2,78	0,17	0,83	0,73

*dag kg⁻¹; ⁽¹⁾Condutividade elétrica do extrato de saturação; ⁽²⁾Erro padrão; ⁽³⁾Coefficiente de determinação.

em regiões nas quais os valores das variáveis granulométricas do solo também se mantiveram elevados.

Os mapas de silte e argila, produzidos utilizando-se a técnica da cokrigagem, foram os que apresentaram maior similaridade em relação ao padrão de distribuição espacial, quando comparados aos mapas das mesmas variáveis, confeccionados através da krigagem. Este resultado era previsto, uma vez que referidas variáveis foram as que apresentaram maior coeficiente de correlação com a covariável CEe(1:5) corroborando com os resultados encontrados por Zucoloto et al. (2010). Nas estimativas de valores por cokrigagem, as variáveis granulométricas que apresentaram maior coeficiente de correlação com a covariável CEe(1:5) também apresentaram as menores amplitudes de valores das classes quando comparadas com estimativas realizadas utilizando krigagem.

Na Tabela 5 são apresentados os valores percentuais referentes à diferença entre as classes dos mapas de atributos físicos do solo confeccionados utilizando-se os 181 pontos amostrais pela técnica da krigagem e se empregando 60 pontos amostrais por meio da técnica de cokrigagem. Observam-se valores percentuais positivos e negativos. Os valores positivos indicam superestimativas, ou seja, a área ocupada pela classe no mapa foi maior quando se utilizou cokrigagem. Os valores negativos sugerem diminuição de área percentual da classe em relação à área total do mapa, resultado ocasionado por subestimativas dos valores das variáveis granulométricas pela técnica de cokrigagem.

