



DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v19n5p418-425>

Simulação sequencial de atributos diagnósticos do solo

Alessandra F. da Silva¹, Maria J. Pereira², Célia R. L. Zimback³, Paulo M. B. Landim⁴ & Amilcar Soares²

¹ Departamento de Engenharia Rural/Campus Luiz Meneghel/Universidade Estadual do Norte do Paraná. Bandeirantes, PR. E-mail: alefagioli@hotmail.com (Autora correspondente)

² Centro de Recursos Naturais e Ambiente/Instituto Superior Técnico de Lisboa/Universidade Técnica de Lisboa. Lisboa, Portugal. E-mail: maria.pereira@ist.utl.pt; asoares@ist.utl.pt

³ Departamento de Solos e Recursos Ambientais/Faculdade de Ciências Agronômicas/Univervidade Estadual Paulista. Botucatu, SP. E-mail: czimback@gmail.com

⁴ Departamento de Geologia Aplicada/Instituto de Geociências e Ciências Exatas/Univervidade Estadual Paulista. Rio Claro, SP. E-mail: plandim@rc.unesp.br

Palavras-chave:

simulação sequencial direta
simulação sequencial indicativa
variável categórica

RESUMO

A simulação sequencial gera um conjunto de imagens equiprováveis com a mesma variabilidade espacial dos valores experimentais. O objetivo deste estudo foi analisar a dependência espacial dos atributos diagnósticos do solo e aplicar a simulação sequencial para caracterizar a distribuição de probabilidade local dos atributos e verificar as zonas de incerteza. A área de estudo, com 1.200,32 ha, compreende a fazenda experimental Edgardia da Faculdade de Ciências Agronômicas da Universidade Estadual Paulista, Botucatu, SP. Os atributos do solo foram obtidos a partir de uma grade de amostragem de 90 pontos. A partir do modelo de dependência espacial foi realizada a simulação sequencial direta e a simulação sequencial indicativa. Os atributos do solo apresentaram dependência espacial com diferentes direções para menor e maior alcance. A simulação sequencial direta e a simulação sequencial indicativa possibilitaram a avaliação da incerteza da distribuição espacial das variáveis categóricas e contínuas do solo a qual pode ser utilizada para definir, com mais confiança, as classes de solo e para integrar estudos de planejamento amostral em locais em que a variabilidade é mais acentuada.

Key words:

direct sequential simulation
sequential indicative simulation
categorical variable

Sequential simulation of diagnostic soil attributes

ABSTRACT

The sequential simulation generates a set of equiprobable images with the same spatial variability of the experimental values. The aim of this study was to determine the spatial dependence of the diagnostic attributes of soil and use the sequential simulation to characterize the probability distribution of the location attribute and verify areas of uncertainty. The study area, with 1200.32 ha, was the experimental farm Edgardia belonging to the Faculdade de Ciências Agronômicas da Universidade Estadual Paulista, Botucatu, SP. The soil properties were obtained from a sampling grid of 90 points. From the spatial dependency model the direct sequential simulation and sequential indicative simulation was performed. Soil attributes show spatial dependence with different directions to lesser and greater range. The direct sequential simulation and sequential indicative simulation allowed the evaluation of the spatial distribution of the uncertainty of continuous and categorical variables and soil, which can be used to define, with more confidence, soil classes and to integrate studies of sample planning in places where the variability is most pronounced.

INTRODUÇÃO

O manejo eficiente do solo requer uma compreensão dos padrões de distribuição dos atributos do solo na natureza. O conhecimento desta distribuição permite que o uso da terra seja mantido dentro de suas limitações e, assim, os planejadores podem tomar decisões a respeito do uso e manejo dos solos.

Estudar a variabilidade espacial de atributos do solo é importante para a orientação de amostragem, interpretação dos resultados e para o levantamento e a classificação de solos (Novaes Filho et al., 2007). Neste caso, a geoestatística permite verificar a dependência espacial dos atributos do solo estudados e estimar valores em locais não amostrados (Isaaks & Srivastava, 1989).

O interpolador espacial da geoestatística é conhecido como krigagem e é considerado um ótimo estimador porém não é adequado para se prever incertezas associadas às estimativas (Isaaks & Srivastava, 1989). Em função desta restrição faz-se necessária a utilização de técnicas de simulações condicionais que possibilitem um modelamento melhor da incerteza visto que combina as várias realizações (Beretta et al., 2011).

A metodologia geoestatística com a utilização da krigagem ordinária é o método mais utilizado para a interpolação de atributos do solo (Brocca et al., 2007; Ohashi & Gyokusen, 2007; Zhu & Shao, 2008; Panosso et al., 2009; Brito et al., 2010) porém em vários estudos recentes a simulação tem sido a preferida por proporcionar uma alternativa para os valores suavizados estimados pela krigagem (Herbst et al., 2010; Teixeira et al., 2011a,b; Teixeira et al., 2012). Com a simulação, o objetivo é gerar uma série de imagens igualmente prováveis permitindo identificação dos cenários extremos das características, juntamente com a avaliação da incerteza (Nunes & Almeida, 2010).

As aproximações produzidas pela simulação condicional exibem as mesmas características amostrais apresentadas pelo histograma e variogramas amostrais. Entretanto, no caso da simulação condicional o grau de variabilidade dos valores simulados é bem próximo do medido pelos valores amostrais geralmente resultando em maiores flutuações entre os valores adjacentes (Santos et al., 2011).

Os atributos diagnósticos do solo são utilizados para realizar a classificação de solos e considerando que na natureza a diferenciação entre os tipos de solo não ocorre de

forma brusca, o objetivo deste estudo foi, portanto, analisar a dependência espacial dos atributos diagnósticos do solo e aplicar a simulação sequencial para obter valores para os locais não amostrados e verificar as zonas de incerteza.

