

EFEITOS DE DIFERENTES CONFIGURAÇÕES AMOSTRAIS NA ANÁLISE DA VARIABILIDADE ESPACIAL DA PROPRIEDADE QUÍMICA COBRE NO SOLO

Leila Ventorin¹, Luciana Pagliosa Carvalho Guedes², Miguel Angel Uribe-Opazo²

¹Mestranda no Programa de Pós Graduação em Engenharia Agrícola – PGEAGRI, na Universidade Estadual do Oeste do Paraná, PEGEAGRI, Cascavel, Paraná, Brasil

²Docente no Programa de Pós Graduação em Engenharia Agrícola – PGEAGRI, na Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, Paraná, Brasil. *Correspondência do autor: luciana_pagliosa@hotmail.com

Apresentado no
XLVI Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA 2017
30 de julho de 03 de agosto de 2017 – Maceió - AL, Brasil

RESUMO Em agricultura de precisão, esforços têm sido direcionados para caracterizar a variabilidade espacial de atributos do solo, visando estabelecer procedimentos amostrais que garantam a representatividade das amostras georreferenciadas. Assim, o objetivo desse trabalho foi avaliar em dados georreferenciados, com dependência espacial e não estacionários, a influência da configuração amostral na estimação do modelo geoestatístico e na estimação de localizações não amostradas. Primeiramente foram avaliados dados simulados via Monte Carlo. Esses resultados servirão como embasamento científico para uma análise mais eficiente da variabilidade espacial do teor de Cobre do solo numa área agrícola, com ausência de estacionariedade. Os esquemas de amostragens simulados com 100 pontos foram: aleatória, sistemáticas 10x10, 5x20 e 20x5 u.m., e sistemática com pontos próximos adicionados na direção da tendência e na direção ortogonal a esta (*lattice plus close pairs*). Os resultados dos dados simulados evidenciam que a amostragem *lattice plus close pairs* proporcionou melhores estimativas do modelo geoestatístico, principalmente para o efeito pepita. As medidas de qualidade da predição espacial não apresentaram diferenças relevantes. No estudo da variabilidade espacial do teor de cobre, a amostragem *lattice plus close pairs* com pontos próximos adicionados a 75 m da malha regular, mostrou-se eficiente nas duas características destacadas.

PALAVRAS CHAVE: Agricultura de Precisão, Amostragem, Geoestatística.

SAMPLING EFFECTS IN THE ANALYSIS OF SPACE VARIABILITY OF GEOREFERENCED VARIABLES

ABSTRACT In precision agriculture, efforts have been directed to characterize the spatial variability of soil attributes, aiming to establish sampling procedures that guarantee the representativeness of georeferenced samples. The objective of this work was to evaluate non-stationary data obtained by Monte Carlo simulation, the influence of the sample configuration on the estimation of the geostatistical model and the estimation of non-sampled locations. These results will serve as a scientific basis for a more efficient analysis of the spatial variability of Copper content in soil in an agricultural area, with no stationarity. The simulated

sampling schemes with 100 points were: random, systematics 10x10, 5x20 and 20x5, and lattice plus close pairs with nearby points added in the trend direction and in the orthogonal direction to the trend. The results of the simulated data show that lattice plus close pairs provide better estimates of the geostatistical model, especially for the nugget effect. The spatial prediction quality measures did not present significant differences. In the study of the spatial variability of the copper content, the lattice plus close pairs sampling with near points added to 75 m of the regular mesh, proved to be efficient in the two highlighted characteristics.

KEYWORDS: Precision Agriculture, Sampling Design, Geostatistic.

INTRODUÇÃO

As técnicas geoestatísticas nos permite medir o grau de dependência espacial entre as amostras observadas de uma variável contínua georreferenciada dentro de uma área em estudo, e consequentemente descrever a estrutura da variabilidade espacial da variável georreferenciada. Para verificar esta relação de dependência espacial entre os pontos amostrais georreferenciados espacialmente, a geostatística faz uso do semivariograma, utilizando-se do estimador clássico de Matheron (Equação 1) para calcular os valores da semivariância em função da distância (KESTRING et al., 2015).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(\mathbf{s}_i) - Z(\mathbf{s}_i + \mathbf{h})]^2, \quad (1)$$

em que, $\gamma(h)$ é o estimador da semivariância obtido pelos valores amostrados; $N(h)$ é o número de pares de valores medidos separados por uma distância h ; e $Z(\mathbf{s}_i)$ e $Z(\mathbf{s}_i + \mathbf{h})$ são os valores da variável nas posições \mathbf{s}_i e $\mathbf{s}_i + \mathbf{h}$ respectivamente, de tal modo que esses pontos estão separados por uma distância euclidiana $h = \|\mathbf{h}\|$, considerando o vetor de distância \mathbf{h} .

A partir da amostra pesquisada, um modelo de função semivariância é estimado. A literatura dispõe de diversos modelos teóricos, descritos por funções matemáticas para modelar a estrutura da dependência espacial (DIGGLE e RIBEIRO JUNIOR, 2007) e diferentes métodos para estimar este modelo (OLIVEIRA et al., 2011). A seleção do melhor modelo teórico se dá por meio de validação, em que são realizadas comparações entre valores teóricos de modelos geoestatísticos e valores empíricos.

