
SELEÇÃO ALEATÓRIA DE ELEMENTOS AMOSTRAIS PARA A CONSTRUÇÃO DE MAPAS DE RESISTÊNCIA DO SOLO A PENETRAÇÃO

Márcio Paulo de Oliveira¹, Gustavo Henrique Dalposso², Maycon Daniel Vieira³, Deonir Secco⁴

RESUMO

O estudo investigou o efeito da redução do número de elementos amostrais utilizados na representação da distribuição espacial da variável resistência do solo à penetração na camada de 0-0,1m realizada por meio da construção de mapas temáticos. O Grid₁₀₀, com cem elementos amostrais espaçados 10m, são utilizados como referência; e a redução do número de amostras considera um Grid₂₅, ou seja, com 25 elementos amostrais espaçados 20 m, dos quais foram selecionados três elementos por seleção aleatória para formar um Grid₄₆, que é constituído pelos 25 elementos do Grid₂₅ mais os 21 elementos amostrais vizinhos dos três obtidos de modo aleatório no conjunto do Grid₂₅. A comprovação da eficácia do sorteio aleatório para a escolha dos elementos a serem amostrados foi realizada por meio da comparação de dois mapas temáticos da resistência do solo à penetração a 0-0,1m. O primeiro mapa gerado considerou para uma região de 10.000 m² um conjunto amostral de 100 pontos com distância de 10m, que foram utilizados para a construção do mapa de referência com o Grid₁₀₀. O segundo mapa foi gerado considerando a mesma região, mas com o conjunto de dados reduzidos, o Grid₄₆, chamado mapa modelo. A comparação dos mapas foi realizada por meio da matriz dos erros com os índices de exatidão global e Kappa de 0,87 e 0,78, respectivamente. Essa forma de se obter uma malha amostral é um recurso à redução do número de amostras com vistas à minimização das operações de campo e custos de laboratório para a mensuração de outras propriedades do solo. A avaliação dos índices mostrou que os mapas possuem semelhança muito boa, o que sugere que em uma atividade de campo para amostragem dessa propriedade do solo, pode-se realizar amostragem apenas nos pontos obtidos pela grade modelo, o que reduz o número de amostras a serem coletadas.

Palavras-chave: dependência espacial, exatidão global, índice Kappa, krigagem, matriz dos erros.

ABSTRACT

RANDOM SELECTION OF SAMPLE ELEMENTS AS A RESOURCE TO CONSTRUCT THEMATIC MAPS FOR THE SOIL RESISTANCE TO THE PENETRATION

The study investigated the effect of reduction of the sample elements number used in the representation of the distribution of spatial variable of soil resistance to the penetration (RSP) on layer 0-0,1m in the thematic maps. The Grid100, with one hundred sample elements marked every 10m is used as reference set and the reduction of the number of samples is considered as Grid 25. In other words, 25 elements sample marked every 20 m plus 21 elements sample that is neighbor of three elements sample selected by random process within Grid25. The random process efficiency was verified by comparison of maps of spatial variability of soil resistance to penetration on layer 0-0,1m. The first map constructed for a region of 10.000 m² considered a sample set with 100 points marked every 10m, called reference map with the Grid100. The second map constructed to the same region, but using the sample set reduced, the Grid46, called model map. The comparison between the thematic maps was realized by error matrix with the index values of global accuracy and Kappa of 0,87 and 0,78, respectively. The index showed that the thematic maps have a very good similarity. This form to select the sampling grid is a resource to reduced number of sample to minimize the field operations and the costs including the laboratory labor to measure other soil properties. Thus, the reduction of the number of sample grid, called Grid46, is suggested to sampling the soil properties in the region of study with purpose to reduce the number of samples to be collected and the costs to measure it.

Keywords: error matrix, global accuracy, Kappa index, kriging, spatial dependency.

Recebido para publicação em 26/06/2012. Aprovado em 06/11/2012.

