

## COMPARAÇÃO DE MAPAS TEMÁTICOS DE DIFERENTES GRADES AMOSTRAIS PARA A PRODUTIVIDADE DA SOJA

Doi: <http://dx.doi.org/10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v35n4p733-743/2015>

FRANCIELE B. F. KESTRING<sup>1</sup>, LUCIANA P. C. GUEDES<sup>2</sup>, FERNANDA DE BASTIANI<sup>3</sup>,  
MIGUEL A. URIBE-OPAZO<sup>4</sup>

**RESUMO:** Este trabalho teve como objetivo comparar mapas temáticos construídos a partir de conjuntos de dados referentes à produtividade da soja, com diferentes grades amostrais regulares de 25x25 m; 50x50 m; 75x75 m e 100x100 m, utilizando técnicas de krigagem. No ajuste dos modelos teóricos a semivariâncias experimentais, utilizou-se para a estimação dos parâmetros o método de máxima verossimilhança. A comparação dos mapas temáticos foi realizada por meio dos índices de acurácia, obtidos a partir da matriz de erros. Foi verificado que fatores tais, como o tamanho amostral e a densidade amostral entre pontos, interferem na escolha do modelo teórico espacial, nas estimativas dos parâmetros e na construção dos mapas temáticos.

**PALAVRAS-CHAVE:** dependência espacial, geoestatística, máxima verossimilhança.

## THEMATIC MAPS COMPARISON OF DIFFERENT SAMPLING GRIDS FOR SOYBEAN PRODUCTIVITY

**ABSTRACT:** The purpose of this paper was to compare thematic maps constructed from data sets related to soybean productivity with different regular sampling grids of 25x25 m, 50 x50 m, 75 x 75 m and 100x100 m, using kriging techniques. In the theoretical models fitted to the experimental semivariations, it was used the maximum likelihood method for parameter estimation. The comparison of thematic maps were made by accuracy indices, obtained from the error matrix. The results showed that factors such as sample size and sample density between points interfere in the choice of the theoretical spatial model, the parameter estimates and the construction of thematic maps.

**KEYWORDS:** geostatistics, maximum likelihood, spatial dependence.

## INTRODUÇÃO

Com o aumento da produção agrícola mundial e o uso de tecnologias para a mecanização, tornaram-se necessários o monitoramento e o gerenciamento do processo de produção agrícola, com o intuito de otimizá-los de forma racional. Nesse contexto, os métodos geoestatísticos vêm sendo utilizados no estudo da dependência espacial dos atributos físico-químicos do solo e da produtividade das culturas.

Por meio desta análise, busca-se estimar os parâmetros que caracterizam a estrutura de dependência espacial, para posteriormente serem utilizados em técnicas de interpolação, como a krigagem, para fins de construção de mapas temáticos a serem considerados na tomada de decisão, com um melhor gerenciamento do processo produtivo das propriedades agrícolas (MOLIN, 2008; OLIVEIRA, et al., 2013; ASSUMPCÃO et al., 2014).

<sup>1</sup>Matemático, Mestre em Engenharia Agrícola, Prof. Assistente, UTFPR, Medianeira-PR, Fone: (0xx45) 3240-8126. francielefrescki@gmail.com

<sup>2</sup>Matemático, Dra. em Estatística e Experimentação Agronômica, Prof. Adjunto do PGEAGRI, UNIOESTE, Cascavel- PR. luciana\_pagliosa@hotmail.com

<sup>3</sup>Matemática, Mestre em Estatística, Doutoranda em Estatística, UFPE, Recife-PE. fernandadebastiani@gmail.com

<sup>4</sup>Estatístico, Dr. em Estatística, Bolsista do CNPq-Brasil, Prof. Associado do PGEAGRI, UNIOESTE, Cascavel- PR. miguel.opazo@unioeste.br

Recebido pelo Conselho Editorial em: 7-10-2013

Aprovado pelo Conselho Editorial em: 23-2-2015

No entanto, a forma e o tamanho da configuração amostral utilizada pelo pesquisador, na análise da dependência espacial de variáveis georreferenciadas, podem afetar os estimadores teóricos e então a descrição da estrutura de dependência espacial e as estimativas espaciais de valores não amostrados e, conseqüentemente, a confiabilidade dos resultados demonstrados pelo mapa temático construído.

WANG & QI (1998) fizeram estudos com dados simulados e experimentais de contaminação do solo, considerando diferentes configurações e tamanhos amostrais, e identificaram que, para os tamanhos amostrais estudados, a grade regular apresentou melhor estimação da função semivariância. Em pesquisa de formações florestais, ODA-SOUZA et al. (2010) estudaram por meio de técnicas geostatísticas a estrutura de continuidade espacial da área basal e a biomassa, considerando diferentes tamanhos e formas de unidades amostrais, e concluíram que características inerentes aos processos ecológicos associadas à formação florestal, como também o tamanho e a forma da parcela influenciam na detecção da estrutura de dependência espacial e na estimação espacial em localizações não amostradas.

Este trabalho teve como objetivo comparar mapas temáticos da produtividade de soja com diferentes grades amostrais regulares de 25x25 m; 50x50 m; 75x75m e 100x100 m, considerando diferentes tamanhos de amostras, no intuito de verificar se a densidade amostral entre pontos interfere nas estimativas dos parâmetros do modelo que define a estrutura de variabilidade espacial e na estimação de valores em locais não amostrados da produtividade da soja.