O modelo estimado da função semivariância é descrito pelos parâmetros efeito pepita, contribuição, patamar e alcance, os quais descrevem as características da estrutura de dependência espacial. O efeito pepita representa a descontinuidade da função semivariância para distâncias menores do que a menor distância observada na amostra. A contribuição representa as diferenças espaciais entre os valores de uma variável tomada em dois pontos separados por distâncias cada vez maiores. O alcance é a distância máxima da dependência espacial. O patamar é o valor da semivariância correspondente ao seu alcance.

A partir da estrutura de dependência espacial fornecida pela função semivariância, a geoestatística, por meio da krigagem possibilita a estimação de valores da variável georreferenciada em locais não amostrados a partir dos valores amostrados.

Neste cenário, o planejamento amostral, assume valor relevante, pois a escolha do tamanho amostral n e das localizações amostrais $(\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_n)$ implica na qualidade do mapeamento da população, uma vez que, deve-se ter uma boa estimativa dos parâmetros do modelo ajustado à função semivariância e uma eficiência na predição espacial, de modo que as estimativas obtidas a partir da krigagem sejam mais exatas e consequentemente mais confiáveis.

Desta forma, o objetivo desta pesquisa foi avaliar a influência da configuração amostral na estimação do modelo geoestatístico e na estimação de uma variável georreferenciada em localizações não amostradas, considerando dados georreferenciados com dependência espacial e não estacionários, obtidos por simulação e dados reais. Esse estudo será realizado em dados simulados e na propriedade química teor de Cobre no solo observada numa área agrícola. E servirá como base científica para o estudo de redimensionamento amostral desta área agrícola, considerando uma análise mais eficiente da variabilidade espacial do teor de cobre no solo.

MATERIAIS E MÉTODOS

Foram realizadas simulações por meio de um experimento de Monte Carlo (MC) para processos espaciais não estacionários e isotrópicos pelo método de decomposição de Cholesky (CRESSIE, 2015). Nas simulações de MC consideraram-se configurações amostrais com tamanho igual a 100, com pontos amostrais dispostos numa área regular, com limite máximo das coordenadas x e y igual a 100 m.

Foram simuladas sete configurações amostrais: três amostragens sistemáticas 10×10 , 5×20 e 20×5 , uma amostragem aleatória e três casos de amostragem sistemática adicionada de pontos próximos (*lattice plus close pairs*). Este sistema de amostragem foi trabalhado com uma amostragem sistemática 7×7 , adicionada de 51 pontos próximos, com raio destes pontos próximos igual a um ($7 \times 7, 51, 1$) nas quais foram variadas as direções dos pontos próximos: (1º caso) com os pontos próximos em qualquer direção, (2º caso) com os pontos próximos na direção da tendência e (3º caso) com os pontos próximos na direção ortogonal a tendência direcional. Cada configuração amostral foi considerada como um ensaio. Sendo que em cada ensaio foram construídos 100 conjuntos de simulações, totalizando 700 simulações.

Para isso, considerou-se um processo estocástico gaussiano, cujas realizações desse processo são denotadas por $Z(\mathbf{s}_1), Z(\mathbf{s}_2), \dots, Z(\mathbf{s}_n)$, sendo que $\mathbf{s}_i = (x_i, y_i)^T$ é um vetor bidimensional e corresponde a i -ésima localização amostrada ($i = 1, \dots, n$). Além disso, $Z(\mathbf{s}_i) = \mu(\mathbf{s}_i) + \varepsilon(\mathbf{s}_i)$, em que $\mu(\mathbf{s}_i)$ é o termo determinístico que representa a média, e considerando um processo estocástico não estacionário, com tendência direcional da direção do Eixo Y, então tem-se que $\mu(\mathbf{s}_i) = \beta_0 + \beta_1 y_i$. Ainda, $\varepsilon(\mathbf{s}_i)$ representa o termo estocástico com média 0, sendo que a variação entre pontos no espaço, separados pela distância euclidiana $h = \|\mathbf{h}\|$, tal que $\mathbf{h} = \mathbf{s}_i - \mathbf{s}_j$ ($i, j = 1, \dots, n$), é determinada pela variância da diferença $\frac{1}{2} \text{var} [Z(\mathbf{s}_i) - Z(\mathbf{s}_j)] = \frac{1}{2} E([Z(\mathbf{s}_i) - Z(\mathbf{s}_j)]^2)$, que não depende apenas de h .

Sendo assim, as simulações foram realizadas considerando um modelo exponencial para a função semivariância, com média variável $\mu(\mathbf{s}_i) = \beta_0 + \beta_1 y_i$, sendo $\mathbf{s}_i = (x_i, y_i)$, com valores de $\beta_0 = 10$ e $\beta_1 = 0,06$, os quais fornecem uma moderada correlação linear, e parâmetros fixos para o alcance prático igual a 60 m, patamar igual 10 e efeito pepita igual a zero.