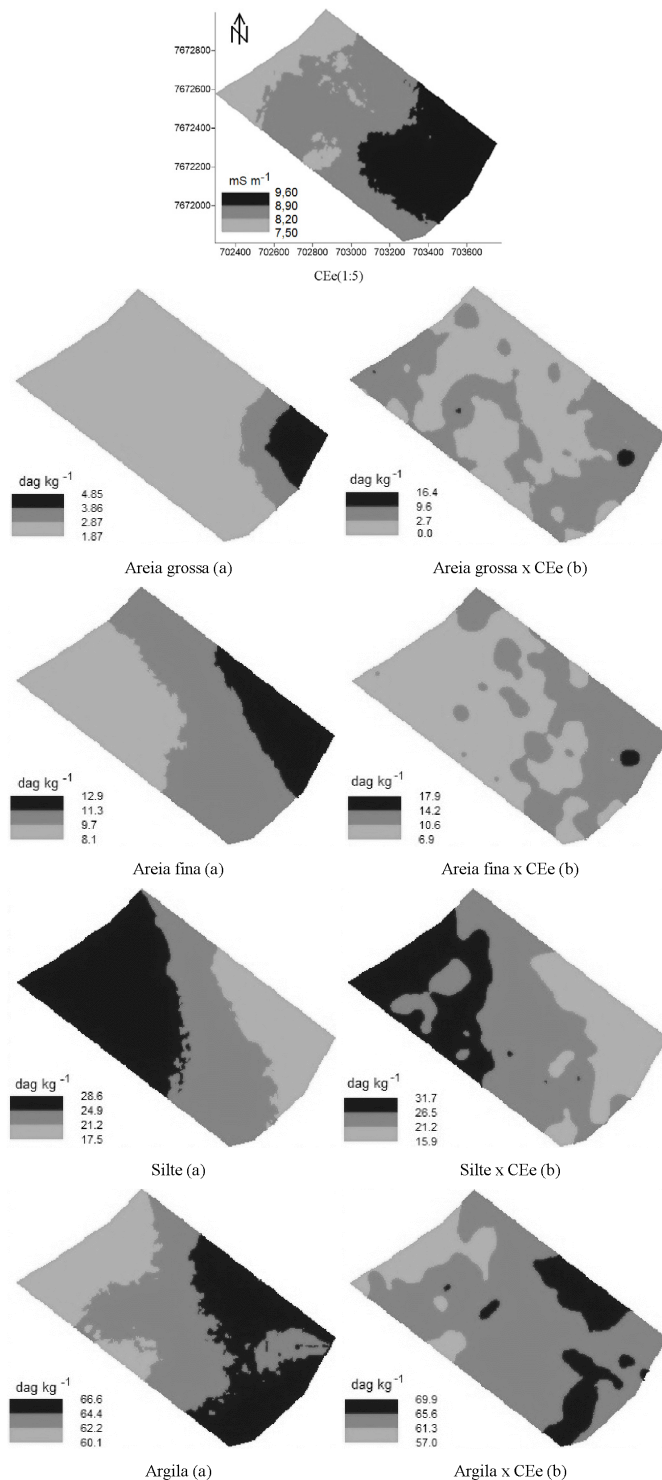


Figura 2. Mapas de distribuição espacial dos valores de granulometria do solo estimados por krigagem (a), por cokrigagem (b) e mapa da distribuição espacial dos valores de condutividade elétrica do extrato de saturação CEe(1:5). Datum SIRGAS 2000. Sistema de coordenadas de projeção UTM, Zona 21 Sul, Sidrolândia, MS, 2010

As diferenças percentuais, em área ocupada por cada classe, utilizando-se a técnica de cokrigagem nas estimativas de valores, podem ser consideradas baixas, exceto para a variável areia grossa. A menor diferença percentual de área ocupada por uma classe foi observada para a variável silte, que apresentou superestimativa de 3,6 % na classe 3, quando comparada com a área ocupada por esta classe no mapa confeccionado por

Tabela 5. Diferença percentual na área representativa das classes nos mapas de distribuição espacial das variáveis granulométricas do solo confeccionados utilizando-se cokrigagem e krigagem, Sidrolândia, MS, 2010

Variáveis*	Diferença (%)		
	Classe 1**	Classe 2	Classe 3
Areia grossa	-6,9 ⁽¹⁾	40,4 ⁽²⁾	-33,5
Areia fina	-16,4	-10,2	26,6
Silte	-16,4	12,8	3,6
Argila	-19,2	29,8	-10,6

*dag kg⁻¹; **Maiores valores escalares; ⁽¹⁾Valores negativos indicam subestimativas; ⁽²⁾Valores positivos indicam superestimativa.

krigagem. A maior diferença foi observada para a variável areia grossa que, quando utilizada cokrigagem, apresentou superestimativa para área representativa da classe 2, de 40,4 %.

Resultados superiores, considerados satisfatórios pelos autores, foram encontrados por Zucoloto et al. (2010) ao estimar valores de Ca e Mg foliares utilizando, como covariáveis, valores dos mesmos atributos presentes no solo e encontraram valores médios dos erros de 12,0% para estimativas de Ca e 22,3% para o teor de Mg. Viola et al. (2010) concluíram, estudando diferentes métodos de interpolação espacial para o mapeamento da precipitação pluvial, que a cokrigagem, utilizando a altitude como variável secundária, resultou em menores erros enfatizando a eficiência desta técnica na predição de valores em locais não amostrados.

É importante ressaltar que, para a utilização da técnica de cokrigagem, as variáveis estudadas necessitam apresentar uma forte correlação espacial sendo que, quanto mais próximo dos valores 1 e -1 for o coeficiente de correlação de Pearson entre as variáveis e a covariável, maior a precisão das estimativas por cokrigagem. A utilização da cokrigagem se mostra promissora na redução de custos no processo de caracterização do padrão de distribuição espacial de atributos granulométricos do solo em virtude de reduzir o custo com análises laboratoriais, uma vez que a medição da condutividade elétrica do extrato de saturação representa, em média, 1/5 do valor de uma análise granulométrica do solo.