MATERIAL E MÉTODOS

Para verificar a dependência espacial dos atributos diagnósticos do solo e acessar a incerteza associada às estimativas, foram realizadas a análise descritiva de variáveis contínuas e a análise da dependência espacial de variáveis contínuas e categóricas, ou seja, as contínuas são variáveis que assumem valores dentro de intervalos de números reais e as categóricas são variáveis estatísticas, medidas em uma escala nominal cujas categorias identifiquem a sociedade da classe ou de grupo. Com a confirmação da dependência espacial foi aplicada a simulação sequencial direta (SSD) para variáveis contínuas e simulação sequencial indicativa (SSI) para variáveis categóricas. Para validar as simulações foram gerados os variogramas das simulações e para verificar as zonas de incerteza das simulações dos atributos do solo foi utilizada a imagem da variância das SSD e também pela geração da entropia das SSI.

A área de estudo, com 1.200,32 ha, constitui a Fazenda Experimental Edgardia pertencente à Faculdade de Ciências Agrárias da Universidade Estadual Paulista – FCA/UNESP, Botucatu, SP. As coordenadas geográficas são de: 22° 47' 30" a 22° 50' S e 48° 26' 15" a 48° 22' 30" WGR e altitude entre 475 e 725 m.

O clima na região é do tipo Cfa, segundo a classificação de Köppen, clima temperado quente (mesotérmico) úmido sem estiagem. A precipitação média anual é de 1.428 mm e a temperatura média de 20,3 °C (Cunha & Martins, 2009).

Os atributos físicos e químicos do solo analisados foram coletados nos horizontes do solo, por Carvalho et al. (1991). A malha amostral (Figura 1) foi composta por 90 pontos.

A classificação pedológica do solo (Figura 1) foi realizada conforme EMBRAPA (2013); portanto, o significado da legenda do mapa de solos está detalhado no Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 2013).

As análises físicas (granulometria) e químicas (H + Al, Al, P, Ca, Mg, SB, MO, CTC e V%) foram realizadas de acordo com a metodologia da EMBRAPA (1979). O atributo gradiente

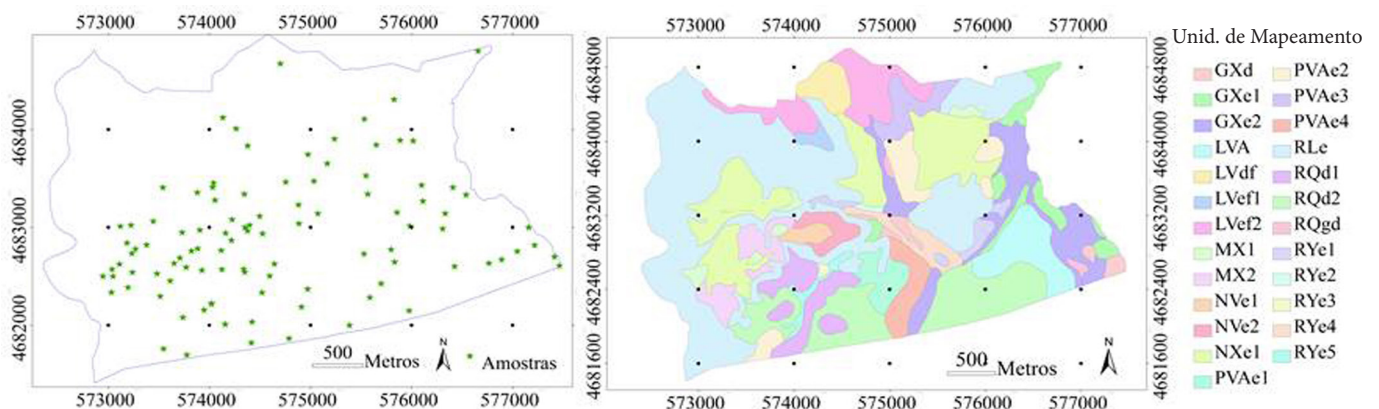


Figura 1. Malha de amostragem dos dados de solos e mapa de classificação do solo, conforme Embrapa (2013) da Fazenda Experimental Edgardia

textural (GT) foi obtido pela razão entre o teor de argila do horizonte B (ou C) pelo horizonte A.

Os atributos categóricos utilizados foram: o horizonte do solo, que foi analisado no perfil do solo sendo que os solos que têm a presença do horizonte B foram codificados como 1 e os solos que não apresentam o horizonte B, como 2; cor do solo que foi identificada de acordo com a carta de Munsell (Munsell, 1998) sendo que as cores consideradas foram a marrom (Cor1), cinza (Cor2), vermelho-amarela (Cor3) e vermelho (Cor4).

Os atributos cor, V%, areia e argila são referentes ao horizonte B do solo e os atributos Al e CO ao horizonte A do solo.

A dependência espacial foi verificada pelo ajuste de variogramas com base nas pressuposições de estacionariedade da hipótese intrínseca e estimada pela Eq. 1 (Matheron, 1963):

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

em que:

$\gamma(h)$ - variograma estimado

$N(h)$ - número de pares de valores medidos $Z(x_i)$ e $Z(x_i + h)$, separados por um vetor distância h

Os variogramas experimentais foram calculados para as direções de 0°, 45°, 90° e 135° e os modelos teóricos, esférico e exponencial, ajustados, para verificar as direções de maior e menor alcance.

A razão de anisotropia dos dados foi obtida pela divisão do maior valor de alcance de determinada direção pelo menor valor de alcance para a direção ortogonal à direção de maior alcance.

Para a geração das simulações os variogramas anisotrópicos tiveram suas distâncias “isotropizadas”, no espaço cartesiano; maior detalhamento está descrito por Soares (2006).