Para cada simulação e em cada amostragem, estimaram-se os parâmetros da função semivariância pelo método de máxima verossimilhança e seus respectivos desvios padrões (URIBE-OPAZO et al., 2012). As seguintes medidas de validação foram utilizadas para avaliar a qualidade de estimação do modelo: Erro Médio (EM), Erro Médio Reduzido (ER), Desvio Padrão do Erro médio (S_{EM}), Desvio Padrão do Erro Médio Reduzido (S_{ER}), Erro Absoluto (EA), Critério de Informação de Akaike (AIC) e Critério de Informação Bayesiana (BIC) (AKAIKE, 1973; FARACO et al., 2008).

Para avaliar a qualidade de estimação dos parâmetros do modelo geoestatístico, foi também calculada a Raiz do Erro Quadrático Médio (Equação 2) (WILKS, 2006). A $REQM$ é usada para expressar a acurácia dos resultados numéricos, sendo que a $REQM$ é sempre

positiva. $REQM = 0$ indica uma estimação perfeita em todas as simulações (HALLAK e PEREIRA FILHO, 2011).

Para medir a qualidade da predição espacial da variável georreferenciada em localizações não amostradas, feita pela krigagem universal foram utilizadas algumas medidas de incerteza dessa estimação: a média da variância da predição espacial (ALMEIDA, 2013), e o erro calculado pela diferença entre o valor estimado $Z^*(s_0)$ e o valor real $Z(s_0)$, usando uma amostra teste simulada regular com 25 pontos (ROSSITER, 2012). Quanto mais distante de zero o valor do erro estiver, mais imperfeita será a predição espacial (HALLAK e PEREIRA FILHO, 2011).

A parte prática desta pesquisa foi realizada em uma área comercial de produção de grãos, no município de Cascavel, com 167,35 ha, cuja localização geográfica é aproximadamente 24,95° Sul de latitude, 53,37° Oeste de longitude e altitude média de 650 m. Esses dados referem-se ao ano agrícola de 2014/2015.

O conjunto de dados sob pesquisa foi o teor de Cobre no solo (mg dm^{-3}) e foi obtido pela realização de análise química de rotina, obtendo uma amostragem em cada ponto demarcado, sendo coletadas cinco subamostras de solo, de 0,0 a 0,2 m de profundidade nas proximidades dos pontos, misturadas e colocadas em sacos plásticos, com aproximadamente 500 g, compondo assim, a amostra representativa da parcela. Essas amostras foram encaminhadas ao laboratório de análise do solo da COODETEC (Cooperativa Central de Pesquisa Agrícola).

As amostragens redimensionadas foram: regular (1 amostra/141m); *lattice plus close pairs* com distância mínima entre a malha regular de 141m, adicionada de 11 pontos próximos escolhidos num raio de 50m; e *lattice plus close pairs* com distância mínima entre a malha regular de 141m, adicionada de 11 pontos próximos escolhidos num raio de 75m. Na Figura 1 está ilustrada a área experimental e as três grades amostrais pesquisadas.

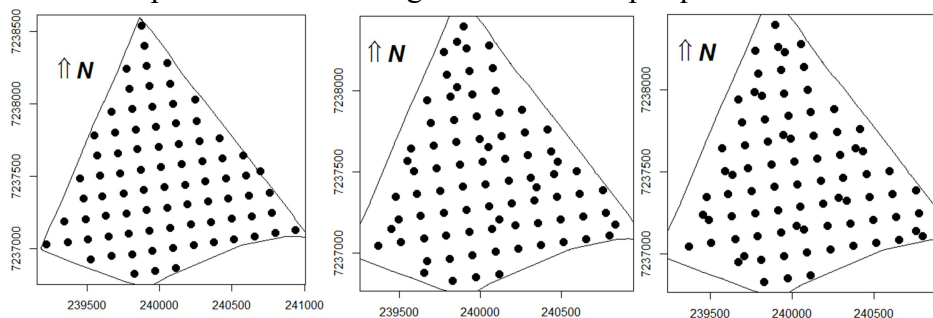


Figura 1 (a) sistemática (1 amostra/141m) (b) lattice plus close pairs com $r = 75\text{m}$ (c) lattice plus close pairs com $r = 50\text{m}$.

Para cada malha amostral, foi realizado uma análise descritiva e um estudo geoestatístico. Para o estudo da variabilidade espacial, preliminarmente identificou-se se existe a presença de tendência direcional e anisotropia, fez-se a estimação do modelo geoestatístico pelo método de máxima verossimilhança, e posteriormente através dos critérios de validação cruzada (FARACO et al., 2008), AIC e BIC (AKAIKE, 1973) foi escolhido o melhor modelo estimado e avaliou-se qual configuração amostral forneceu as melhores estimativas dos parâmetros do modelo geoestatístico estimado. Em seguida pela medida de incerteza da predição espacial (média variância da krigagem) avaliou-se qual configuração amostral forneceu melhor estimação da variável em localizações não amostradas.