Conclusões

O emprego da análise de agrupamento permitiu discriminar, em classes heterogêneas, os valores dos atributos granulométricos estudados. O uso da técnica de cokrigagem permitiu estimar os valores granulométricos de um Latossolo Vermelho distroférrico, sendo mais confiáveis as estimativas para argila e silte.

Agradecimentos

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela concessão de bolsa de estudo e à Fazenda Recanto, pela disponibilização da área e apoio logístico em prol da realização deste estudo.

Literatura Citada

Angélico, J. C. Desempenho da cokrigagem na determinação da variabilidade de atributos do solo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.30, n.6, p.931-936, 2006. <<http://dx.doi.org/10.1590/S0100-06832006000600002>>.

- Boezio, M. N. M.; Costa, J. F. C. L.; Koppe, J. C. Cokrigagem de razões logarítmicas aditivas (alr) na estimativa de teores em depósitos de ferro. *Revista Escola de Minas*, v.65, n.3, p.401-412, 2012. <<http://dx.doi.org/10.1590/S0370-44672012000300018>>.
- Bottega, E. L.; Silva, S. A.; Costa, M. M.; Bottega, S. P. Cokrigagem na estimativa dos teores de Ca e Mg em um Latossolo Vermelho distroférico. *Revista Ciência Agronômica*, v.42, n.4, p.821-828, 2011. <<http://dx.doi.org/10.1590/S1806-66902011000400001>>.
- Carvalho, J. R. P.; Silveira, P. M.; Vieira, S. R. Geoestatística na determinação da variabilidade espacial de características químicas do solo sob diferentes preparos. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v.37, n.8, p.1151-1159, 2002. <<http://dx.doi.org/10.1590/S0100-204X2002000800013>>.
- Corá, J. E.; Araujo, A. V.; Pereira, G. T.; Beraldo, J. M. G. Variabilidade espacial de atributos do solo para adoção do sistema de agricultura de precisão na cultura de cana-de-açúcar. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.28, n.6, p.1013-1021, 2004. <<http://dx.doi.org/10.1590/S0100-06832004000600010>>.
- Cressie, N. A. *Statistics for spatial data*. New York: John Wiley & Sons, 1993. 900 p.
- Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa). Centro Nacional de Pesquisa de Solos. Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. Rio de Janeiro: Embrapa, 2006. 412 p.
- Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa). Centro Nacional de Pesquisa de Solos. Manual de métodos de análise de solo. 2. ed. Rio de Janeiro: Embrapa, 1997.
- Gonçalves, M. L.; Andrade Netto, M. L.; Zullo Junior, J.; Costa, J. A. F. Classificação não-supervisionada de imagens de sensores remotos utilizando redes neurais auto-organizáveis e métodos de agrupamentos hierárquicos. *Revista Brasileira de Cartografia*, v.60, n.1, p.17-29, 2008. <<http://www.lsie.unb.br/rbc/index.php/rbc/article/view/324/314>>. 10 Out. 2013.
- Guimarães, E. C. Geoestatística básica e aplicada. Material didático. Uberlândia: UFU, 2004. 78p.
- Johnson, R. A.; Wichern, D. W. *Applied multivariate statistical analysis*. 5.ed. New Jersey: Prentice Hall, 2002. 767p.
- Junqueira Junior, J. A.; Silva, A. M.; Mello, C. R.; Pinto, D. B. F. Continuidade espacial de atributos físico-hídricos do solo em sub-bacia hidrográfica de cabeceira. *Ciência e Agrotecnologia*, v.32, n.3, p.914-922, 2008. <<http://dx.doi.org/10.1590/S1413-70542008000300032>>.