## MATERIAL E MÉTODOS

Os dados foram obtidos no ano agrícola de 2004/2005, em uma área de Latossolo Vermelho distroférico (EMBRAPA, 2009) com 57 ha, localizada no município de Cascavel-PR, com coordenadas geográficas de 24,95° sul de latitude e 53,57° oeste de longitude, com altitude média de 650 m. O clima da região apresenta-se como temperado mesotérmico e úmido, tipo climático Cfa (Köppen), e a temperatura anual média de 21 °C. O levantamento topográfico e a verificação do posicionamento dos locais de amostragem foram realizados por meio de receptores GPS, pelo método estático, com correção diferencial pós-processada.

As grades amostrais regulares espacialmente georreferenciadas, utilizadas nesta pesquisa, foram denotadas pelo valor em metros da distância entre os pontos amostrais, isto é, 25x25 m; 50x50 m; 75x75 m e 100x100 m. Obteve-se o número de amostras de 549; 188; 66 e 44, respectivamente, para as referidas grades.

A produtividade da soja foi obtida em cada ponto georreferenciado, para as diferentes grades amostrais. Essas informações foram utilizadas para a realização de toda a análise estatística e posterior confrontação dos resultados. A variedade da soja COODETEC 216 (CD 216) foi semeada na área.

Inicialmente, foram calculadas para cada grade amostral as medidas das estatísticas descritivas e a construção de gráficos *boxplot* para os valores da produtividade da soja. Em seguida, para descrever a estrutura de dependência espacial da produtividade da soja, considerando cada uma das configurações amostrais em estudo, foram elaborados gráficos *postplot* e semivariogramas experimentais que consistem num gráfico de dispersão dos valores da semivariância em função da distância  $h$  entre pontos.

Para modelar a estrutura de dependência espacial da produtividade da soja, considerou-se um processo estocástico gaussiano  $\mathbf{Z} = \{Z(s), s \in S\}$ , com  $\mathbf{s} = (x, y)^T$  sendo o vetor que representa uma determinada localização na área em estudo, tal que  $S \subset \mathcal{R}^2$ ,  $\mathcal{R}^2$  é o espaço euclidiano bidimensional. Suponha-se que os dados,  $Z(s_1), \dots, Z(s_n)$ , deste processo, sejam registrados em localizações espaciais conhecidas  $s_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ), e gerados pelo modelo  $Z(s_i) = \mu(s_i) + e(s_i)$ . Neste modelo, os termos determinístico  $\mu(s_i)$  e estocástico  $e(s_i)$  dependem da localização espacial na qual  $Z(s_i)$  foi obtida. Assumiu-se que o erro estocástico  $e(\cdot)$  tem média zero,  $E[e(s_i)] = 0$ , e a variação entre pontos no espaço é determinada por uma função de covariância

$COV[e(s_i), e(s_u)] = C(s_i, s_u)$  e  $\mu(s) = \mu\mathbf{1}$  em que,  $\mu$  é um parâmetro desconhecido a ser estimado e  $\mathbf{1}$  é um vetor  $n \times 1$  de uns.

De forma equivalente, em notação matricial, tem-se:

$$\mathbf{Z} = \mu\mathbf{1} + \boldsymbol{\varepsilon}, \tag{1}$$

em que,

o vetor de erros aleatórios  $\boldsymbol{\varepsilon}$ , tem  $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{0}$  (vetor nulo), e

a matriz de covariância  $\boldsymbol{\Sigma} = [(\sigma_{iu})]$ , com  $\sigma_{iu} = [Cov(e(s_i), e(s_u))] = C(s_i, s_u)$ .

Assumiu-se que  $\boldsymbol{\Sigma}$  é uma matriz não singular e definida positiva  $n \times n$  e  $\mathbf{Z}$  segue uma distribuição normal n-variada com vetor de média  $\mu\mathbf{1}$  e matriz de covariância  $\boldsymbol{\Sigma}$ , isto é,  $\mathbf{Z} \sim N_n(\mu\mathbf{1}, \boldsymbol{\Sigma})$ .

Seja a forma paramétrica da matriz de covariância (URIBE-OPAZO et al., 2012),

$$\boldsymbol{\Sigma} = \varphi_1\mathbf{I}_n + \varphi_2\mathbf{R}(\varphi_3), \tag{2}$$

em que,

$\varphi_1$  é o efeito pepita ou erro de variância;

$\mathbf{I}_n$  é uma matriz identidade  $n \times n$ ;

$\varphi_2$  é a contribuição ou variância de dispersão;

$\varphi_3$  é uma função do alcance ( $a$ ) do modelo,

$\mathbf{R}(\varphi_3)$  é uma matriz  $n \times n$  que é função de  $\varphi_3$ .

Sendo que  $\mathbf{R}(\varphi_3)=[(r_{iu})]$  é simétrica com seus elementos da diagonal  $r_{ii} = 1$ , para  $i=1, \dots, n$ ;  $r_{iu} = \varphi_2^{-1}C(s_i, s_u)$  para  $\varphi_2 \neq 0$  e  $i \neq u = 1, \dots, n$ ; e  $r_{iu} = 0$  para  $\varphi_2 = 0$ ,  $i \neq u = 1, \dots, n$ . Além disso,  $r_{iu}$  depende da distância euclidiana  $h_{iu} = \|s_i - s_u\|$  entre os pontos  $s_i$  e  $s_u$ . A forma paramétrica da matriz de covariância  $\boldsymbol{\Sigma}$  dada em (2), ocorre para vários processos estacionários e isotrópicos (GUEDES et al., 2008), nos quais a covariância  $C(s_i, s_u) = C(h_{iu})$  é definida segundo a função de covariância  $C(h_{iu}) = \varphi_2 r_{iu}$ , para  $i \neq u = 1, \dots, n$ .