A simulação estocástica de imagens dos dados de solos foi aplicada, conforme Soares (2006), com a utilização do método de Simulação Sequencial Direta (SSD) para os dados contínuos (GT, V%, MO, Al, areia e argila) e com a Simulação Sequencial Indicativa (SSI) para os dados categóricos do solo (horizonte e cor do solo).

Soares (2006) descreve a sequência do algoritmo da SSD de uma variável contínua como se segue:

1. Definir um caminho aleatório através de uma grade inteira de nós u_i , $i = 1, N$, a ser simulado. N é o número total de nós da rede a ser simulada.

2. Estimar a média local e a variância de $z(u_i)$ identificadas, respectivamente, com a estimativa da krigagem simples $z(u_i)^*$ e variância da estimação, $\sigma^2(u_i)$, condicionadas aos dados experimental $z(u_i)$ e aos valores previamente simulados $z^*(u_i)$.

3. Desenhar um valor $z_s(u_i)$ por amostragem a partir do histograma global, um valor centrado na média e na variância da estimativa local.

4. Retornar ao passo (1) até que todos os N nós tenham sido visitados pelo caminho aleatório.

Na simulação indicativa o valor da função de distribuição acumulada condicional, FDAC, $F(u; z|(n))$, é determinado por uma série de valores de corte z_k . O procedimento usual da simulação sequencial é o seguinte (Goovaerts, 1997):

- i) Inicialmente, é feita a discretização da variável utilizando-se $(K + 1)$ classes para K valores de corte z_k , selecionados de acordo com os valores das variáveis; são obtidas, então, variáveis indicativas definidas pela Eq. 2.

$$i(u_a, z_k) = \begin{cases} 1 & \text{se } z(u_a) \leq z_k \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2)$$

- ii) É construída uma malha na área de estudo em que os valores a serem simulados se localizam nos cruzamentos das linhas da malha (nó da malha); define-se, portanto, um caminho aleatório para visitar cada nó da malha de cada vez

- iii) Em cada cruzamento

- a. Determinar os K valores da FDAC utilizando-se qualquer algoritmo de krigagem indicativa.

- b. Corrigir desvios e completar o modelo da FDAC utilizando-se algoritmos de interpolação/extrapolação para as partes extremas (caudas) da função.

- c. Selecionar um valor simulado $z(u)$ daquela FDAC.

- d. Adicionar o valor simulado ao conjunto de dados condicionados aos dados amostrais.

- e. Ir para o próximo nó da malha ao longo do caminho aleatório e repetir os passos acima (de a a d).

- iv) Repetir o procedimento com um caminho aleatório diferente para gerar outra simulação. Isso é feito utilizando-se diferentes números ou seeds (Santos et al., 2011).

A SSD e a SSI foram utilizadas para gerar um conjunto de 30 imagens simuladas dos atributos do solo, em uma grade regular de 20 por 20 m.

A validação das simulações (SSD e SSI) foi realizada pela geração dos variogramas das simulações os quais foram relacionados aos variogramas dos dados amostrais.

A incerteza espacial também pode ser derivada a partir de imagens simuladas por cálculo inter-quartis ou a variância para cada nó de simulação:

$$\text{Var}(u_i) = \sum_{i=1}^{N_i} [Z^1(u_i) - Z(u_i)^*]^2 \quad (3)$$

As análises foram realizadas utilizando-se o programa geoMS v. 1.0 (CMRP, 2000).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

O coeficiente de variação (Tabela 1) apresentou-se alto ($CV > 60\%$) para GT, argila, Al e CO. Os demais atributos apresentaram CV médio ($60\% > CV > 12\%$), com base no critério de Warrick & Nielsen (1980). O Al e o CO indicaram maiores coeficientes de variação por serem do horizonte A do solo, pois este horizonte é revolvido e influenciado pelo manejo do solo. O GT apresentou alta variação em virtude, possivelmente, dos diferentes tipos de solo na área de estudo com diferentes magnitudes de desenvolvimento.

O GT, Al e CO apresentaram assimetria positiva, o V% apresentou assimetria negativa e os demais atributos do solo se apresentaram simétricos, com valores de coeficiente de assimetria próximos a zero.

Tabela 1. Estatística descritiva dos atributos do solo

Atributos	Am	Méd	Mín	Máx	s	CV (%)	C _s
Horizonte ^{aq}	95						
GT	95	2,13	0,23	8,33	1,50	70,00	2,17
Cor ^{ra}	95						
V (%)	95	62,71	5,00	95,00	26,86	43,00	-0,84
Areia (%)	95	56,85	2,00	92,00	24,08	42,00	-0,17
Argila (%)	94	26,30	1,00	61,00	15,95	61,00	0,45
Al (cmol _c dm ⁻³)	91	0,57	0,00	3,60	0,79	140,00	2,11
CO (%)	86	1,28	0,12	3,97	0,88	69,00	0,92

Aq - Atributo qualitativo; GT - Gradiente textural; V - Saturação por bases; CO - Ccarbono orgânico; s - Desvio padrão; CV - Coeficiente de variação; C_s - Coeficiente de assimetria; Am - Amostras; Méd - Média; Mín - Mínimo; Máx - Máximo

A área de estudo possui horizonte diagnóstico Bt e Bw (GT > 1,7 → Bt; GT < 1,7 → Bw), sendo que no horizonte Bt há maior migração de argila para o subsolo indicando os processos pedogenéticos de podzolização ou latalização.

Segundo o SiBCS (EMBRAPA, 2013), a expressão alta saturação é aplicada a solos com V% igual ou superior a 50% (Eutrófico) e baixa saturação para valores inferiores a 50% (Distrófico). Deste modo e conforme o valor médio do V% (62,71%), os solos são eutróficos e, portanto, considerados como solos de fertilidade alta.