A obtenção dos conjuntos de dados simulados e as análises estatísticas e geoestatísticas foram feitas no software R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2017), com o uso do módulo geoR (DIGGLE e RIBEIRO JUNIOR, 2007).

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Simulações

Na Tabela 1 são apresentadas as medidas descritivas dos valores estimados para os parâmetros do modelo exponencial e seus respectivos desvios padrões, como também uma medida de eficiência do estimador (*REQM*) e medidas que avaliam a qualidade da predição espacial (erro da predição e média da variância da krigagem) para as sete amostragens pesquisadas para processos não estacionários e isotrópicos. Os parâmetros estimados β_0 , β_1 , alcance (a) e contribuição (φ_2) não apresentaram diferenças relevantes entre as amostragens quando comparados entre si, bem como seus respectivos desvios padrão (Tabela 1).

Tabela 1: Análise descritiva: das estimativas dos parâmetros do modelo exponencial e seus respectivos desvios padrões; das medidas qualidade da predição espacial da amostra teste: erro da predição e média da variância da krigagem; e a medida de eficiência do estimador (*REQM*).

Análise Descritiva	Grade	Coefficiente linear ($\beta_0=10$)	Coefficiente angular ($\beta_1=0,06$)	Efeito Pepita ($\varphi_1=0$)	Contribuição ($\varphi_2=10$)	Alcance Prático ($a=60$)	Erro da predição	Média da variância
Média		10,16 (1,6)	0,057 (0,025)	0,1317 (0,51)	7,83 (1,9)	49,65 (0,08)	-0,006	2,579
DP	Aleatória	2,19	0,032	0,275	2,58	18,24	0,33	0,393
CV (%)		21,58	56,17	209,15	33,02	36,75	-	15,26
REQM		2,39	0,0005	0,046	5,66	218,37	1,409	-
Média		9,905 (1,3)	0,0601 (0,02)	0,2392 (1,24)	8,19 (2,7)	52,72 (0,08)	0,038	3,037
DP	(10x10)	1,62	0,024	0,622	2,84	22,36	0,35	0,586
CV (%)		16,34	40,85	260,25	34,76	42,42	923,7	19,32
REQM		1,301	0,0002	0,22	5,64	274,04	1,407	-
Média		9,91 (1,3)	0,0606 (0,021)	0,1165 (0,57)	8,03 (2,06)	50,46 (0,007)	0,046	2,77
DP	(5x20)	1,6	0,23	0,2425	2,83	19,78	0,32	0,415
CV (%)		16,14	39,3	208,15	35,23	39,19	702,72	14,98
REQM		1,27	0,0002	0,035	5,9	239,13	1,35	-
Média		9,917 (1,29)	0,0604 (0,02)	0,1128 (0,57)	8,19 (2,09)	51,48 (0,07)	0,028	2,76
DP	(20x5)	1,56	0,023	0,263	2,51	18,38	0,33	0,434
CV (%)		15,8	38,44	234,07	30,69	35,71	1189,53	15,71
REQM		1,22	0,0002	0,0408	4,766	203,57	1,38	-
Média		9,98 (1,39)	0,059 (0,022)	0,0349 (0,15)	8,69 (1,82)	56,03 (0,09)	0,054	3,373
DP	7x7,51,1	1,49	0,021	0,063	1,15	27,42	0,37	0,569
CV (%)		14,97	36,71	182,38	36,24	48,93	689,44	16,89
REQM		1,105	0,0002	0,0026	5,76	379,92	1,72	-
Média		9,99 (1,39)	0,059 (0,023)	0,02 (0,09)	8,72 (1,72)	55,8 (0,09)	0,055	3,42
DP	7x7,51,1(a)	1,49	0,022	0,042	3,11	25,72	0,38	0,596
CV (%)		14,91	36,82	212,42	35,63	46,09	687,48	17,42
REQM		1,1	0,0002	0,0011	5,59	336,37	1,765	-
Média		9,98 (1,39)	0,059 (0,02)	0,012 (0,06)	8,75 (1,56)	58,89 (0,08)	0,056	3,44
DP	7x7,51,1(b)	1,48	0,022	0,028	2,99	22,44	0,38	0,57
CV (%)		14,91	37,2	222,37	34,18	40,88	679,44	16,56
REQM		1,09	0,0002	0,0004	5,2	262,37	1,76	-

Valores nominais β_0 : coeficiente linear, β_1 : coeficiente angular, φ_1 é o efeito pepita, φ_2 é a contribuição, a é o alcance prático, (a) *Lattice plus close pairs* com adição dos pontos próximos na direção ortogonal a tendência, (b) *Lattice plus close pairs* com adição dos pontos próximos na direção da tendência direcional, DP: desvio padrão, CV: coeficiente de variação.

Os valores estimados do parâmetro efeito pepita (φ_1) apresentaram melhores resultados nas amostragens *lattice plus close pairs*, pois apresentou valores estimados mais próximos ao valor nominal e os menores valores dos desvios padrão das estimativas do efeito pepita (Tabela 1).