Nas funções de covariâncias  $C(h_{iu})$ , a variância de  $Z$  é  $C(0) = \varphi_1 + \varphi_2$ , e a semivariância é definida como  $\gamma(h) = C(0) - C(h)$  (DIGGLE & RIBEIRO JUNIOR, 2007).

A estrutura de dependência espacial entre os elementos amostrais e a presença de anisotropia foi identificada por meio da construção dos semivariogramas experimentais (omnidirecional e direcional), utilizando-se do estimador clássico de Matheron (Equação 3) para calcular os valores da semivariância em função da distância.

$$\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{2N(\mathbf{h})} \cdot \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [Z(\mathbf{s}_i + \mathbf{h}) - Z(\mathbf{s}_i)]^2, \tag{3}$$

em que,

$Z(\mathbf{s})$  é uma variável regionalizada na posição  $\mathbf{s}$ , sendo que  $\mathbf{s} \in S \subset \mathfrak{R}^2$ , que corresponde a um espaço euclidiano bidimensional, e

$N(\mathbf{h})$  é o número de pares de pontos amostrais separados por vetores  $\mathbf{h}$ , tais que  $\|\mathbf{h}\| = h$  é a distância euclidiana entre pontos (*lag*).

Para estimar o vetor de parâmetros desconhecidos  $\boldsymbol{\theta} = (\mu, \boldsymbol{\varphi}^T)^T$ , sendo  $\boldsymbol{\varphi} = (\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3)^T$ , utilizou-se do método de máxima verossimilhança (ML), em que  $\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\hat{\mu}, \hat{\boldsymbol{\varphi}}^T)^T$  maximiza o logaritmo da função de verossimilhança no domínio  $\Theta$ , sendo  $\Theta$  o espaço paramétrico. Considerando o processo estocástico  $\mathbf{Z}=(Z(s_1), \dots, Z(s_n))^T$ , em que  $\mathbf{Z} \sim N_n(\mu\mathbf{1}, \boldsymbol{\Sigma})$ , o método de

estimação de ML de  $\theta$  consiste em maximizar o logaritmo da função de verossimilhança (NESI et al., 2013):

$$l(\theta) = -\frac{n}{2} \log |\Sigma| - \frac{1}{2} (\mathbf{Z} - \mu \mathbf{1})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{Z} - \mu \mathbf{1}). \quad (4)$$

Para escolher o modelo que melhor se ajusta aos dados, utilizou-se da técnica de validação cruzada e o valor máximo do logaritmo da função verossimilhança (FARACO et al., 2008). Após a escolha, utilizou-se do vetor de parâmetros  $\hat{\theta}$  para a interpolação por krigagem ordinária.

Os valores da produtividade da soja em localizações não amostradas foram estimados por meio do interpolador chamado krigagem, considerando cada uma das grades amostrais. Os valores estimados da produtividade para as grades 100x100 m; 75x75 m e 50x50 m foram comparados com os valores estimados com a grade amostral de menor espaçamento amostral 25x25 m e, conseqüentemente, com o maior número de elementos amostrais. Essa comparação foi feita por meio de medidas de acurácia que são descritas na Tabela 1, obtidas pela construção de uma matriz chamada de matriz de erros descrita por DE BASTIANI et al. (2012), considerando como mapa-padrão para este estudo, o mapa temático construído com densidade 25x25 m.

TABELA 1. Medidas de acurácia. **Accuracy measures.**

Índice estimado	Fórmula	Intervalo	Critério	Referência
Exatidão Global (EG)	$EG = \sum_{i=1}^m \frac{n_{ii}}{n}$	[0, 1]	Nível mínimo de acurácia, se $EG \geq 0,85$	ANDERSON et al. (2001)
Índice de concordância de Kappa (K)	$K = \frac{n \sum_{i=1}^m n_{ii} - \sum_{i=1}^m (n_i \cdot n_i)}{n^2 - \sum_{i=1}^m (n_i \cdot n_i)}$	[0, 1]	Baixa acurácia, se $K < 0,67$ Média acurácia, se $0,67 \leq K < 0,80$ Alta acurácia, se $K \geq 0,80$	KRIPPENDORFF (2004)

$n$ : área total;  $n_{ii}$ : área pertencente à classe  $i$  do mapa modelo e do mapa de referência;  $n_i$ : : área pertencente à classe  $i$  do mapa modelo;  $n_i$ : : área pertencente à classe  $i$  do mapa de referência;  $m$ : número de classes.

Foi utilizado o *software* R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2013) e o módulo geoR (RIBEIRO JUNIOR & DIGGLE, 2013) para o estudo espacial dos dados, construção de mapas pela interpolação por krigagem ordinária e comparação dos mapas temáticos.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na Tabela 2, são apresentadas as estatísticas descritivas, que resumem o comportamento dos dados da produtividade da soja em todas as grades amostrais em estudo. Observa-se que, para as quatro grades amostrais, a produtividade média foi superior a 3,2 t ha<sup>-1</sup>, que é considerada alta na região. Os dados nas grades amostrais 25x25 m; 50x50 m e 75x75 m apresentam homogeneidade de nível médio, pois seus coeficientes de variação (CV%) estão entre 10 e 20% (GOMES, 2009). Entretanto, os dados com grade amostral 100x100 m têm alta homogeneidade, em função do valor CV% estar abaixo de 10%. No estudo dos coeficientes de assimetria e curtose, os dados da grade amostral 75x75 m apresentam uma distribuição simétrica e têm forma mesocúrtica, enquanto os dados das grades 25x25 m; 50x50 m e 100x100 m têm distribuições assimétricas à esquerda, segundo a classificação de JONES (1969).