1 - Matemático, Professor Assistente da UTFPR, Câmpus Toledo, Toledo, PR, marciooliveira@utfpr.edu.br

2 - Matemático, Professor Assistente da UTFPR, Câmpus Toledo, Toledo, PR, gustavodalposso@utfpr.edu.br

3 - Matemático, Mestrando em Energia na Agricultura da UNIOESTE, Cascavel, PR, maycondaniel@hotmail.com

4 - Engenheiro Agrônomo, Professor Assistente, UNIOESTE, Câmpus Cascavel, Cascavel, PR, deonir@unioeste.br

INTRODUÇÃO

O emprego de mapas temáticos para caracterizar a dispersão espacial de propriedades do solo requer observações que visem a informar quantitativamente o comportamento da variável na região de estudo. As grades amostrais são definidas de modo a fornecer uma representação da região de estudo, que será tão real quanto maior for o número de elementos amostrais definidos sobre a grade, que será o objeto com as informações observadas da variável que se busca investigar.

A definição de uma grade amostral deve levar em consideração os recursos que serão usados para o levantamento de dados, de modo que o número de elementos amostrais que serão utilizados deve levar em conta as operações de campo para que as observações da variável investigada sejam realizadas de forma a representar a região de estudo sem custos desnecessários (CARVALHO *et al.*, 2002).

A construção de mapas temáticos é precedida de uma análise geoestatística que é entendido como o conjunto de procedimentos estatísticos que são aplicados em estudos cujos dados são referenciados no espaço, considerando não apenas o valor observado, mas também a característica que as observações mais próximas geograficamente tendem a possuir valores semelhantes (RIBEIRO JUNIOR, 1995).

A resistência do solo à penetração é uma medida indireta do estado de compactação do solo que pode ser limitante ao crescimento das plantas. A investigação do comportamento dessa variável em solos agrícolas permite planejar as operações agrícolas que serão apropriadas para essa área como o tipo de manejo que será adotado: sistema convencional, sistema direto, entre outros (OLIVEIRA *et al.*, 2011). A compactação do solo pode ser avaliada por meio da resistência do solo à penetração, e a compactação está associada com o desenvolvimento de culturas, como a soja, que apresentou decréscimo na produtividade ante ao acréscimo da resistência do solo à penetração (BEUTLER & CENTURION, 2004).

Este trabalho objetivou investigar o efeito da redução do número de elementos amostrais

utilizados para a construção de mapas temáticos da variável resistência do solo à penetração que foram observados em uma área agrícola experimental de 10.000 m².

MATERIAL E MÉTODOS

A área em estudo está situada na cidade de Cascavel no Paraná, com coordenadas 246300 l e 7239350 N, com altura média de 674 m, precipitação de 1.640mm e temperaturas médias anuais de 19°C. O clima local é temperado mesotérmico e super úmido, Cfa segundo a Classificação de Köppen. Na área experimental é praticado o sistema de plantio direto e, nos últimos dez anos, realizou-se o rodízio das culturas de soja, milho, trigo e aveia. O solo da área estudada foi classificado como sendo um Latossolo Vermelho Distroférrico típico, textura argilosa a muito argilosa (600 g kg⁻¹ de argila; 320 g kg⁻¹ de silte e 80 g kg⁻¹ de areia), substrato basalto e relevo suave ondulado (EMBRAPA, 2006).

A RSP (MPa) foi medida com auxílio de um penetrômetro modelo penetroLOG digital PLG1020 da marca Falker - Solo Star, acoplado a um quadriciclo, obtendo amostras até a profundidade de 0-0,1 m, sendo utilizado a média de cinco repetições em cada ponto georreferenciado.

O mapa temático dessa variável foi primeiramente gerado considerando uma grade amostral regular definida com 100 x 100 m totalizando 100 elementos amostrais com distância de 10 m entre os pontos.

Um segundo mapa foi gerado considerando na mesma grade amostral regular com 100 x 100 m um total de 25 elementos amostrais para figurar uma grade regular com distância de 20 m entre os pontos, mais os pontos vizinhos que distam 10 m de três pontos obtidos por sorteio aleatório no conjunto dos 25 pontos, de modo que foi usado um total de 46 pontos para a construção do segundo mapa com a grade amostral modelada.

A Figura 1 (A) apresenta a grade amostral formada por 100 pontos considerando uma distância de 10 metros entre pontos. Este conjunto será chamado de Grid₁₀₀ e os valores da resistência do solo à penetração (RSP) nestes locais foram utilizados na análise para compor o mapa de referência.