Conforme os valores dos teores médios de areia (56,85) e de argila (26,30%), o solo é de textura média pois possui menos que 70% de areia para ser considerado arenoso e menos que 35% de argila para ser considerado argiloso.

Na análise espacial os atributos contínuo (GT, V%, areia, argila, Al e CO) e categórico (horizonte e cor) do solo apresentaram dependência espacial com diferentes direções para a mínima e máxima continuidade espacial, ou seja, os atributos

Tabela 2. Modelos e parâmetros dos variogramas dos atributos do solo

Variáveis	Direção (°)	Modelo	Ao (m)	C ₀	C ₀ + C	RA
Horizonte	90	Exponencial	491,12	0,00	0,49	1,40
GT	45	Esférico	721,25	0,00	2,23	1,90
Cor	90	Exponencial	846,97	0,31	0,37	2,00
V (%)	0	Exponencial	889,62	0,00	721,36	1,20
Areia (%)	45	Exponencial	743,28	190,56	384,97	3,00
Argila (%)	45	Exponencial	461,89	40,61	223,77	1,30
Al (cmol _c dm ⁻³)	90	Esférico	519,29	0,00	4,29	1,45
CO (%)	0	Esférico	765,10	5,34	4,41	1,55

GT: gradiente textural; V%: saturação por bases (%); Areia (%); Argila (%); Al: alumínio (cmol_c dm⁻³); CO: carbono orgânico (%); Direção (°): direção de maior alcance; Ao (m): Alcance (m); C₀: efeito pepita; C₀+C: patamar; RA: razão de anisotropia

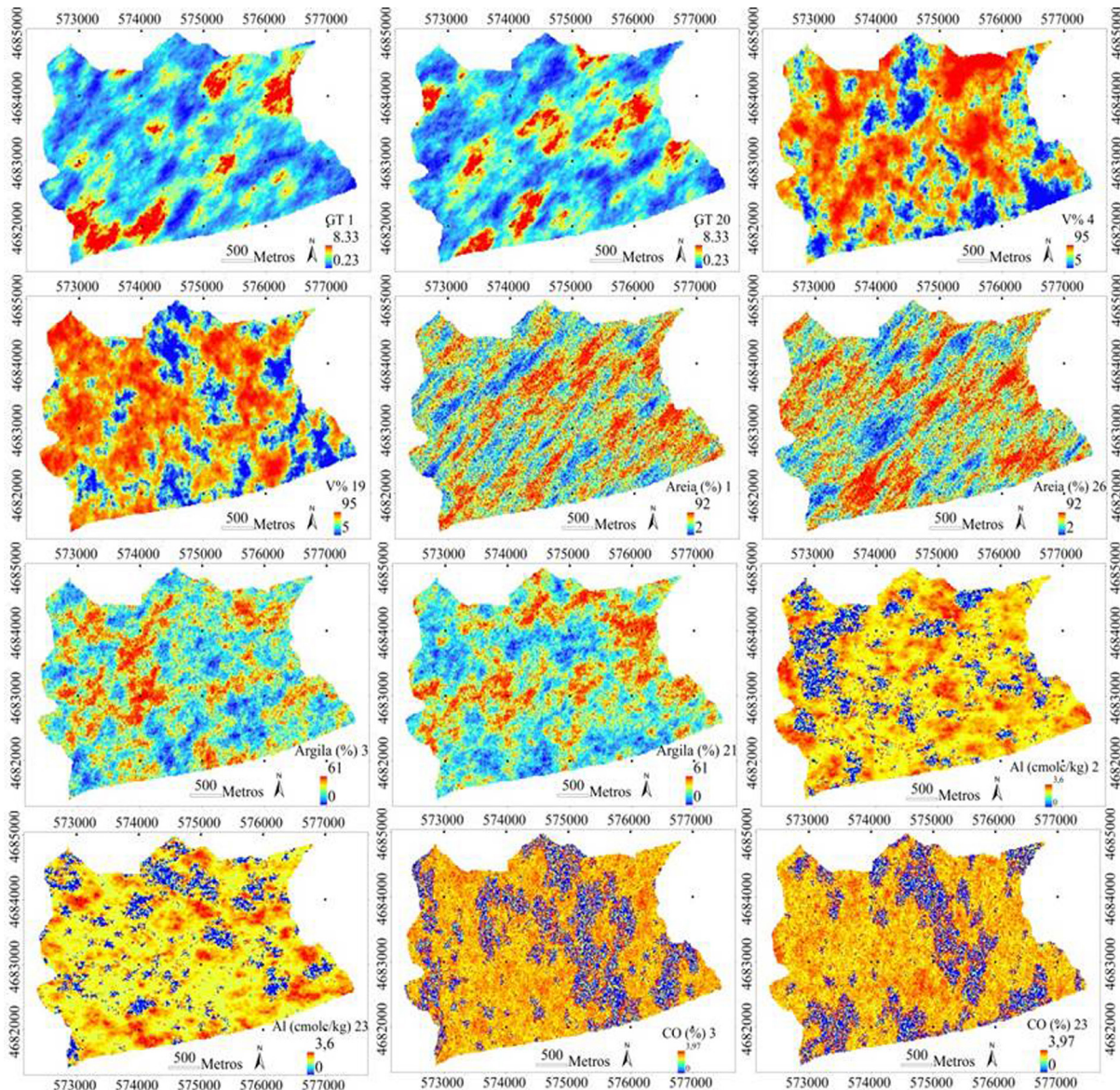


Figura 2. Simulação sequencial direta dos atributos contínuos (GT, V%, areia, argila, Al e CO) do solo

do solo possuem anisotropia geométrica. Na Tabela 2 estão apresentados os modelos e os parâmetros dos variogramas dos atributos do solo para a direção de maior continuidade espacial.

