

AMOSTRAS VIRTUAIS DE ATRIBUTOS DO SOLO COMO SUBSÍDIO AO PLANEJAMENTO PARA ANÁLISE GEOESTATÍSTICA

DIEGO AUGUSTO DE CAMPOS MORAES¹, ANDERSON ANTÔNIO DA CONCEIÇÃO SARTORI²

¹ Professor Doutor, Departamento de Análise e Desenvolvimento de Sistemas, Faculdade Eduvale de Avaré, Av. Prefeito Misael Eufrásio Leal, 347 - Centro, Avaré - SP, 18705-050, diego.moraes@ead.eduvaleavare.com.br.

² Professor Doutor, Grupo de Estudos e Pesquisas Agrárias Georreferenciadas, Faculdade de Ciências Agrônomicas de Botucatu – FCA/UNESP, Avenida Universitária, 3780, Altos do Paraíso, Botucatu – SP, 18610-034, sartori80@gmail.com.

RESUMO: O objetivo deste artigo foi propor uma metodologia de amostragem virtual para atributos do solo em área agrícola, a qual pode subsidiar o planejamento para análise geoestatística. Foram selecionadas, aleatoriamente, 23 amostras de solo (profundidades de 0-20 cm e 20-40 cm) do conjunto de dados original, com o objetivo de realizar a validação externa. Foi aplicado o procedimento de polígonos de Thiessen com base nas demais amostras originais do solo (47 amostras) e, em seguida, foram inseridas, aleatoriamente, amostras virtuais (53 amostras). A análise do variograma, validação cruzada, krigagem ordinária e validação externa foram executadas com a finalidade de verificar a robustez da metodologia. A inserção de amostras virtuais mostrou-se promissora, uma vez que o GDE (Grau de Dependência Espacial) e a validação cruzada dos atributos do solo foram aprimorados, situação que não foi observada nos dados originalmente amostrados. A validação externa obteve bons resultados, indicando que a amostragem virtual pode ser utilizada unicamente no planejamento para análise geoestatística.

Palavras-chaves: variograma, validação cruzada, solos.

VIRTUAL SAMPLES OF SOIL ATTRIBUTES AS A SUBSIDY FOR GEOSTATISTICAL ANALYSIS PLANNING

ABSTRACT: The aim of this article was to propose a virtual sampling methodology for soil attributes in an agricultural area, which can support planning for geostatistical analysis. Twenty-three soil samples (depths of 0-20 cm and 20-40 cm) from the original data set were selected randomly, for an external validation process. The Thiessen polygons procedure was applied based on the remaining original soil samples (47 samples), and then, virtual samples (53 samples) were randomly inserted. The analysis of the variogram, cross-validation, ordinary kriging and external validation were performed in order to verify the robustness of the methodology. The insertion of virtual samples was promising, since the GDE (Degree of Spatial Dependence) and the cross-validation of soil attributes were improved, which was not observed in the data originally sampled. The external validation obtained good results, indicating that the virtual sampling can be used only in the planning for geostatistical analysis.

Keywords: variogram, cross-validation, soil.

1 INTRODUÇÃO

Um dos principais passos aplicados na análise geoestatística, bem como na agricultura de precisão, é a amostragem. A amostragem pode ser caracterizada como aleatória simples, aleatória estratificada ou sistemática (YAMAMOTO; LANDIM, 2013). No entanto,

são processos que necessitam o máximo de atenção durante o seu planejamento. Souza et al. (2014) afirmaram que o número insuficiente de amostras coletadas pode ser um dos fatores que promovem problemas nos processos da agricultura de precisão. Esses processos envolvem em grande parte a utilização de técnicas geoestatísticas, mais especificamente

na modelagem e ajuste do variograma. Dessa forma, uma modelagem e/ou ajuste insuficiente do variograma, resultam em estimativas errôneas. Consequentemente, há a necessidade de realizar novas coletas em campo para suprir a deficiência de amostras para análise geoestatística. No caso de atributos do solo, Webster e Oliver (2007) recomendaram um conjunto de 100 amostras para obtenção de uma modelagem adequada do variograma. No entanto, é de suma importância o conhecimento prévio dos locais em que serão coletadas as amostras do solo, uma vez que a coleta aleatória pode manter, ou até mesmo aumentar, o problema de ajuste do variograma. Tal situação gera prejuízos financeiros, uma vez que a amostra já foi coletada e analisada. Para resolver esse entrave, a amostragem virtual pode ser uma saída viável, uma vez que o número de amostras e locais de amostragem são definidos previamente à análise geoestatística.