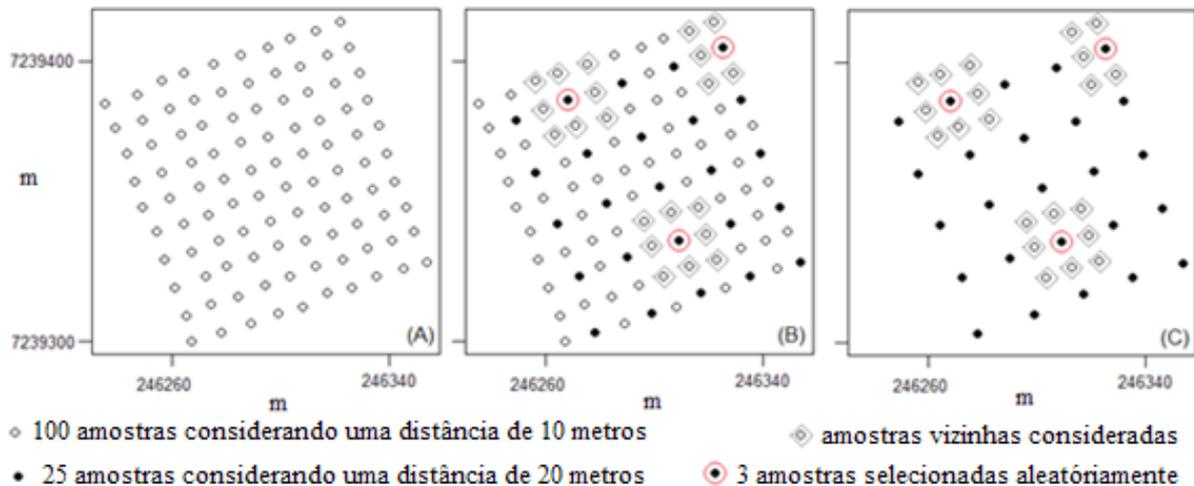


Figura 1. (A) Grade amostral com 100 pontos considerando uma distância de 10 metros entre pontos; (B) Sorteio aleatório; (C) Grade amostral com 46 pontos.

Na Figura 1 (B), apresenta-se a mesma grade amostral da Figura 1 (A), porém, com alguns pontos aparecendo destacados. Inicialmente, selecionou-se 25 pontos considerando uma distância de 20 metros e, dentre estes, 3 foram sorteados aleatoriamente. Posteriormente, para compor o conjunto amostral que será utilizado para elaborar o mapa modelo, consideraram-se os pontos vizinhos das amostras selecionadas aleatoriamente, o que resultou em um conjunto formado por 46 pontos. Na Figura 1, (C) apresenta-se este conjunto, que será chamado de Grid₄₆ (BANERJEE *et al.*, 2008).

A dependência espacial de uma variável regionalizada pode ser avaliada por meio do semivariograma experimental cujas semivariâncias $\gamma(h)$ são definidas como a metade da esperança matemática do quadrado da diferença do valor da variável regionalizada Z observada em dois pontos separados, no espaço, por um vetor h , sendo dada pela seguinte equação:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E[(Z(x) - Z(x+h))^2] \quad (1)$$

A função de semivariância $\gamma(h)$ pode ser estimada pelo estimador clássico de Matheron (1963) dado por:

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

em que,

$\hat{\gamma}(h)$ é a semivariância estimada;

$N(h)$ é o número de pares de dados $[Z(x_i), Z(x_i+h)]$, utilizados na estimativa, e h a distância entre as observações das variáveis aleatórias $Z(x_i)$.

A escolha de um modelo de semivariograma é um procedimento que requer um julgamento baseado na experiência e uma compreensão das limitações matemáticas da função (McBRATNEY & WEBSTER, 1986).

A grande diversidade de modelos e métodos de ajustes para os semivariogramas conduz a utilização da validação cruzada, pois após validação cruzada do modelo do semivariograma, pode-se ter assegurado que a predição baseada no modelo variográfico é não viciada e o erro quadrático médio de predição é minimizado (CRESSIE, 1991).