Aos variogramas experimentais dos atributos do solo foram ajustados os modelos teóricos: exponencial (horizonte, cor, V%, areia e argila) e esférico (GT, Al e CO).

O atributo V% apresentou maior continuidade espacial com alcance de 889,62 m na direção N/S (0°) e areia apresentou menor continuidade espacial com alcance de 245,47 m na direção N/E (135°).

Silva et al. (2013) encontraram o mesmo modelo (esférico) de ajuste para o GT do solo para variogramas isotrópicos e valores de alcance para o GT e para o V% próximo ao encontrado neste trabalho.

A maior razão de anisotropia ocorreu para o atributo areia (3,00) e a menor para o V% (1,20), ou seja, a areia do solo apresentou maior variação entre as direções de maior e menor continuidade espacial ao passo que o V% apresentou menor variação entre essas direções.

A correção da anisotropia foi realizada de acordo com Soares (2006) uma vez que o ajuste de um modelo teórico para o variograma omnidirecional corrigido traz vantagens e permite a obtenção de melhor acurácia dos mapas de variabilidade espacial podendo-se planejar melhor a malha amostral para posteriores estudos da variabilidade espacial na mesma área (Guedes et al., 2008).

Os atributos GT, areia e argila apresentaram as mesmas direções de maior e menor continuidade espacial, o que era esperado, uma vez que estes atributos são relacionados.

Para apresentação neste estudo da análise da SSD e SSI, foram selecionadas aleatoriamente 2 simulações de cada atributo (Figuras 2 e 3).

Como a simulação segue um caminho aleatório pode-se observar que nos mapas simulados as regiões de maiores e menores teores variam de simulação para simulação menos nos locais das amostras os quais são condicionados aos pontos amostrados.

Nos mapas das simulações da areia do solo o qual apresentou maior razão de anisotropia, podem ser observadas as direções de maior (N/E) e menor (S/E) continuidade espacial (Figura 2).

A validação das SSD e da SSI dos atributos do solo é passível de ser verificada no espaço original com a reprodução do momento de segunda ordem (Figuras 4 e 5) onde estão apresentados os variogramas experimentais para a direção

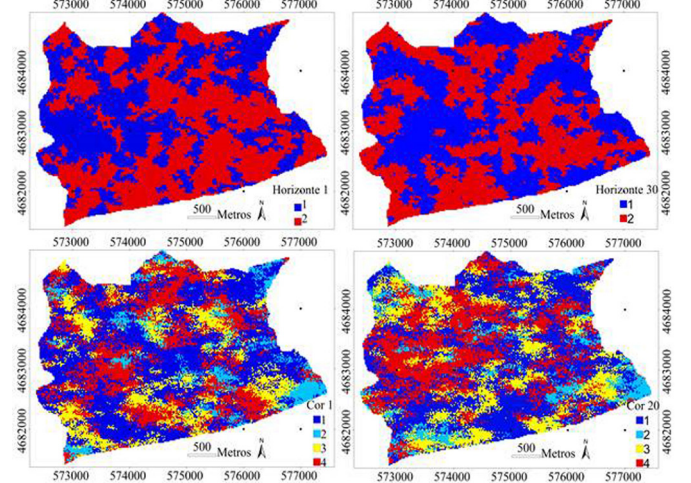


Figura 3. Simulação sequencial indicativa dos atributos categóricos (horizonte, cor) do solo

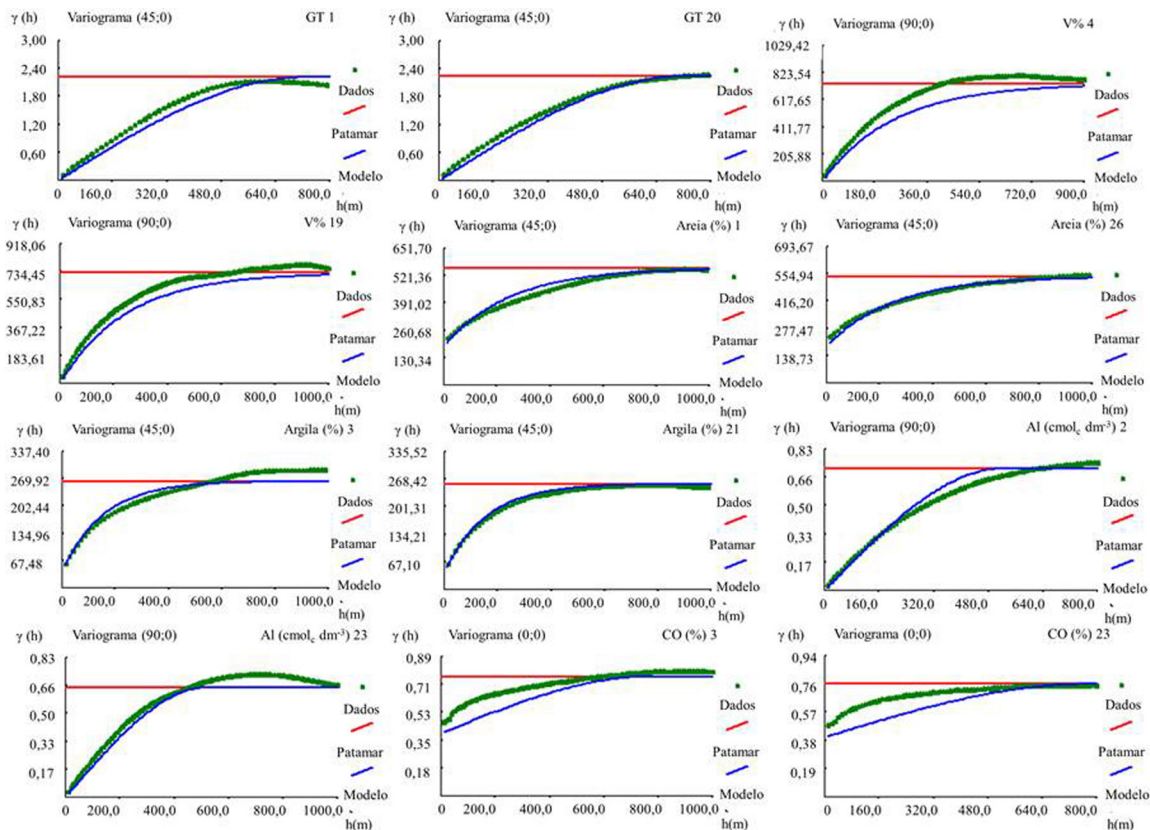


Figura 4. Variogramas das SSD (simulação sequencial direta) dos atributos contínuos (GT, V%, areia, argila, Al e CO) do solo para a direção de maior continuidade