Portanto, o objetivo deste artigo foi propor uma metodologia de amostragem virtual para atributos do solo em área agrícola, a qual irá subsidiar o planejamento para análise geoestatística.

2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Área de Estudo

O estudo foi conduzido em área próxima ao município de São Manuel, SP, entre as coordenadas de 22°45' de latitude sul e 48°30' de longitude a oeste de Greenwich. A altitude média é de 520 m, com as temperaturas médias mínimas e máximas no verão, de 19 e 29°C e, no inverno, de 12 e 25°C. O tipo climático predominante na região é o Cwa, de acordo com a classificação de Köppen, caracterizado como clima tropical de altitude, com inverno seco e verão quente. A área é cultivada com a variedade de cana-de-açúcar RB86 7515, de alta precocidade em maturação e boa soqueira. O solo da área de estudo foi classificado como Latossolo Vermelho distroférico, textura arenosa, consistência úmida friável. A grade amostral foi definida com intervalos regulares de 100 m, ou seja, cada célula com 1 ha. As coletas foram realizadas com a utilização de um aparelho receptor GPS, resultando em 70 pontos, nas camadas de 0-20 cm e 20-40 cm de profundidade (Figura 1).

Figura 1. Área de estudo com a grade amostral.



Os atributos do solo disponíveis para este estudo foram: capacidade de campo ($\text{dm}^3.\text{dm}^{-3}$), densidade do solo ($\text{g}.\text{cm}^{-3}$), densidade de partícula ($\text{g}.\text{cm}^{-3}$), areia (%), silte (%), argila (%) e porosidade total (%).