TABELA 2. Parâmetros estatísticos da produtividade da soja ( $t\ ha^{-1}$ ) em diferentes grades amostrais. **Statistics parameters of soybean productivity ( $t\ ha^{-1}$ ) at different sampling grids.**

Estatística	25x25 m	50x50 m	75x75 m	100x100 m
Nº de amostras	549	188	66	44
Média	3,25	3,27	3,22	3,28
Mediana	3,26	3,28	3,19	3,32
Q1	3,00	3,00	2,96	3,11
Q3	3,85	3,55	3,48	3,49
Mínimo	1,56	1,63	2,09	2,26
Máximo	4,36	4,17	4,09	3,80
DP	0,40	0,40	0,38	0,32
CV (%)	12,36	12,17	11,71	9,72
Assimetria	-0,62	-0,53	-0,18	-0,89
Curtose	1,34	1,33	0,55	1,00

Q1: 1º quartil; Q3: 3º quartil; DP: desvio-padrão; CV: coeficiente de variação.

Os gráficos *boxplot*, construídos para a variável produtividade da soja, para cada grade amostral, são apresentados na Figura 1. Por meio desses gráficos, observa-se a presença de valores atípicos em cada densidade amostral, destacando-se, principalmente, valores baixos de produtividade da soja.

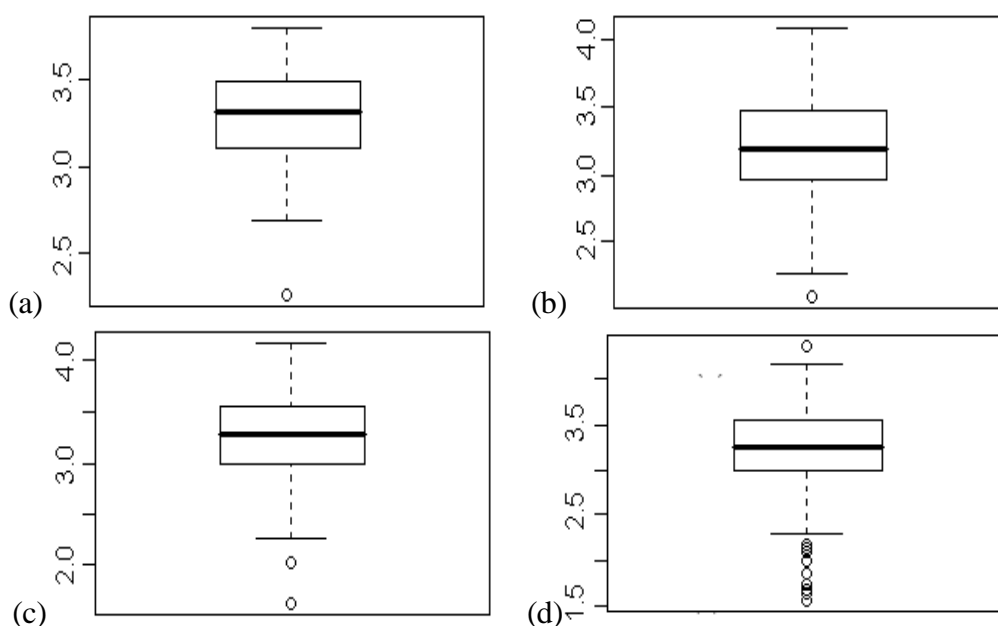


FIGURA 1. Gráficos *boxplot* da produtividade da soja ( $t\ ha^{-1}$ ) na safra de 2004/2005, para as grades amostrais (a) 100x100 m; (b) 75x75 m; (c) 50x50 m e (d) 25x25 m. **Boxplot soybean productivity ( $t\ ha^{-1}$ ) in harvest year 2004/2005, and for sample grids (a) 100x100 m, (b) 75x75 m, (c) 50x50 m e (d) 25x25 m.**

Baseado no estudo dos comportamentos dos gráficos *postplot* (Figura 2), com os valores da produtividade classificados segundo os quartis, observa-se que os dados não apresentaram tendências direcionais, atendendo assim à hipótese de estacionaridade intrínseca. No estudo da anisotropia (GUEDES et al., 2008), ao construir os gráficos dos valores da semivariância (Figura 3) nas direções 0°; 45°; 90° e 135°, verificou-se dificuldade em se calcular as semivariâncias para cada uma das direções, considerando as grades amostrais com os menores tamanhos amostrais, ou seja, para as grades 100x100 m (Figura 3-a) e 75x75 m (Figura 3-b). Essa dificuldade é gerada pelo baixo número de pares de pontos separados pelas distâncias  $h$ , no raio de tolerância de cada uma das direções avaliadas.