Além disso, as versões simuladas da amostragem *lattice plus close pairs* apresentaram os menores valores de *REQM*, na estimação de todos os parâmetros, com exceção na estimativa do parâmetro β_1 , que foi similar em todas as amostragens pesquisadas (Tabela 1).

As medidas de validação cruzada, usadas para avaliar a qualidade da estimação do modelo são exibidas na Figura 2. Observa-se por meio dessas medidas que os valores de EM, EMR e SEMR foram semelhantes em todas as amostragens (Figuras 2-a, 2-b, 2-d). Já os valores de SEM, EA, AIC e BIC foram menores para a amostragem *lattice plus close pairs*, principalmente com a adição dos pontos próximos na direção da tendência e na direção ortogonal a esta tendência direcional (Figuras 2-c, 2-e, 2-f, 2-g). Sendo assim, considerando a maioria dessas medidas, observa-se que a amostragem *lattice plus close pairs* proporcionou melhores estimativas das medidas associadas a validação cruzada e na qualidade da estimação do efeito pepita no modelo geoestatístico.

As medidas de qualidade da predição espacial (erro da predição, média da variância da krigagem e *REQM* do erro da predição), não apresentaram diferenças relevantes entre as amostragens, quando comparadas entre si (Tabela 1). Ainda, observou-se que o adensamento dos pontos na direção da tendência não proporcionou maior qualidade na predição espacial feita pela krigagem nas amostragens pesquisadas.

Análise da variabilidade espacial do teor de Cobre no solo

Os resultados da análise estatística descritiva indicam que o solo estudado apresenta em média alta disponibilidade de teor de cobre no solo (Tabela 2) com valores acima de 0,8 mg dm⁻³ (VALLADARES et al., 2009). Observa-se uma variação muito alta dos seus valores em relação à média (CV > 30%, PIMENTEL GOMES, 2000) em ambas as configurações amostrais redimensionadas. Esta alta variabilidade dos dados pode ser estar relacionada às práticas de fertilização, calagem e preparo do solo (COUTO e KLAMT, 1999), e ainda a baixa mobilidade deste nutriente no solo (FRANÇA et al., 2011).

Também observou-se em todas as amostragens uma tendência linear forte da variável em relação ao eixo y, indicando um aumento do seu valor com o aumento do valor da sua ordenada, indicando dessa forma a não estacionariedade da variável. Para atender a hipótese intrínseca, não deve ser possível identificar padrões de tendência em qualquer direção (GUEDES et al., 2008), sendo assim, ajustou-se a essa tendência um modelo de regressão linear simples para explicar a média do teor de cobre no modelo linear espacial gaussiano, em relação a sua coordenada (eixo y).

Para todas as amostragens consideradas o melhor modelo geoestatístico escolhido pela validação cruzada e critérios de informação (Tabela 3) foi o modelo exponencial. Para as três configurações amostrais pesquisadas, considerando o modelo estimado (Tabela 3), tem-se que os valores estimados dos parâmetros que explicam a relação da média do teor de cobre no solo com a direção 0° (sistema azimuth) (β_0 e β_1), assim como seus desvios padrão não apresentaram diferenças relevantes nas suas estimativas entre as amostragens. Já os valores estimados dos parâmetros efeito pepita e contribuição apresentaram diferenças entre as amostragens, com menores valores de desvio padrão das suas estimativas para as versões da *lattice plus close pairs* com raio de pontos próximos igual a 50 m e 75 m. Segundo Diggle e Lophaven (2006), a melhor estimação do efeito pepita no modelo geoestatístico obtida pela amostragem *lattice plus close pairs* se deve pelo fato desta amostragem levar em consideração

amostras mensuradas muito próximas. No entanto, o valor estimado do patamar ($\varphi_1 + \varphi_2$) foram similares em todas as amostragens pesquisadas (Tabela 3).