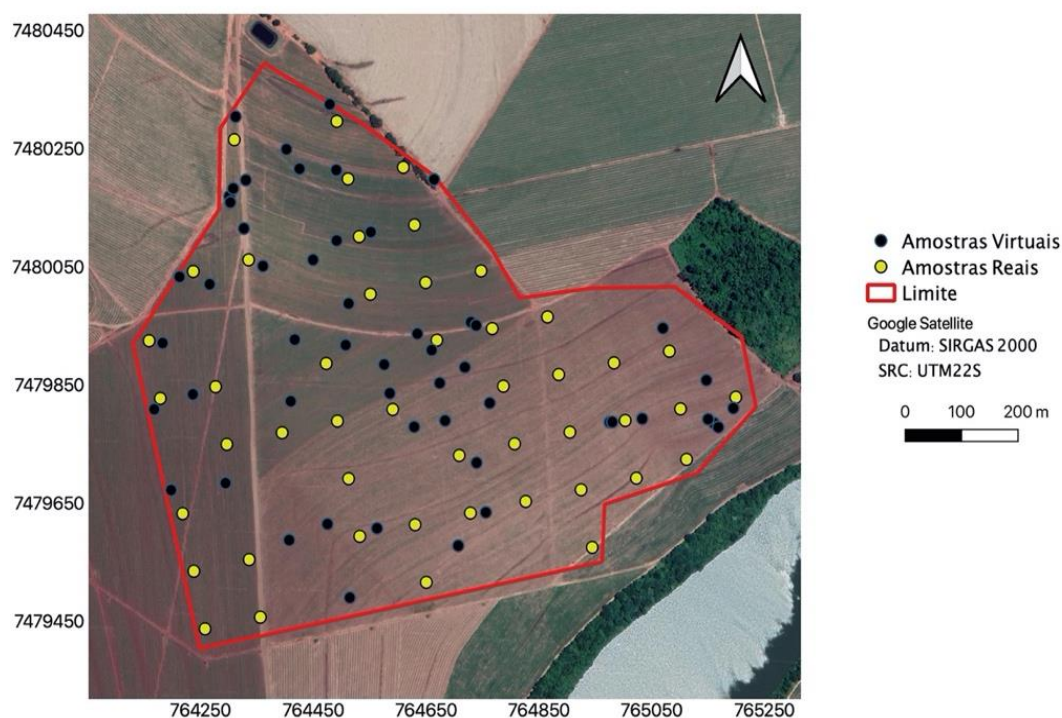
2.2 Amostragem Virtual

A amostragem virtual foi constituída de quatro passos. Todos os passos foram realizados utilizando as ferramentas do sistema de informações geográficas QGIS (QGIS.ORG, 2020). O objetivo foi a obtenção de uma malha com o total de 100 amostras para atender o requisito apresentado por Webster e Oliver (2007).

O primeiro passo foi a seleção de um conjunto de amostras reais para a realização da validação externa. É um processo importante, pois valida se a metodologia foi satisfatória ou

não. Para tanto, foi selecionado, aleatoriamente, 1/3 (um terço) do conjunto total (70 amostras), resultando em aproximadamente 23 amostras para validação externa. No segundo passo foi aplicado o método de interpolação de polígonos de Thiessen nas amostras reais remanescentes (47 amostras), com o objetivo de obter a área de influência geométrica de cada amostra. Ao final desse procedimento, foi obtido o arquivo dos polígonos de Thiessen com os valores das amostras remanescentes. O terceiro passo consistiu na inserção aleatória de amostras virtuais sobre o arquivo dos polígonos de Thiessen. Dessa forma, foram inseridas 53 amostras virtuais, a quais extraíram os valores dos polígonos. O passo final teve como objetivo a junção das amostras remanescentes com as amostras virtuais, gerando um arquivo que totalizou 100 amostras (Figura 2).

Figura 2. Grade de amostras reais e virtuais.



2.3 Análise Geoestatística

A análise geoestatística foi aplicada no conjunto de amostras reais e virtuais com o *software* geoMS 1.0 (CERENA/CMRP, 2000).

Para tanto, foram modelados e ajustados os variogramas (MEYER et al., 2016) para cada situação (Equação 1), verificando e estimando a dependência espacial entre as amostras.

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

Onde, $N(h)$ é o número de pares e $Z(x_i)$ e $Z(x_i + h)$ são os pares de amostras separadas por uma distância (h).

De forma a avaliar o grau de dependência espacial, foi considerado o índice proposto por Cambardella et al. (1994), onde o índice $\leq 25\%$ corresponde a forte dependência espacial, entre 25% e $\leq 75\%$ corresponde a moderada dependência espacial e $>75\%$ corresponde a fraca dependência espacial.

O procedimento seguinte foi a aplicação da validação cruzada adotada por Landrum et al. (2015), para verificar se a modelagem e ajuste do variograma foi aceitável. A ótima modelagem e ajuste de variograma garante que o processo de krigagem seja não enviesado e com mínima variância de estimação. Para tanto, foi calculado o coeficiente de correlação de Pearson entre os valores observados e estimados, o erro médio padronizado (Equação 2) e a variância do erro padronizado (Equação 3).

$$EMP = \frac{1}{N} \sum \left(\frac{z(x_i) - z^*(x_i)}{\sigma_i} \right) \quad (2)$$

Onde, EMP é o erro médio padronizado; N é o número de amostras; $z(x_i)$ é o valor observado; $z^*(x_i)$ é o valor estimado; σ_i é o desvio-padrão.

$$VEP = \frac{1}{N} \sum \left(\frac{z(x_i) - z^*(x_i)}{\sigma_i} \right)^2 \quad (3)$$

Onde, VEP é a variância do erro padronizado e corresponde à razão entre a variância experimental e teórica do variograma. Complementarmente, o VEP deve estar contido dentro do intervalo de tolerância (IT) na Equação 4.

$$IT = 1 \pm 3 \sqrt{\frac{2}{N}} \quad (4)$$

Onde, N é o número de amostras.