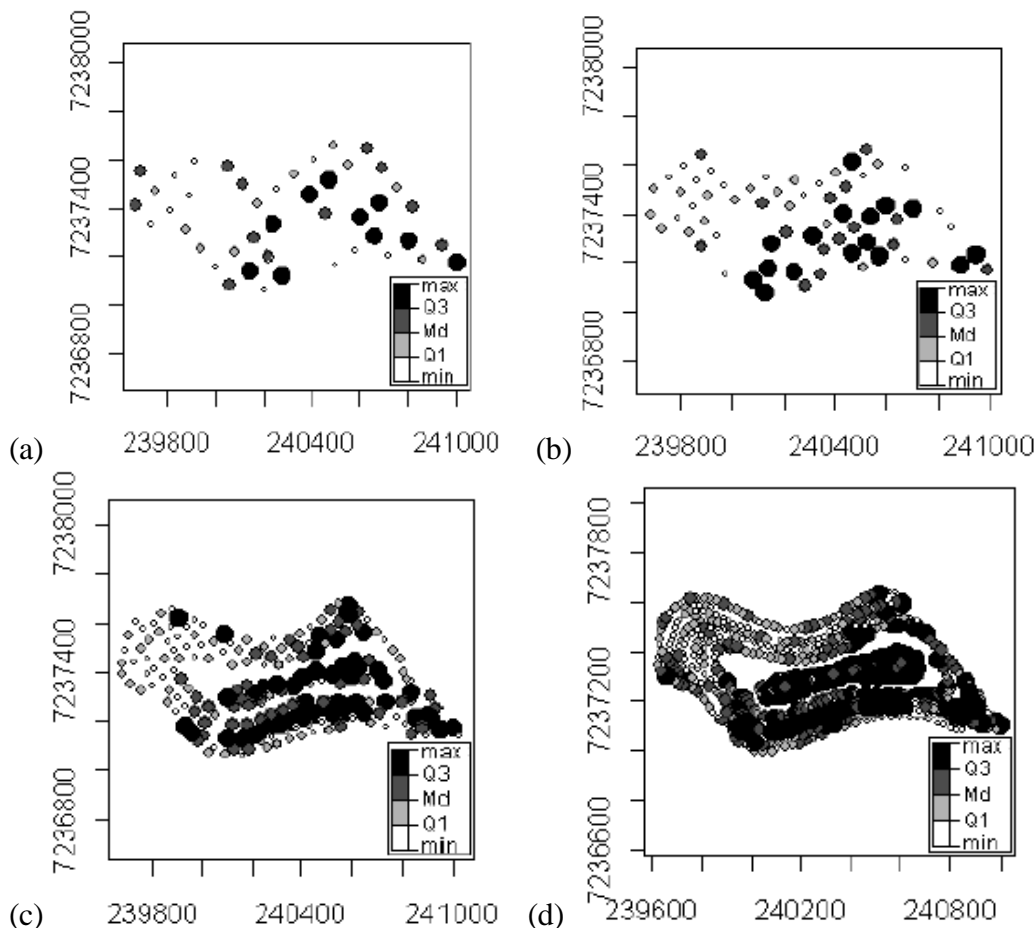
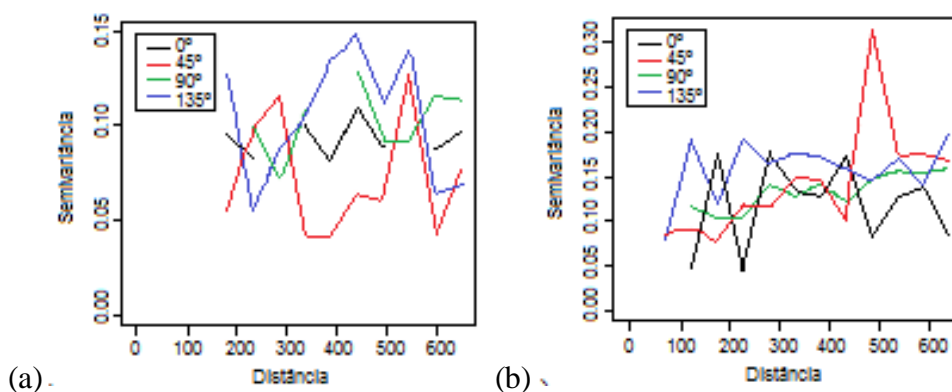


FIGURA 2. Gráficos *postplot* da produtividade ( $t\ ha^{-1}$ ) da soja na safra de 2004/2005, para as grades amostrais (a) 100x100 m; (b) 75x75 m; (c) 5x50 m e (d) 25x25 m. **Postplot graphics of soybean productivity ( $t\ ha^{-1}$ ) in the harvest year 2004/2005, for the sampling grid of (a) 100x100 m, (b) 75x75 m, (c) 50x50 m e (d) 25x25 m.**

Além disso, observou-se a existência de similaridade nos valores da semivariância em todas as direções estudadas. Assim, pelos semivariogramas direcionais construídos para cada grade amostral, considerou-se que a distribuição espacial da variável produtividade da soja é isotrópica em todas as grades amostrais em estudo, sendo necessário avaliar o semivariograma omnidirecional, construído para todas as direções, para descrever a variabilidade espacial em cada grade amostral.