O modelo escolhido fornece parâmetros necessários para a krigagem, o interpolador geoestatístico. No método da krigagem, os pesos são atribuídos de acordo com a variabilidade espacial expressa no semivariograma; no entanto, o que torna a krigagem um interpolador ótimo é a maneira como os pesos são distribuídos, não sendo tendencioso, tendo variância mínima e possibilitando que se conheça a variância da estimativa (WEBSTER & OLIVER, 1990).

No Quadro 1, apresenta-se a estrutura da matriz dos erros constituída por *pixels* do mapa de referência que são indicados nas colunas, enquanto os *pixels* do mapa modelo são indicados nas linhas. Os elementos da matriz representam as quantidades de *pixels* pertencentes à classe i do mapa modelo e à classe j do mapa de referência.

Quadro 1. Matriz dos erros genérica de ordem $k \times k$

	Mapa de referência					
	Classe	C ₁	C ₂	. . .	C _k	Total Linha
Mapa modelo	C ₁	n ₁₁	n ₁₂	. . .	n _{1k}	n _{1.}
	C ₂	n ₂₁	n ₂₂	. . .	n _{2k}	n _{2.}

	C _k	n _{k1}	n _{kk}	. . .	n _{kk}	n _{k.}
Total Coluna n _j		n _{.1}	n _{.2}	. . .	n _{.k}	N

k: número de classes; n_{ij}: número de *pixels* classificados na classe *i* do mapa modelo e na classe *j* do mapa de referência.

A avaliação da matriz dos erros permite a constatação de que se os dois mapas forem iguais, os elementos fora da diagonal principal serão nulos.

A exatidão global (EG) é uma estatística utilizada para avaliar a similaridade entre algo real ou controlado e um modelo ajustado é dado por:

$$EG = \frac{\sum_{i=1}^k n_{ii}}{n} \quad (3)$$

Segundo Congalton e Green (1999), o índice Kappa fornece uma medida de concordância entre os valores do mapa modelo e os do mapa de referência e é dado por:

$$\hat{K} = \frac{n \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k n_{i.} n_{.i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k n_{i.} n_{.i}} \quad (4)$$

RESULTADOS E DISCUSSÃO

No Quadro 2, apresentam-se as análises estatísticas descritivas da resistência do solo à penetração (RSP), na profundidade de 0-0,1 m, para os dois conjuntos amostrais.

Destaca-se que as amplitudes dos valores da RSP não se alteraram com a diminuição do

número de elementos na grade amostral, pois ambos os conjuntos apresentam o mesmo valor de máximo e mínimo. Como todos os valores de RSP apresentados no Quadro 2 pertencem ao intervalo que varia de 0,55 a 1,98 MPa, verifica-se que, segundo classificação proposta por Canarache (1990), a área monitorada é formada por regiões onde não existem limitações ao crescimento de raízes (RSP < 1,1 MPa) e regiões onde podem ocorrer poucas limitações ao crescimento de raízes (1,1MPa < RSP < 2,5MPa).

Estes valores são, em geral, mais baixos do que os encontrados por Assumpção *et al.* (2011) em uma área de produção comercial de 56,68 ha cultivada com soja em Cascavel-PR, em que 50% das 47 amostras de RSP na camada 0-0,1 m apresentaram medidas superiores a 2,64 MPa. A região em estudo neste trabalho obteve valores que, em geral, são mais baixos, um ver que, no período em que as coletas da RSP foram realizadas, a área experimental estava sendo cultivada com Crambe (*Crambe abyssinica Hochst*), uma oleaginosa pertencente à família das brassicáceas e nativa da zona do mediterrâneo, que apresenta sistema radicular profundo (KNIGHTS, 2002), o que auxilia na descompactação do solo (SILVA *et al.*, 1985).

Observa-se que 50% das amostras do conjunto Grid₁₀₀ se encontram no intervalo de amplitude 0,69 (mediana – mínimo) e a outra metade das amostras se encontra no intervalo de amplitude 0,74 (máximo – mediana). Este comportamento também ocorre nas amostras do conjunto Grid₄₆,

Quadro 2. Parâmetros de estatísticas descritivas da RSP (MPa) para o Grid₁₀₀ e Grid₄₆

Estatísticas	Grid ₁₀₀	Grid ₄₆
Mínimo	0,55	0,55
Q ₁	1,04	0,98
Mediana	1,24	1,15
Média	1,22	1,19
Q ₃	1,40	1,39
Máximo	1,98	1,98
Desvio padrão	0,29	0,32
CV (%)	23,90	26,50
Assimetria	0,12	0,22
Curtose	2,74	2,77
p-valor	0,98	0,97

Q₁: primeiro quartil; Q₃: terceiro quartil; CV: coeficiente de variação; p-valor: nível descritivo com 5% de significância.