O valor do erro médio padronizado deve ser próximo de 0 e o valor da variância do erro padronizado deve ser próximo de 1 (MANZIONE; CASTRIGNANÒ, 2019). Neste estudo, o intervalo de tolerância para a variância do erro padronizado é de 0,84 - 1,16 para o conjunto de amostras reais (70 amostras). Já para o conjunto de amostras virtuais (100 amostras) é de 0,58 - 1,42.

2.4 Krigagem ordinária e validação externa

A krigagem ordinária (Equação 5) foi aplicada para obtenção das espacializações de cada atributo do solo, considerando a amostragem virtual. Após a obtenção das espacializações, as amostras reais destinadas à validação externa (23 amostras) foram sobrepostas às espacializações para extração dos valores estimados pela krigagem ordinária. Dessa forma, foram comparados os valores reais com os valores estimados após a inserção de amostras virtuais.

$$Z_{ko}^*(x_o) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (5)$$

Onde, $Z_{ko}^*(x_o)$ é o valor a ser estimado em uma posição (x_o); λ_i é o peso associado ao valor $Z(x_i)$.

A estatística utilizada para verificar a validação externa foi o erro médio (Equação 6).

$$EM = \frac{1}{N} \sum (z(x_i) - z^*(x_i)) \quad (6)$$

Onde, EM é o erro médio; N é o número de amostras; $z(x_i)$ é o valor observado; $z^*(x_i)$ é o valor estimado;

As espacializações obtidas pela krigagem não foram apresentadas neste trabalho, uma vez que foram utilizadas somente para sobreposição das amostras para validação externa.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nas Tabelas 1 e 2, são apresentados os resultados da análise geoestatística para cada um dos atributos do solo, considerando os métodos de amostragem real e virtual.

Tabela 1. Resultados da análise geoestatística para cada um dos atributos do solo considerando a amostragem real e virtual.

Atributo	Amostragem	Modelo	A ₀ ⁽¹⁾	(C ₀) ⁽²⁾	(C) ⁽³⁾	(C ₀ +C) ⁽⁴⁾
Capacidade Campo ^(a)	Real	Esférico	185,00	1,57E-03	4,25E-04	1,99E-03
	Virtual	Esférico	242,00	1,00E-04	2,26E-03	2,36E-03
Capacidade Campo ^(b)	Real	Esférico	800,00	1,79E-03	1,29E-04	1,91E-03
	Virtual	Esférico	266,33	0,00E+00	2,40E-03	2,40E-03
Densidade do Solo ^(a)	Real	Esférico	234,00	7,00E-03	1,00E-02	1,70E-02
	Virtual	Esférico	246,63	0,00E+00	2,20E-02	2,20E-02
Densidade do Solo ^(b)	Real	Esférico	900,00	8,12E-03	3,74E-03	1,19E-02
	Virtual	Esférico	165,00	0,00E+00	1,10E-02	1,10E-02
Densidade Partícula ^(a)	Real	Esférico	900,00	2,46E-03	0,00E+00	2,46E-03
	Virtual	Esférico	105,00	4,00E-05	2,04E-03	2,08E-03
Densidade Partícula ^(b)	Real	Esférico	235,05	2,48E-03	8,28E-05	2,56E-03
	Virtual	Esférico	240,00	0,00E+00	2,60E-03	2,60E-03
Areia ^(a)	Real	Esférico	210,00	4,30E+03	4,70E+03	9,00E+03
	Virtual	Esférico	320,00	2,00E+01	1,20E+04	1,20E+04

(a) Profundidade de 0-20 cm; (b) Profundidade de 20-40 cm; (1) Alcance em metros (2) Efeito Pepita; (3) Componente Estrutural; (4) Patamar.