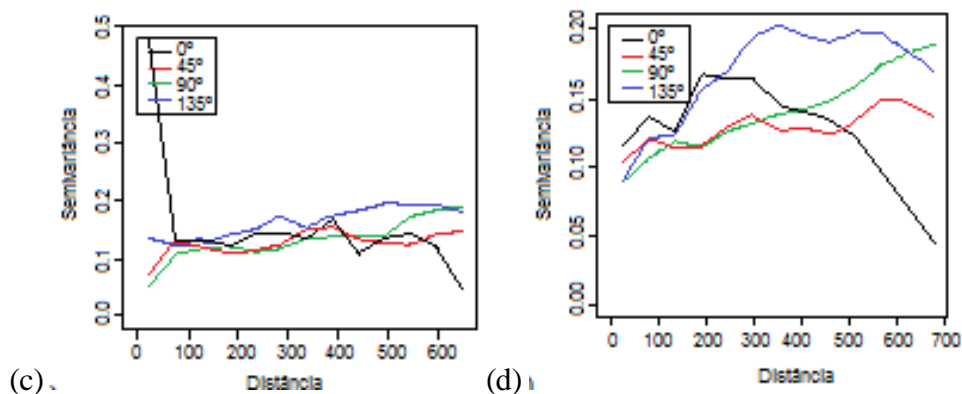


FIGURA 3. Gráficos semivariogramas direcionais para a produtividade ( $t\ ha^{-1}$ ) da soja na safra de 2004/2005, para as grades amostrais (a) 100x100 m; (b) 75x75 m; (c) 50x50 m e (d) 25x25 m. **Directional semivariograms for soybean productivity ( $t\ ha^{-1}$ ) in harvest year 2004/2005, for the sample grids (a) 100x100 m, (b) 75x75 m, (c) 50x50 m (d) 25x25 m.**

A Tabela 3 apresenta os resultados da análise geoestatística com os modelos ajustados e os parâmetros estimados da função semivariância que descreve a estrutura de variabilidade espacial da produtividade da soja ( $t\ ha^{-1}$ ) para as grades amostrais 25x25 m; 50x50 m; 75x75 m e 100x100 m. Segundo os critérios de validação cruzada e o valor máximo do logaritmo da função verossimilhança (FARACO et al., 2008), para as grades 25x25 m e 50x50 m, o modelo que melhor se ajustou foi o exponencial. Para as grades 75x75 m e 100x100 m, o modelo que melhor se ajustou foi o da família Matérn, com parâmetro de ordem  $k = 2$ . Os alcances estimados ( $\hat{a}$ ) obtidos representam a distância máxima em que os pontos amostrais estão correlacionados entre si, que variam nas grades em estudo de 283,60 m a 351,10 m. Analisando o coeficiente de efeito pepita relativo ( $EPR = (\varphi_1 / (\varphi_1 + \varphi_2)) \times 100$ ), segundo a escala de classificação de CAMBARDELLA et al. (1994), constatou-se uma dependência espacial moderada ( $25\% < EPR \leq 75\%$ ) em todas as grades amostrais em estudo.

O índice  $RV(\hat{\theta}^*) = \left| \frac{\hat{\theta}_i^* - \hat{\theta}_i}{\hat{\theta}_i} \right| \times 100$ , apresentado na Tabela 3, mede a variação da estimativa de um parâmetro obtido em uma grade amostral em estudo, em relação à estimativa do mesmo parâmetro, obtido na grade amostral 25x25 m. Pode-se observar que, ao analisar as estimativas dos parâmetros  $\varphi_1$ ,  $\varphi_2$  e  $\varphi_3$  na grade 50x50 m, os índices RV foram iguais a 36,07%; 32,26% e 19,61%, respectivamente, indicando um aumento nas estimativas desses parâmetros para a grade 50x50 m, quando se compararam essas estimativas obtidas com as mesmas estimativas, considerando a grade amostral de 25x25 m.

Ao comparar as estimativas dos parâmetros na grade amostral 75x75 m, com a grade amostral 25x25 m, utilizando o índice RV, observou-se que as estimativas de  $\varphi_2$  e  $\varphi_3$  tiveram o acréscimo de 42,08% e 46,02%, respectivamente. Finalmente, ao comparar as estimativas dos parâmetros na grade amostral 100x100 m, com a grade amostral 25x25 m, utilizando-se do índice RV, observou-se que as estimativas dos parâmetros  $\varphi_1$ ,  $\varphi_2$  e  $\varphi_3$  tiveram o acréscimo de 26,19%; 83,67% e 45,85%, respectivamente, em relação às mesmas estimativas obtidas na grade amostral de 25x25 m.

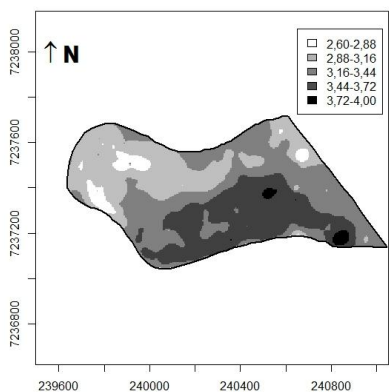
TABELA 3. Parâmetros estimados por ML e erros-padrão assintóticos estimados (entre parênteses) no ajuste dos modelos espaciais. **Estimated parameters by ML and asymptotic standard errors (in parentheses) for the fitted spatial models.**

Grade Amostral	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a} = g(\hat{\phi}_3)$
25x25 m	Exponencial	3,1811	0,0657	0,0998	97,8488	293,54
		(0,0178)	(0,0112)	(0,0056)	(5,0176)	(15,0528)
50x50 m	Exponencial	3,2225	0,0894	0,0676	117,0343	351,10
		(0,0295)	(0,0214)	(0,0145)	(22,6965)	(68,0895)
RV ( $\hat{\theta}^*$ )		1,30	36,07	32,26	19,61	19,61
<hr/>						
75x75 m	Matérn $\kappa = 2,0$	3,2069	0,0783	0,0578	52,8110	283,60
		(0,0456)	(0,0396)	(0,0319)	(21,7687)	(116,8979)
RV ( $\hat{\theta}^*$ )		0,81	19,18	42,08	46,02	3,39
<hr/>						
100x100 m	Matérn $\kappa = 2,0$	3,2791	0,0829	0,0163	52,9869	284,54
		(0,0475)	(0,0551)	(0,0509)	(111,3392)	(597,8915)
RV ( $\hat{\theta}^*$ )		3,08	26,19	83,67	45,85	3,07