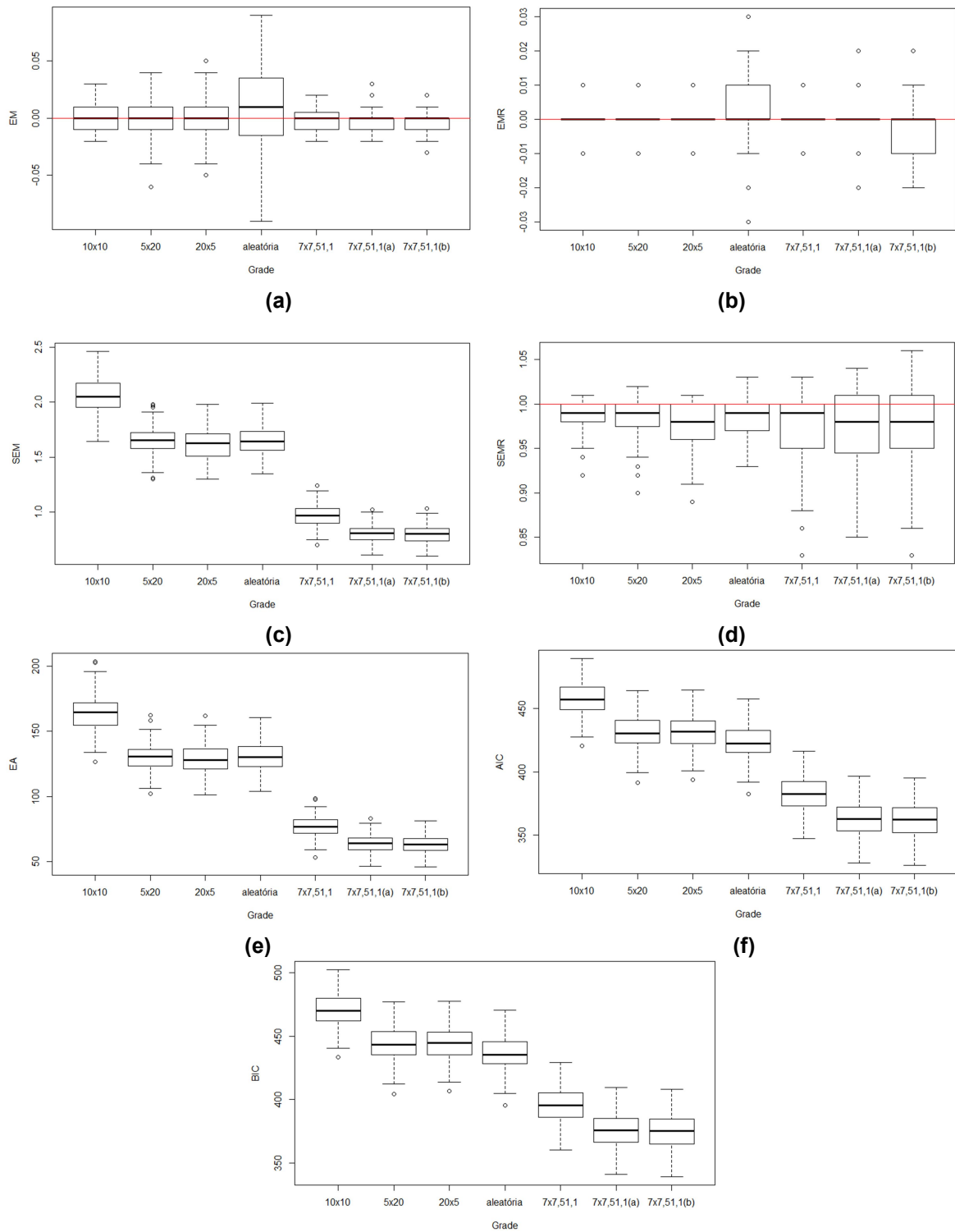


Figura 2 Gráficos boxplot das medidas: (a) Erro Médio (EM), (b) Erro Médio Relativo (EMR), (c) Desvio Padrão do Erro Médio (SEM), (d) Desvio Padrão do Erro Médio Relativo (SEMR), (e) Erro Absoluto (EA), (f) AIC e (g) BIC. A linha horizontal indica o valor ideal.

Tabela 2 Estudo descritivo do teor de Cobre no solo (Cu) (mg dm^{-3}).

	Min.	Max.	1° Q.	3° Q	Média	VAR	DP	CV (%)	r(x)	r(y)
Regular	0,50	7,52	2,87	5,08	4,03	2,38	1,54	38,25	-0,07	0,73
Lattice plus close pairs r=50	0,50	7,52	2,92	5,12	4,02	2,19	1,48	36,16	-0,19	0,69
Lattice plus close pairs r=75	0,50	7,52	2,97	4,96	4,10	2,09	1,44	35,30	-0,23	0,73

r(x) é o coeficiente de correlação linear de Pearson do Cu em relação ao eixo x; r(y) é o coeficiente de correlação linear de Pearson do Cu em relação ao eixo y.

Os valores estimados do alcance prático foram mais próximos nas amostragens sistemática e *lattice plus close pairs* com raio dos pontos próximos igual a 75m, como também os valores estimados dos seus respectivos desvios padrão (Tabela 2). Sendo que em todas as amostragens pesquisadas, o raio de dependência espacial do teor de cobre variou de 222,43 a 311,10 metros.

Analisando o coeficiente de efeito pepita relativo ($EPR = (\varphi_1 / (\varphi_1 + \varphi_2))100$), segundo a escala de classificação de CAMBARDELLA et al. (1994), constatou-se uma dependência espacial moderada ($25\% < EPR \leq 75\%$) para a amostragem *lattice plus close pairs* com raio de pontos próximos igual a 50m e forte dependência espacial ($0\% \leq EPR \leq 25\%$) para as amostragens sistemática e *lattice plus close pairs* com raio de pontos próximos igual a 75 m.

Com base nas medidas de validação cruzada e os critérios de informação de Akaike e Bayesiano (Tabela 2), observa-se que os valores de EM e EMR são mais próximos de zero para a amostragem sistemática e os menores valores de EA, AIC e BIC foram encontrados para a *lattice plus close pairs* com raio de pontos próximo igual a 75m. Desta forma, considerando a maioria dessas medidas conclui-se que a amostragem *lattice plus close pairs* com raio de pontos próximos igual a 75 m, forneceu melhores estimativas das medidas associadas a validação cruzada e as medidas quanto a qualidade da estimação dos parâmetros do modelo geoestatístico.