Tabela 2. Resultados da análise geoestatística para cada um dos atributos do solo considerando a amostragem real e virtual. (Continuação)

Atributo	Amostragem	Modelo	A ₀ ⁽¹⁾	(C ₀) ⁽²⁾	(C) ⁽³⁾	(C ₀ +C) ⁽⁴⁾
Areia ^(b)	Real	Esférico	193,70	4,60E+03	4,41E+03	9,01E+03
	Virtual	Esférico	325,52	0,00E+00	1,10E+04	1,10E+04
Silte ^(a)	Real	Esférico	335,06	4,50E+02	1,37E+02	5,87E+02
	Virtual	Esférico	307,78	1,00E+01	6,70E+02	6,80E+02
Silte ^(b)	Real	Esférico	301,59	4,40E+02	1,60E+02	6,00E+02
	Virtual	Esférico	333,84	1,00E+02	6,50E+02	7,50E+02
Argila ^(a)	Real	Esférico	200,00	2,50E+03	4,00E+03	6,50E+03
	Virtual	Esférico	1.100,00	1,21E+01	1,53E+02	1,66E+02
Argila ^(b)	Real	Esférico	194,03	3,38E+03	3,06E+03	6,44E+03
	Virtual	Esférico	260,00	2,00E+02	7,40E+03	7,60E+03
Porosidade Total ^(a)	Real	Esférico	194,03	1,66E-03	3,31E-04	1,99E-03
	Virtual	Esférico	255,00	0,00E+00	2,60E-03	2,60E-03
Porosidade Total ^(b)	Real	Esférico	900,00	1,77E-03	1,81E-04	1,95E-03
	Virtual	Esférico	235,00	3,00E-04	1,90E-03	2,20E-03

(a) Profundidade de 0-20 cm; (b) Profundidade de 20-40 cm; (1) Alcance em metros (2) Efeito Pepita; (3) Componente Estrutural; (4) Patamar.

Nas Tabelas 3 e 4, são apresentados os resultados do grau de dependência espacial para

cada um dos atributos do solo, considerando os métodos de amostragem real e virtual.

Tabela 3. Grau de dependência espacial para cada um dos atributos do solo considerando a amostragem real e virtual.

Atributo	Amostragem	GDE ⁽¹⁾
Capacidade	Real	78,65
Campo ^(a)	Virtual	4,23
Capacidade	Real	93,26
Campo ^(b)	Virtual	0,00
Densidade do	Real	41,17
Solo ^(a)	Virtual	0,00
Densidade do	Real	68,46
Solo ^(b)	Virtual	0,00
Densidade	Real	100,0
Partícula ^(a)	Virtual	1,92
Densidade	Real	96,76
Partícula ^(b)	Virtual	0,00
Areia ^(a)	Real	47,78
	Virtual	0,16

(a) Profundidade de 0-20 cm; (b) Profundidade de 20-40 cm; (1) Grau de Dependência Espacial em %.

Tabela 4. Grau de dependência espacial para cada um dos atributos do solo considerando a amostragem real e virtual. (Continuação)

Atributo	Amostragem	GDE ⁽¹⁾
Areia ^(b)	Real	51,05
	Virtual	0,00
Silte ^(a)	Real	76,65
	Virtual	1,47
Silte ^(b)	Real	73,28
	Virtual	13,33
Argila ^(a)	Real	38,46
	Virtual	7,33
Argila ^(b)	Real	52,51
	Virtual	2,63
Porosidade	Real	83,43
Total ^(a)	Virtual	0,00
Porosidade	Real	90,69
Total ^(b)	Virtual	13,64

(a) Profundidade de 0-20 cm; (b) Profundidade de 20-40 cm; (1) Grau de Dependência Espacial em %.

Para todos os atributos do solo, o variograma apresentou ajuste com o modelo esférico, o mesmo observado nos resultados obtidos por Zovko et al. (2018) em atributos do solo.

A inserção de amostras virtuais aumentou o grau de dependência espacial para todos os atributos do solo, indicando forte dependência espacial ($GDE \leq 25\%$), conforme definido por Cambardella et al. (1994). Dessa forma, as estimativas obtidas pela krigagem ordinária são otimizadas e geram espacializações mais precisas (OLDONI et al.,

2019). Complementarmente, a metodologia de amostragem virtual permitiu o aumento do grau de dependência espacial em atributos do solo que, na amostragem real, apresentaram efeito pepita puro ($GDE > 75\%$): capacidade de campo (0-20 cm e 20-40 cm), densidade de partícula (0-20 cm e 20-40 cm), silte (0-20 m) e porosidade total (0-20 cm e 20-40 cm). O efeito pepita puro indica ausência de dependência espacial entre as amostras e direciona para aplicação de métodos determinísticos de interpolação (triangulação, inverso da distância, entre outros). Um número

insuficiente de amostras aumenta o valor do efeito pepita, reduzindo a dependência espacial do fenômeno em estudo (SOUZA et al., 2014) (KERRY; OLIVER, 2007).