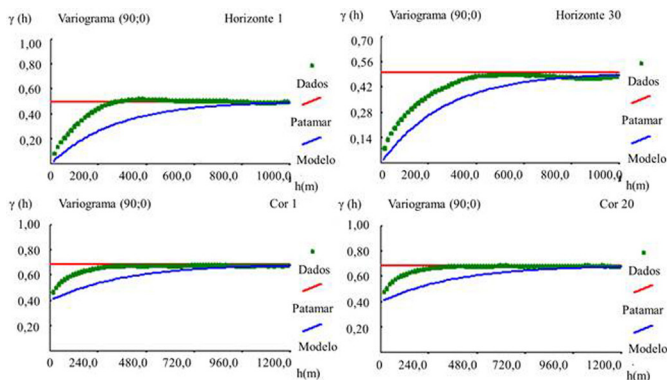


Figura 5. Variogramas das SSI (simulação sequencial indicativa) dos atributos categóricos do solo para a direção de maior continuidade

de maior alcance dos dados simulados das duas realizações escolhidas aleatoriamente e comparadas ao modelo de continuidade espacial dos dados originais dos atributos do solo.

Observa-se que o variograma experimental das simulações dos atributos horizonte, cor e CO do solo, mostra baixa semelhança

com o variograma dos dados amostrados sinalizando que a reprodução das características de segunda ordem (variograma) raramente é atingida pelas realizações geradas por simulação, o que se deve às chamadas flutuações ergódicas cuja magnitude é controlada por diversos fatores tais como o algoritmo utilizado para gerar as realizações, a densidade de dados condicionantes e os parâmetros do variograma, entre outros.

O mapa da variância reflete a incerteza de previsões baseadas sobre os locais de amostragem (Zhang et al., 2009). Os altos teores simulados dos atributos categóricos (horizonte e cor) e contínuos (GT, V%, areia, argila, Al e CO) do solo estão associados às maiores variâncias estimadas a partir das 30 realizações (Figuras 6 e 7). Desta forma, pode-se afirmar que áreas com altos teores amostrados apresentaram alta incerteza local e, portanto, requereram maior refinamento amostral. Como a SSD e a SSI são um método condicional, os valores de variância nos locais amostrados foram iguais a zero uma vez que nenhuma estimativa é produzida por meio das SSD e SSI nesses locais (Delbari et al., 2009; Zhao et al., 2009; Oliveira et al., 2013).

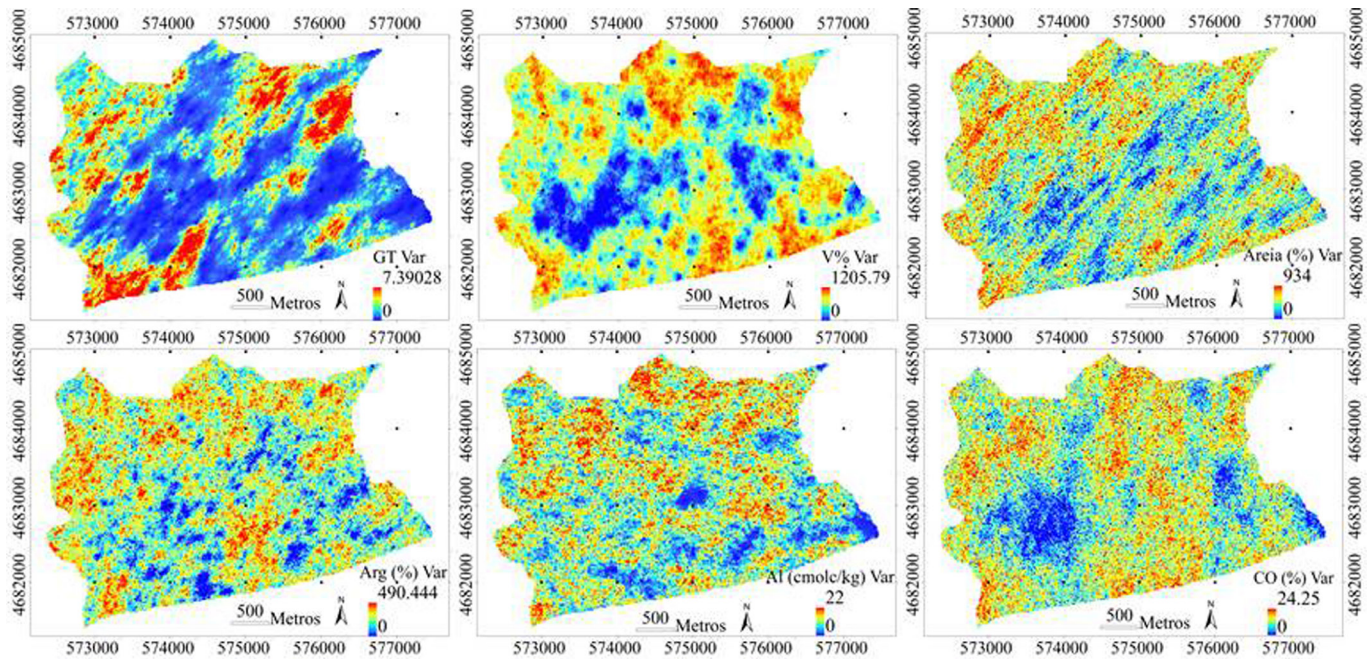


Figura 6. Imagens da variância das 30 SSD (simulação sequencial direta) dos atributos contínuos do solo