Da mesma forma, a medida usada para avaliar a qualidade da predição espacial, a média da variância da Krigagem apresentou valor menor para amostragem *lattice plus close pairs* com raio dos pontos próximos igual a 75 m, indicando assim, melhores estimativas da variável georreferenciada em localizações não amostradas.

Tabela 3 Valores estimados dos parâmetros que definem o modelo geoestatístico e a média do teor de cobre no solo (mg dm^{-3}), e as estimativas das medidas de validação cruzada e critério de informação Akaike e bayesiano e da predição espacial, média da variância da krigagem.

	β_0	β_1	φ_1	φ_2	α	EM	EMR	EA	AIC	BIC	MV
Sistemática	-20907,2 (2699,9)	0,0029 (0,0003)	0 (0,601)	1,075 (0,676)	234,76 (0,135)	-0,0074	-0,015	0,96	244,8	256,8	0,992
Lattice plus close pairs r=50	-19620,9 (2664,9)	0,0027 (0,0003)	0,8 (0,323)	0,308 (0,334)	311,1 (0,473)	-0,026	-0,045	1,06	250,5	262,6	1,092
Lattice plus close pairs r=75	-19652,1 (2632,9)	0,0027 (0,0003)	0,11 (0,434)	0,836 (0,499)	222,43 (0,137)	-0,0101	-0,021	0,92	235	247	0,878

β_0 : Beta 0, β_1 : Beta 1, φ_1 : Efeito pepita, φ_2 : Contribuição, α : Alcance prático, EM: Erro Médio, EMR: Erro Médio Relativo, EA: Erro Absoluto, AIC: Critério de Informação de Akaike, BIC: Critério de Informação Bayesiano, MV: Média da Variância da Krigagem.

A partir dos parâmetros obtidos para o modelo geoestatístico, foi possível construir o mapa que expressa a variabilidade do teor de cobre avaliado na área em estudo para as diferentes configurações amostrais, representando uma superfície contínua que caracteriza o comportamento da variável no campo (Figura 3). Para todas as amostragens utilizadas no estudo da variabilidade espacial do teor de cobre, observa-se que existe um aumento gradativo no seu valor na direção norte, o que foi evidenciado na identificação de tendência direcional.

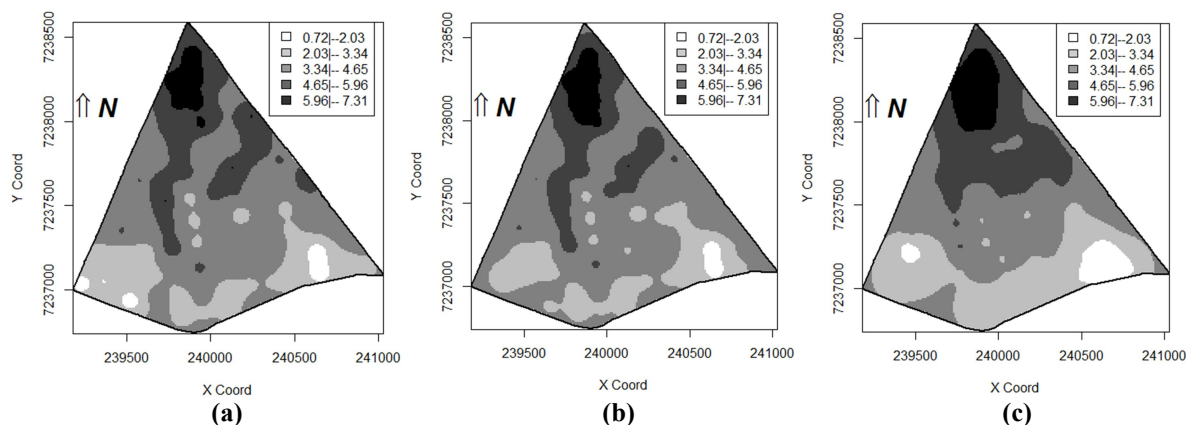


Figura 3 Mapa da variabilidade espacial do teor de Cobre no solo (mg dm^{-3}) da amostragem (a) sistemática (1 amostra/141m) (b) lattice plus close pairs $r = 75\text{m}$ (c) lattice plus close pairs $r = 50\text{m}$.

Nas Figuras 3(a) 3(b) e 3(c), verificaram-se mudanças nos mapas temáticos da variabilidade espacial do teor de cobre (mg dm^{-3}) elaborados, considerando as diferentes grades amostrais. Principalmente, quando se compara o mapa do teor de cobre construído com a amostragem *lattice plus close pairs* com pontos próximos adicionados num raio de 50 metros (Figura 3-c), com os elaborados usando as demais amostragens (Figuras 3-a e 3-b).

CONCLUSÃO

Os resultados apresentados nas simulações mostraram a grande dificuldade enfrentada pelos usuários das técnicas de geoestatística no estudo da variabilidade espacial de processos não estacionários, que é encontrar ou redefinir um sistema de amostragem, que seja eficiente tanto na qualidade da estimativa dos parâmetros da função semivariância como na predição espacial feita pela krigagem.