Além disso, a inserção de amostras virtuais resulta na redução da distância de separação entre amostras, o que explica, em uma forma mais detalhada, a variabilidade espacial dos atributos do solo.

Observando os dados referentes ao alcance, nota-se que grande parte dos atributos do solo apresentaram um aumento, o que não corroborou com Kerry e Oliver (2007), os quais afirmaram que a redução no número de

amostras e o aumento no intervalo de amostragem promovem o aumento do alcance. Uma hipótese para tal situação é a de que a inserção aleatória das amostras virtuais resultou em distâncias maiores, entre as amostras, do que as promovidas pela grade original (100 m entre as amostras).

Na Tabela 5 são apresentados os resultados referentes ao coeficiente de correlação de Pearson, e na Tabela 6, o erro médio padronizado e variância do erro padronizado para cada um dos atributos do solo, considerando amostras reais e virtuais.

Tabela 5. Resultados do coeficiente de correlação de Pearson, erro médio padronizado e variância do erro padronizado para os atributos do solo, considerando amostras reais e virtuais.

Coeficiente de Correlação		
	Real	Virtual
Capacidade Campo ^(a)	-0,01	0,83
Capacidade Campo ^(b)	-0,11	0,84
Densidade Solo ^(a)	0,14	0,81
Densidade Solo ^(b)	-0,20	0,82
Densidade Partícula ^(a)	-0,24	0,66
Densidade Partícula ^(b)	-0,05	0,73
Areia ^(a)	0,36	0,85
Areia ^(b)	0,30	0,85
Silte ^(a)	0,31	0,79
Silte ^(b)	0,31	0,83
Argila ^(a)	0,36	0,85
Argila ^(b)	0,28	0,84
Porosidade Total ^(a)	-0,02	0,84
Porosidade Total ^(b)	-0,11	0,83

(a) Profundidade do solo de 0-20 cm; (b) Profundidade do solo de 20-40 cm.

Tabela 6. Resultados do erro médio padronizado e variância do erro padronizado para os atributos do solo, considerando amostras reais e virtuais.

	Erro Médio Padronizado		Variância Erro Padronizado	
	Real	Virtual	Real	Virtual
Capacidade Campo ^(a)	3,17E-03	1,48E-03	1,00	0,59
Capacidade Campo ^(b)	-1,82E-02	-1,11E-02	1,00	0,86
Densidade Solo ^(a)	-4,61E-03	-1,82E-03	1,00	0,64
Densidade Solo ^(b)	-1,29E-03	3,54E-03	1,21	0,64
Densidade Partícula ^(a)	-3,50E-02	-1,44E-02	1,00	0,81
Densidade Partícula ^(b)	-4,02E-02	5,46E-03	1,21	0,94
Areia ^(a)	3,13E-02	-1,24E-02	0,90	0,76
Areia ^(b)	2,48E-02	-2,21E-02	0,92	0,81
Silte ^(a)	9,53E-03	7,77E-03	0,90	0,96
Silte ^(b)	6,66E-03	2,16E-02	0,90	0,64
Argila ^(a)	-3,18E-02	1,28E-02	0,88	0,76
Argila ^(b)	-2,70E-02	1,31E-02	0,94	0,67
Porosidade Total ^(a)	3,48E-03	3,55E-03	1,00	0,61
Porosidade Total ^(b)	-1,32E-02	-9,34E-03	1,21	0,64

(a) Profundidade do solo de 0-20 cm; (b) Profundidade do solo de 20-40 cm.

Observou-se um aumento do coeficiente de correlação (valores próximos a 1) após a inserção das amostras virtuais, indicando que a metodologia promoveu uma relação linear aceitável entre valores observados e amostrados. Resultados similares foram obtidos por Raspa et al. (2008) após o aumento de amostras na análise geoestatística. Dessa forma, o ajuste dos variogramas foi robusto, de modo que estes podem prever os valores dos atributos do solo.