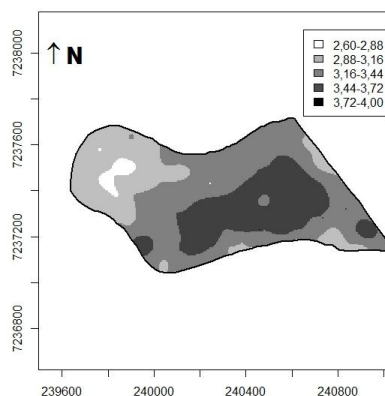
$\hat{a} = g(\hat{\phi}_3)$ : estimativa do alcance;  $\hat{\phi}_1$ : estimativa do efeito pepita;  $\hat{\phi}_2$ : estimativa da contribuição;  $\hat{\phi}_3$ : estimativa de uma função do alcance;  $RV(\hat{\theta}^*) = \left| \frac{\hat{\theta}_i^* - \hat{\theta}_i}{\hat{\theta}_i} \right| \times 100$ , para  $i = 1, \dots, 4$ .

Segundo a estrutura de dependência espacial obtida na Tabela 3, foram construídos os mapas temáticos da produtividade da soja ( $t\ ha^{-1}$ ) por meio da krigagem ordinária, os quais são apresentados na Figura 4.

Nas Figuras 4(a) a 4(d), verificaram-se mudanças nos mapas temáticos da produtividade da soja ( $t\ ha^{-1}$ ) elaborados, considerando as diferentes grades amostrais. Sendo assim, pode-se afirmar que, dependendo da densidade amostral e do número de pontos amostrais, os mapas temáticos apresentam diferenças.



(a)



(b)



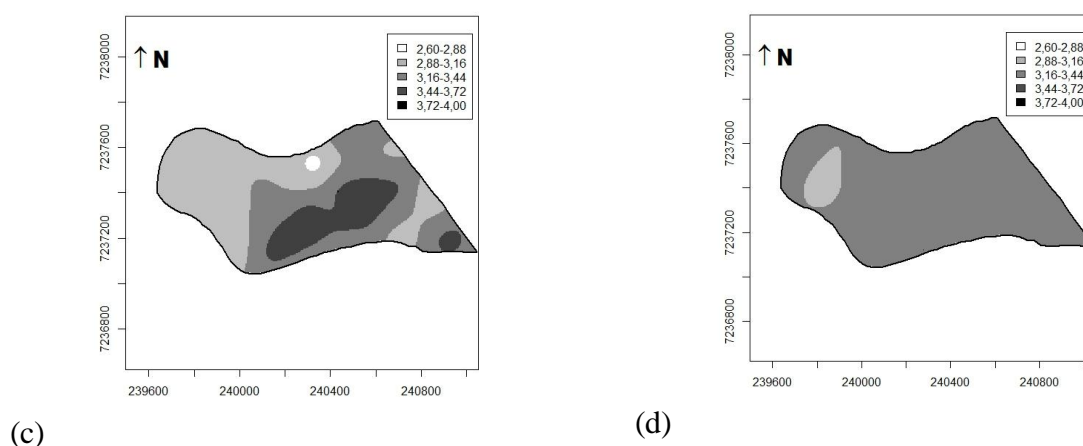


FIGURA 4. Mapas temáticos da produtividade da soja ( $t\ ha^{-1}$ ) na safra de 2004/2005, elaborados por krigagem ordinária para as grades amostrais (a) 25x25 m; (b) 50x50 m; (c) 75x75 m e (d) 100x100 m. **Thematic Maps of soybean productivity ( $t\ ha^{-1}$ ) in the harvest year 2004/2005, built by ordinary kriging for the sampling grid of (a) 25x25 m, (b) 50x50 m, (c) 75x75 m and (d) 100x100 m.**

Na Tabela 4, apresentam-se os valores estimados dos índices de acurácia de Exatidão Global (*EG*), Kappa (*K*) e seus respectivos intervalos de 95% de confiança *ICEG* e *ICK* (DE BASTIANI et al., 2012), obtidos da matriz de erros para comparar os mapas temáticos da produtividade de soja obtidos com a grade amostral 25x25 m (mapa de referência) e com as diferentes grades amostrais em estudo. Verifica-se que os mapas de produtividade da soja nas grandes amostrais 50x50 m; 75x75 m e 100x100 m têm baixos índices de Exatidão Global (*EG*) e Kappa (*K*), quando comparados com o mapa de grade amostral 25x25 m. Segundo a classificação de ANDERSON et al. (2001) e KRIPPENDORFF (2004) os índices de acurácia obtidos indicam pouca similaridade entre os mapas temáticos gerados com a grade amostral 25x25 m comparados com outros mapas temáticos elaborados com as grades amostrais 50x50 m; 75x75 m e 100x100 m.

TABELA 4. Medidas de acurácia na comparação dos mapas temáticos, considerando a grade 25x25 m para o mapa de referência. Accuracy measures in the comparison of thematic maps considering the 25x25 m grid for the reference map.