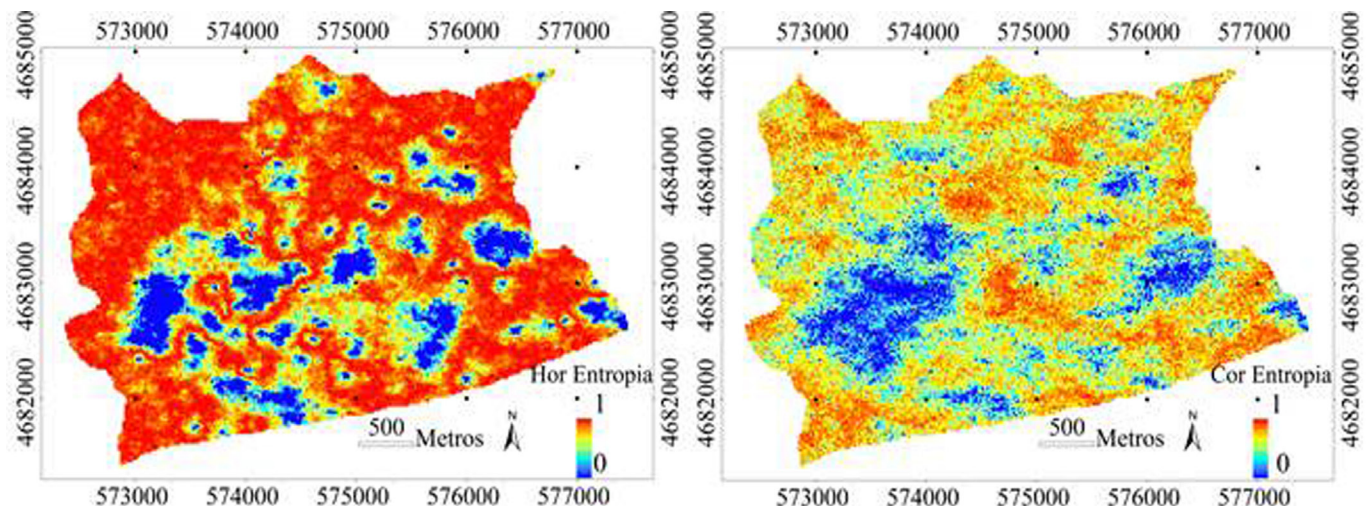


Figura 7. Imagens da entropia das 30 SSI (simulação sequencial indicativa) dos atributos categóricos do solo

Nas áreas com menor densidade amostral e nos locais em que há amostras com altos teores próximos de amostras com baixos teores, apresentaram maior variabilidade e maior entropia, implicando em zonas de maior incerteza quanto ao valor simulado para os atributos do solo. Essas áreas de maior variância e maior entropia precisam de mais atenção, ou seja, de maior quantidade de amostras, por se tratar de locais em que a flutuação dos teores dos atributos é mais significativa.

CONCLUSÕES

1. Os atributos do solo apresentaram dependência espacial com diferentes direções para menor e maior alcance.

2. A simulação sequencial direta e a simulação sequencial indicativa possibilitaram a avaliação da incerteza da distribuição espacial das variáveis contínuas e categóricas do solo, a qual pode ser utilizada para definir, com mais confiança, as classes de solo e para integrar estudos de planejamento amostral em locais cuja variabilidade é mais acentuada.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao GEPAG – Grupo de Estudos e Pesquisas Agrícolas Georreferenciadas, Departamento de Recursos Naturais – Ciências do Solo da FCA/UNESP e ao CERENA – Centro de Recursos Naturais e Ambiente, Instituto Superior Técnico, pelo apoio e infraestrutura. Os autores também são gratos à Capes, pela bolsa de estudos para o primeiro autor.