Para todos os atributos do solo, os resultados do erro médio padronizado foram próximos de 0, sendo valores aceitáveis para um bom ajuste do variograma (CASTRIGNANÒ, 2011), (CAVALLO et al., 2016). Além disso, em grande parte dos atributos, os valores foram reduzidos após a inserção de amostras virtuais.

Considerando os resultados da variância do erro padronizado para as amostras virtuais,

estes apresentaram-se satisfatórios, conforme Manzione e Castrignanò (2019). No entanto, nota-se que para o conjunto de amostras reais, os valores para densidade do solo (20-40 cm), densidade de partícula (20-40 cm) e porosidade total (20-40 cm) apresentaram valores fora do intervalo de tolerância (0,84 - 1,16). Tal situação não atende um ajuste aceitável do variograma para esses atributos. No entanto, após a inserção das amostras virtuais, a variância do erro padronizado apresentou valores dentro do intervalo de tolerância para o conjunto de 100 amostras (0,58 - 1,42). A inserção de amostras virtuais, neste caso, forneceu melhora na razão entre a variância experimental e a variância teórica do variograma.

Na Tabela 7 são apresentados os resultados para a validação externa dos atributos do solo.

Tabela 7. Resultados da validação externa para os atributos do solo

Atributos	Erro médio
Capacidade de Campo ^(a)	0,01
Capacidade de Campo ^(b)	0,01
Densidade do Solo ^(a)	0,02
Densidade do Solo ^(b)	0,01
Densidade de Partícula ^(a)	0,01
Densidade de Partícula ^(b)	0,01
Areia ^(a)	2,77
Areia ^(b)	0,76
Silte ^(a)	0,83
Silte ^(b)	0,90
Argila ^(a)	0,80
Argila ^(b)	0,82
Porosidade Total ^(a)	0,86
Porosidade Total ^(b)	0,87

(a) Profundidade de 0-20 cm; (b) Profundidade de 20-40 cm

A validação externa utilizando parte dos dados reais (23 amostras) indicou valores do erro médio próximos de 0, exceto para a areia na profundidade de 0-20 cm (2,77). Tal situação pode ter ocorrido devido ao processo de seleção de dados para validação externa. Dessa forma, ao gerar o processo de interpolação por krigagem, o variograma considerou amostras vizinhas com valores muito discrepantes ao valor utilizado na validação externa.

Os valores para o erro médio na validação externa apresentaram valores positivos, indicando que os valores para cada atributo do solo foram subestimados. Isso pode ser explicado pelo processo de krigagem, uma vez que esse método de interpolação estocástico tem como um de seus objetivos, a estimativa de um ponto desconhecido, com base em pontos com comportamento similar em sua vizinhança (BORŮVKA et al., 2020). Esse processo promove a suavização das espacializações, causando a perda das caudas inferior e superior da distribuição (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

4 CONCLUSÕES

A proposta de uma nova metodologia de amostragem virtual foi desenvolvida. A inserção aleatória de amostras virtuais mostrou-se viável, uma vez que esta permitiu a melhora do grau de dependência espacial e das estatísticas da validação cruzada dos atributos do solo. A viabilidade dessa metodologia também foi comprovada pelos resultados da validação externa.

No entanto, a metodologia deve ser aplicada somente em casos de planejamento da malha amostral a ser utilizada na análise geoestatística. Dessa forma, pode-se prever locais para coleta de amostras, as quais resultariam em um ajuste robusto do variograma, resultando em economia de tempo e recursos financeiros. Em hipótese alguma, a metodologia deve ser utilizada para gerar dados fictícios a fim de obter resultados satisfatórios em análises geoestatísticas.

A utilização da amostragem aleatória deve levar em conta o ambiente em que serão coletadas as amostras, uma vez que os locais podem apresentar acidentes geográficos ou áreas de preservação ambiental.