Grade Amostral	Métricas	Valor estimado	Intervalo de 95% de confiança	Classificação <i>EG</i> * e Kappa**
50x50 m	Exatidão Global - <i>EG</i>	0,595	<i>ICEG</i> [0,588;0,601]	Baixa acurácia
	Kappa - <i>K</i>	0,404	<i>ICK</i> [0,387;0,421]	Baixa acurácia
75x75 m	Exatidão Global - <i>EG</i>	0,534	<i>ICEG</i> [0,528;0,541]	Baixa acurácia
	Kappa - <i>K</i>	0,315	<i>ICK</i> [0,300;0,334]	Baixa acurácia
100x100 m	Exatidão Global - <i>EG</i>	0,403	<i>ICEG</i> [0,400;0,409]	Baixa acurácia
	Kappa - <i>K</i>	0,064	<i>ICK</i> [0,038;0,091]	Baixa acurácia

*ICEG*: intervalo de 95% de confiança para o índice de exatidão global, *ICK*: intervalo de 95% de confiança para o índice Kappa. \*Classificação segundo ANDERSON et al. (2001); \*\* Classificação segundo KRIPPENDORFF (2004).

## CONCLUSÕES

- Os mapas temáticos elaborados para cada grade amostral permitiram estimar a produtividade da soja ( $t\ ha^{-1}$ ) na área em estudo, possibilitando o zoneamento de regiões com menor e maior produtividade, o que facilita a tomada de decisão do agricultor, com a finalidade de uniformizar e maximizar a produtividade sem afetar o meio ambiente.

- Foi verificado que fatores, tais como o tamanho da amostra e a densidade amostral entre pontos, interferem na escolha do modelo espacial e nas estimativas dos parâmetros de variabilidade espacial da produtividade da soja.
- Os índices de acurácia apresentados neste trabalho indicaram que os mapas temáticos elaborados sofreram influência da densidade amostral, na distribuição espacial da produtividade da soja.

## AGRADECIMENTOS

A CNPq, CAPES, Fundação Araucária e FACEPE, pelo apoio financeiro ao desenvolvimento desta pesquisa.

## REFERÊNCIAS

- ANDERSON, J.F.; HARDY, E.E.; ROACH J.T.; WITMER R.E. A land use and land cover classification system for use with remote sensor data, U.S. Washington, DC: U.S. Geologic Survey, 2001. 41p. (Professional Paper 964).
- ASSUMPCÃO, B.R.; URIBE-OPAZO, M.A.; GALEA, M. Analysis of local influence in geostatistics using Student's t-distribution. **Journal of Applied Statistics**, London, v. 41, n. 11, p. 2323-2341, 2014.
- CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, I.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F.; KONOPKA, A.E. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa Soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 58, n. 2, p. 1501-1511, 1994.
- DE BASTIANI, F.; URIBE-OPAZO, M.A.; DALPOSSO, G.H. Comparison of maps of spatial variability of soil resistance to penetration constructed with and without covariables using a spatial linear model. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 32, n. 2, p. 394-404, 2012.
- DIGGLE, P. J.; RIBEIRO JUNIOR, P. J. Model based geostatistics. New York: Springer Series in Statistics, 2007. 228p.
- EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. – Rio de Janeiro: EMBRAPA-SPI, 2009. 412p.
- 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, MG, v. 32, n. 2, p. 463-476, 2008.
- GOMES, P.F. **Curso de estatística experimental**. 15. ed. Piracicaba: Degaspari, 2009. 451p.
- 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**, Viçosa, MG, v. 32, n. 6, p. 2217-2226, 2008.
- JONES, T.A. Skewness and kurtosis as criteria of normality in observed frequency distributions. **Journal of Sedimentary Petrology**, Tulsa, v. 39, n. 4, p. 1622-1627, 1969.
- KRIPPENDORFF, K. **Content analysis: an introduction to its methodology**. Beverly Hills: Sage Publications, 2004. 412p.
- MOLIN, J.P. **Agricultura de precisão: o gerenciamento da variabilidade**. 3. ed. Piracicaba: Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, USP, 2008. 83p.
- NESI, C.N.; RIBEIRO, A.; BONAT, W.H.; RIBEIRO JR., P.J. Verossimilhança na seleção de modelos para predição espacial. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 37, n. 2, p. 352-358, 2013.
- ODA-SOUZA, M.; BATISTA, J.L.F.; RIBEIRO JR., P.J.; RODRIGUES, R.R. Influência do tamanho e forma da unidade amostral sobre a estrutura de dependência espacial em quatro

formações florestais do estado de São Paulo. **Revista Floresta**, Curitiba, v. 40, n. 4, p. 849-860, 2010.

OLIVEIRA, I.R.; TEIXEIRA, D.B.; PANOSSO, A.R.; CAMARGO, L.A. Modelagem geoestatística das incertezas da distribuição espacial de fósforo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 37, n. 6, p. 1481-1491, 2013.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 3 jun. 2013.

RIBEIRO JUNIOR, P.J.; DIGGLE, P.J. geoR: A package for geostatistical analysis. **R-NEWS**, New York, v. 1, n. 2, 2001. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 3 jun. 2013.

URIBE-OPAZO, M.A.; BORSSOI, J.A.; GALEA, M. Influence diagnostics in Gaussian spatial linear models. **Journal of Applied Statistics**, London, v. 39, n. 3, p. 615-630, 2012.

WANG, X.J.; QI, F. The effects of sampling design on spatial structure analysis of contaminated soil. **Science of The Total Environment**, Barcelona, v. 224, n. 1, p. 29-41, 1998.