LITERATURA CITADA

- Beretta, F. S.; Costa, J. F. C. L.; Koppe, J. C. Redução da variabilidade da qualidade do carvão com otimização do tamanho de pilhas de homogeneização. *Revista Escola de Minas*, v.64, p.85-90, 2011. <http://dx.doi.org/10.1590/S0370-44672011000100011>
- Brito, L. F.; Marques, J.; Pereira, G. T.; La Scala, N. Spatial variability of soil CO₂ emission in different topographic positions. *Bragantia*, v.69, p.19-27, 2010. <http://dx.doi.org/10.1590/S0006-87052010000500004>
- Brocca, L.; Morbidelli, R.; Melone, F.; Moramarco, T. Soil moisture spatial variability in experimental areas of central Italy. *Journal of Hydrology*, v.333, p.356-373, 2007. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.09.004>
- Carvalho, W. A.; Panoso, L. A.; Moraes, M. H. Levantamento semidetalhado dos solos da fazenda experimental Edgardia – Município de Botucatu, SP. Botucatu: FCA/UNESP, 1991. *Boletim Científico*, 2.
- CMRP - GeoMS - Geostatistical modeling software. v.1.0. Lisboa: IST, 2000.
- Cunha, A. R.; Martins, D. Classificação climática para os municípios de Botucatu e São Manuel, SP. *Irriga*, v.14, p.1-11, 2009.
- Delbari, M.; Afrasiab, P.; Loiskandl, W. Using sequential Gaussian simulation to assess the field-scale spatial uncertainty of soil water content. *Catena*, v.79, p.163-169, 2009. <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2009.08.001>
- EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação do solo. Manual de métodos de análise de solo. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 1979. s.p.
- EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. 3.ed. Brasília: EMBRAPA, 2013. 353p.
- Goovaerts, P. *Geostatistics for natural resources evaluation*. New York: Oxford University Press, 1997. 650p.
- Guedes, L. P. C.; Uribe-Opazo, M. A.; Johann, J. A.; Souza, E. G. Anisotropia no estudo da variabilidade espacial de algumas variáveis químicas do solo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.32, p.2217-2226, 2008. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-06832008000600001>
- Herbst, M.; Prolingheuer, N.; Graf, A.; Huisman, J.A.; Weihermüller, L.; Vanderborght, J.; Vereecken, H. Multivariate conditional stochastic simulation of soil heterotrophic respiration at plot scale. *Geoderma*, v.160, p.74-82, 2010. <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.11.018>
- Isaaks, E. H.; Srivastava, R. M. *An introduction to applied geostatistics*. Oxford: Oxford University Press, 1989. 561p.
- Matheron, G. Principles of geostatistics. *Economic Geology*, v.58, p.1246-1266, 1963. <http://dx.doi.org/10.2113/gsecongeo.58.8.1246>
- Munsell Color. Munsell soil color charts, New Windsor: Macbeth Division of Kollmorgen Instruments Corporation, 1998. s.p.
- Novaes Filho, J. P.; Couto, E. G.; Oliveira, V. A.; Johnson, M. S.; Lehmann, J.; Riha, S. S. Variabilidade espacial de atributos físicos de solo usada na identificação de classes pedológicas de microbacias na Amazônia meridional. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.31, p.91-100, 2007. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-06832007000100010>
- Nunes, R.; Almeida, J. A. Parallelization of sequential Gaussian, indicator and direct simulation algorithms. *Computers & Geosciences*, v.36, p.1042-1052, 2010. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cageo.2010.03.005>
- Ohashi, M.; Gyokusen, B. Temporal change in spatial variability of soil respiration on a slope of Japanese cedar (D. Don) forest. *Soil Biology Biochemistry*, v.39, p.1130-1138, 2007. <http://dx.doi.org/10.1016/j.soilbio.2006.12.021>
- Oliveira, I. R.; Teixeira, D. B.; Panoso, A. R.; Camargo, L. A.; Marques Júnior, J.; Pereira, G. T. Modelagem geoestatística das incertezas da distribuição espacial do fósforo disponível no solo, em área de cana-de-açúcar. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.37, p.1481-1491, 2013. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-06832013000600005>
- Panoso, A. R.; Marques, J.; Pereira, G. T.; La Scala, N. Spatial and temporal variability of soil CO₂ emission in a sugarcane area under green and slash-and-burn managements. *Soil Tillage Research*, v.105, p.275-282, 2009. <http://dx.doi.org/10.1016/j.still.2009.09.008>
- Santos, P. C.; Santana, A. C.; Barros, P. L. C.; Queiroz, J. C. B.; Vieira, T. O. O emprego da geoestatística na determinação do tamanho "ótimo" de amostras aleatórias com vistas à obtenção de estimativas dos volumes dos fustes de espécies florestais em Paragominas, estado do Pará. *Acta Amazonica*, v.41, p.213-222, 2011. <http://dx.doi.org/10.1590/S0044-59672011000200005>
- Silva, A. F.; Halmeman, R. J.; Zimback, C. R. L. Dependência espacial de atributos diagnóstico para delimitação de classes de solos. *Geociências*, v.32, p.93-100, 2013.

- Soares, A. Geoestatística para as ciências da terra e do ambiente. Coleção Ensino da Ciência e da Tecnologia: 2.ed., Lisboa: IST Press, 2006. 214p.
- Teixeira, D. D. B.; Bicalho, E. S.; Panosso, A. R.; Perillo, L.I. ; Iamaguti, J. L.; Pereira, G. T.; La Scala Jr., N. Krigagem ordinária e simulação sequencial Gaussiana na interpolação da emissão de CO₂ do solo. *Energia na Agricultura*, v.26, p.26-42, 2011a. <http://dx.doi.org/10.17224/EnergAgric.2011v26n3p26-42>
- Teixeira, D. D. B.; Bicalho, E. S.; Panosso, A. R.; Perillo, L. I.; Iamaguti, J. L.; Pereira, G. T.; Scala Jr, N. L. Uncertainties in the prediction of spatial variability of soil CO₂ emissions and related properties. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.36, p.1466-1475, 2012. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-06832012000500010>
- Teixeira, D. D. B.; Panosso, A. R.; Cerri, C. E. P.; Pereira, G. T.; La Scala, N. Soil CO₂ emission estimated by different interpolation techniques. *Plant Soil*, v.345, p.187-194, 2011b. <http://dx.doi.org/10.1007/s11104-011-0770-6>
- Warrick, A. W.; Nielsen, D. R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: Hillel, D. (ed.). *Application of soil physics*. New York: Academic Press, 1980. 38p. <http://dx.doi.org/10.1016/B978-0-12-348580-9.50018-3>
- Zhang, H.; Huang, G; Zeng, G. Health risks from arsenic-contaminated soil in Flin Flon–Creighton, Canada: Integrating geostatistical simulation and dose–response model. *Environmental Pollution*, v.157, p.2413-2420, 2009. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envpol.2009.03.014>
- 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. *Environmental Geology*, v.57, p.1089-1102, 2009. <http://dx.doi.org/10.1007/s00254-008-1399-5>
- Zhu, Y.; Shao, M. Variability and pattern of surface moisture on a small-scale hillslope in Liudaogou catchment on the northern Loess Plateau of China. *Geoderma*, v.147, p.185-191, 2008. <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.08.012>