5 REFERÊNCIAS

- BORŮVKA, L.; VAŠÁT, R.; NĚMEČEK, K.; NOVOTNÝ, R.; ŠRÁMEK, V.; VACEK, O.; PAVLŮ, L.; FADRHOŇSOVÁ, V.; DRÁBEK, O.. Application of regression-kriging and sequential Gaussian simulation for the delineation of forest areas potentially suitable for liming in the Jizera Mountains region, Czech Republic. **Geoderma Regional**, Amsterdam, v. 21, n.e00286, p. 1-11, jun. 2020.
- CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T.B.; NOVACK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F.; KNOPKA, A.E.. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil Science Society America Journal**, New Jersey, v. 58, n.5, p. 1240-1248, 1994.
- CAVALLO, G.; DE BENEDETTO, D.; CASTRIGNANÒ, A.; QUARTO, R.; VONELLA, A. V.; BUTTAFUOCO, G.. Use of geophysical data for assessing 3D soil variation in a durum wheat field and their association with crop yield. **Biosystems Engineering**, London, v. 152, p. 28-40, dez. 2016.
- CERENA/CMRP. **geoMS 1.0**. Lisboa: CERENA/CMRP, 2000. Disponível em: <https://sites.google.com/site/cmrpsoftware/geoms>. Acesso em: 26 jun. 2020.
- KERRY, R.; OLIVER, M. A. Comparing sampling needs for variograms of soil properties computed by the method of moments and residual maximum likelihood. **Geoderma**, Amsterdam, v. 140, n. 4, p. 383-396, ago. 2007.
- LANDRUM, C.; CASTRIGNANÒ, A.; MUELLER, T.; ZOURARAKIS, D.; ZHU, J.; DE BENEDETTO, D.. An approach for delineating homogeneous within-field zones using proximal sensing and multivariate geostatistics. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 147, p. 144-153, jan. 2015.
- MANZIONE, R. L.; CASTRIGNANÒ, A. A geostatistical approach for multi-source data fusion to predict water table depth. **Science of The Total Environment**, Amsterdam, v. 696, n. 133763, p. 2-11, dez. 2019.
- MEYER, S.; BLASCHEK, M.; DUTTMANN, R.; LUDWIG, R.. Improved hydrological model parametrization for climate change impact assessment under data scarcity — The potential of field monitoring techniques and geostatistics. **Science of The Total Environment**, Amsterdam, v. 543, p. 906-923, fev. 2016.
- OLDONI, H.; SILVA TERRA, V. S.; TIMM, L. C.; REISSER JÚNIOR, C.; MONTEIRO, A. B.. Delineation of management zones in a peach orchard using multivariate and geostatistical analyses. **Soil and Tillage Research**, Amsterdam, v. 191, p. 1-10, ago. 2019.
- QGIS.ORG. **QGIS**. [S. l.]Development Team, 2020. Disponível em: https://qgis.org/pt_BR/site/. Acesso em: 02 jul. 2020.
- RASPA, G.; MOSCATELLI, M.; STIGLIANO, F.; PATERA, A.; MARCONI, F.; FOLLE, D.; VALLONE, R.; MANCINI, M.; CAVINATO, G. P.; MILLI, S.; COSTA, J. F. C. L.. Geotechnical characterization of the upper Pleistocene–Holocene alluvial deposits of Roma (Italy) by means of multivariate geostatistics: Cross-validation results. **Engineering Geology**, Amsterdam, v. 101, n. 3/4, p. 251-268, out. 2008.
- SOUZA, Z. M.; SOUZA, G. S.; MARQUES JÚNIOR, J.; PEREIRA, G. T.. Número de amostras na

análise geoestatística e na krigagem de mapas de atributos do solo. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 44, n. 2, p. 261-268, fev. 2014.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for Environmental Scientists**. 2. ed. [S. l.]: John Wiley & Sons Ltd, 2007.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: Conceitos e Aplicações**. 1. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2013.

ZOVKO, M.; ROMIĆ, D.; COLOMBO, C.; DI IORIO, E.; ROMIĆ, M.; BUTTAFUOCO, G.; CASTRIGNANÒ, A.. A geostatistical Vis-NIR spectroscopy index to assess the incipient soil salinization in the Neretva River valley, Croatia. **Geoderma**, Amsterdam, v. 332, p. 60-72, dez. 2018.