- Kerry, R.; Oliver, M. A. Determining nugget: sill ratios of standardized variograms from aerial photographs to kriging sparse soil data. *Precision Agriculture*, v.9, n.1-2, p.33-56, 2008. <<http://dx.doi.org/10.1007/s11119-008-9058-0>>.
- Lima, J. S. S.; Souza, G. S.; Silva, S. A. Amostragem e variabilidade espacial de atributos químicos do solo em área de vegetação natural em regeneração. *Revista Árvore*, Viçosa-MG, v.34, n.1, p.127-136, 2010. <<http://dx.doi.org/10.1590/S0100-67622010000100014>>.
- Macedo, M. J. H.; Guedes, R. V. S.; Souza, F. A. S.; Dantas, F. R. C. Análise do índice padronizado de precipitação para o estado da Paraíba, Brasil. *Ambiente e Água*, v.5, n.1, p.204-214, 2010. <<http://redalyc.uaemex.mx/src/inicio/ArtPdfRed.jsp?iCve=92812526017>>. 10 Out. 2013.
- Roque, C. G.; Centurion, J. F.; Pereira, G. T.; Beutler, A. N.; Freddi, O. S.; Andrioli, I. Variabilidade espacial de atributos químicos em Argissolo Vermelho-Amarelo cultivado com seringueira. *Revista de Ciências Agro-Ambientais*, v.3, n.1, p.26-45, 2005. <http://www.unemat.br/revistas/rcaa/docs/vol3/3_artigo_v3.pdf>. 10 Out. 2013.
- Silva, A. F.; Zimback, C. R. L.; Oliveira, R. B. Cokrigagem na estimativa da evapotranspiração em Campinas (SP). *Tekhné e Logos*, v.2, n.1, p.1-14, 2010b. <<http://www.fatecbt.edu.br/seer/index.php/tl/article/view/86>>. 10 Out. 2013.
- Silva, F. M.; Souza, Z. M.; Figueiredo, C. A. P.; Marques Junior, J.; Machado, R. V. Variabilidade espacial de atributos químicos e de produtividade na cultura do café. *Ciência Rural*, v.37, n.2, p.401-407, 2007. <<http://dx.doi.org/10.1590/S0103-84782007000200016>>.
- Silva, S. A.; Lima, J. S. S.; Souza, G. S.; Oliveira, R. B.; Silva, A. F. Variabilidade espacial do fósforo e das frações granulométricas de um Latossolo Vermelho Amarelo. *Revista Ciência Agronômica*, v.41, n.1, p.1-8, 2010a. <<http://redalyc.uaemex.mx/redalyc/pdf/1953/195314910001.pdf>>. 10 Out. 2013.
- Silva, S. A.; Lima, J. S. S.; Souza, G. S.; Xavier, A. C. Distribuição e incerteza da acidez de um Latossolo vermelho-amarelo húmico sob cultivo de café. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.33, n.4, p.1053-1060, 2009. <<http://dx.doi.org/10.1590/S0100-06832009000400029>>.
- Souza, Z. M.; Marques Júnior, J.; Pereira, G. T.; Moreira, L. F. Variabilidade espacial do pH, Ca, Mg e V% do solo em diferentes formas do relevo sob cultivo de cana-de-açúcar. *Ciência Rural*, v.34, n.6, p.1763-1771, 2004. <<http://dx.doi.org/10.1590/S0103-84782004000600015>>.
- Viola, M. R.; Mello, C. R.; Pinto, D. B. F.; Mello, J. M.; Ávila, L. F. Métodos de interpolação espacial para o mapeamento da precipitação pluvial. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v.14, n.9, p.970-978, 2010. <<http://dx.doi.org/10.1590/S1415-43662010000900009>>.
- Zimback, C. R. L. Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade do solo. Botucatu: Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, 2001. 114p. Tese Livre-Docência.
- Zucoloto, M.; Lima, J. S. S.; Coelho, R. I.; Silva, S. A.; Souza, G. S. Estiva de Ca e Mg foliares por meio de Ca e Mg do solo em bananeira 'Prata Anã' utilizando cokrigagem. *Bioscience Journal*, v.26, n.6, p.835-842, 2010. <<http://www.seer.ufu.br/index.php/biosciencejournal/article/view/7206>>. 10 Out. 2013.