Embora, nas simulações não se tenha obtido nenhum sistema de amostragem eficiente nas duas características destacadas (estimação do modelo e predição espacial), observou-se que a amostragem *lattice plus close pairs* (em todas as versões simuladas) apresentou o melhor desempenho quanto a qualidade da estimação do efeito pepita. Esta afirmação também é válida para o estudo prático, uma vez que as versões da *lattice plus close pairs* no estudo da variabilidade espacial do teor de cobre no solo proporcionaram melhores estimativas do efeito pepita. Além disso, para a redefinição de uma amostragem para a área em estudo, considerando o tamanho amostral fixado, a amostragem *lattice plus close pairs* com raio de pontos próximo igual a 75m mostrou-se eficiente nas duas características destacadas.

AGRADECIMENTOS

Agradecimentos a Capes, Fundação Araucária e CNPq pelo apoio financeiro.

REFERÊNCIAS

AKAIKE, H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In: PETROV, B.N.; CSAKI, F. (eds). INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON INFORMATION THEORY, 2. 1973, Budapest. *Proceedings...* Budapest: Akademiai Kiado, p. 267-281, 1973.

ALMEIDA, M. F. F. Uso da krigagem indicativa na seleção de áreas propícias ao cultivo de café em consorciação ou rotação com outras culturas. Dissertação (Mestrado em estatística aplicada e biometria). Viçosa, MG: UFV, 2013. 141 p.

CRESSIE, N. A. C. Statistics for spatial data. Revised Edition. Wiley, New York, 2015.

COUTO, E. G.; KLAMT, E. Variabilidade espacial de micronutrientes em solo sob pivô central no sul do estado de Mato Grosso. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v. 34, n. 12, p. 2321-2329, 1999.

DIGGLE, P.; LOPHAVEN, S. Bayesian geostatistical design. *Journal of Statistics, Scandinavian*, v. 33, p. 53-64, 2006.

DIGGLE, P. J.; RIBEIRO JUNIOR, P. J. Model-based geostatistics. New York: Springer, 2007. 228 p.

FARACO, M. A.; URIBE-OPAZO, M. A. SILVA, E. A.; JOHANN, J. A.; BORSSOI, J. A.; Seleção de modelos de variabilidade espacial para elaboração de mapas temáticos de atributos físicos do solo e produtividade da soja. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, Viçosa, v. 32, n. 2, p. 463-476, 2008.

FRANÇA, I. S.; ALVES, M. C.; SILVA, F. M.; POZZA, E. A.; OLIVEIRA, M. S. Análise da variabilidade espacial do teor de cobre em solo de lavoura cafeeira. Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba, 2011.

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. 7, p. 2217-2226, 2008.

HALLAK, R.; PEREIRA FILHO, A. J. Metodologia para análise de desempenho de simulações de sistemas convectivos na região metropolitana de São Paulo com modelo ARPS: sensibilidade a variações com os esquemas de advecção e assimilação de dados. *Revista Brasileira de meteorologia*, v. 26, n. 4, 591-608, 2011.

KESTRING, F. B. F.; GUEDES, L. P. G.; DE BASTINI, F.; URIBE-OPAZO, M. A. Comparação de mapas temáticos de diferentes grades amostrais para a produtividade da soja. *Revista Engenharia Agrícola*, Jaboticabal, v. 35, n. 4, p.733-743, 2015.

OLIVEIRA, R. B.; SILVA, A. F.; QUARTEZANI, W. Z.; LIMA, J. S. S.; ZIMBACK, C. R. Levantamento do tipo amostral, tamanho da área e número de pontos utilizados em análise geoestatística. In: *II Sipiocio de Geoestatística Aplicada em Ciências Agrárias*, Butucatu, São Paulo, 2011. p 1-5.

PIMENTEL GOMES, F. Curso de estatística experimental. 13 ed. São Paulo: Nobel, 2000. 479p.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2017. Disponível em: <<http://www.r-project.org>>. Acessado em: 25 de Março 2017.

ROSSITER, D. G. Technical Note: co-kriging with the gstat package of the R environment for statistical computing. Universty of twente, Faculty of geo-information Sciesnce & Earth, 2012.

URIBE-OPAZO, M. A., BORSSOI, J. A., GALEA, M. Influence diagnosctics in gaussian spatial linear models. *Journal of Applied Statistics*. v. 39, n. 3, 615-630, 2012.

VALLADARES, G. S.; AZEVEDO, E. C.; CAMARGO, O. A.; GREGO, C. R.; RASTOLDO, M. C. S. Variabilidade espacial e disponibilidade de cobre e zinco em solos de vinhedos e adjacências. *Bragantia*, v. 68 n.3, Campinas, 2009.

WILKS, D. S. Statistical Methods in the Atmospheric Sciences. International Geophysics Series. 2a. Edição, Estados Unidos da América, Academic Press, v. 91, 627 p., 2006.