Quadro 3. Semivariâncias experimentais da RSP e número de pares utilizados

Distância (m)	Grid ₁₀₀		Grid ₄₆	
	Semivariância	n	Semivariância	n
9,43	0,059	177	0,068	40
14,14	0,067	164	0,053	44
18,86	0,057	174	0,074	57
23,57	0,064	275	0,079	46
28,29	0,064	227	0,071	51
33,00	0,069	339	0,079	57
37,71	0,067	227	0,090	41
42,43	0,080	456	0,095	88
47,14	0,083	191	0,105	44
51,86	0,084	455	0,106	81
56,57	0,086	221	0,114	51
61,29	0,084	393	0,111	97
66,00	0,093	215	0,100	45

n: número de pares utilizados para obter a semivariância experimental.

em que estes valores são, respectivamente, 0,60 e 0,83. Assim, fica evidenciado uma assimetria em ambos os conjuntos amostrais, porém, pode-se assumir que estes apresentam distribuição normal, pois os coeficientes de variação indicam que os conjuntos são homogêneos (GOMES, 2000) e os níveis descritivos (p-valores) do teste de Anderson-darling indicam normalidade com 5% de significância, conforme apresentado no Quadro 2.

No Quadro 3, apresentam-se as semivariâncias experimentais calculadas utilizando o estimador de Matheron, as distâncias utilizadas e o número de pares considerados em cada cálculo.

Destaca-se que as distâncias entre pares de amostras utilizadas para o cálculo das semivariâncias em ambos os conjuntos é a mesma; e o fato de diminuir o número de amostras implicou na redução do número de pares e em um leve

acréscimo nas estimativas das variâncias. Levando em consideração que, para todas as distâncias, o número de pares apresentados no Quadro 3 é maior que 30, ambas as estruturas tendem a fornecer resultados confiáveis, pois conforme relata Mourão Junior (2008), um importante fundamento matemático, denominado teorema central do limite, garante que com um n em torno de 30, as médias amostrais apresentam uma distribuição que tende à distribuição normal, independentemente da forma da distribuição da amostra em si; em outras palavras, os testes estatísticos são robustos o suficiente para fornecer resultados confiáveis, independentemente da distribuição das amostras, quando n é maior que 30.

Como o semivariograma experimental fornece apenas informações discretas sobre a estrutura de dependência espacial, é necessário ajustar um modelo teórico para obter parâmetros necessários para realizar a predição dos valores de RSP em locais não amostrados. No Quadro 4, apresentam-se os modelos ajustados com os respectivos parâmetros.

Observa-se que, tanto para o Grid₁₀₀ como para o Grid₄₆, o modelo que apresentou maior alcance, ou seja, o maior raio de dependência espacial, foi o gaussiano ajustado por mínimos quadrados ponderados (Quadro 4); porém, conforme argumentam Dalposso *et al.* (2009), este modelo deve ser desconsiderado devido ao fato de ultrapassarem a distância máxima entre duas amostras, que é de 131 m.

O segundo maior alcance é fornecido pelo modelo exponencial, também ajustado por mínimos quadrados ponderados. Utilizando 100 amostras de RSP com espaçamento 75x75 m na camada 0-0,1 m, coletadas em uma área de produção de grãos de 57 ha, localizada em um Latossolo Vermelho distroférrico no município de Cascavel – PR, Faraco *et al.* (2008) ajustaram modelos exponenciais, esféricos e gaussianos aos semivariogramas experimentais e observaram que o modelo exponencial ajustado por mínimos quadrados apresentou maior alcance quando comparado aos demais modelos ajustados por mínimos quadrados e mínimos quadrados ponderados (Quadro 4).

O grau de dependência espacial entre amostras é mensurado pelo efeito pepita relativo $E(\%)$ e, segundo Cambardella *et al.* (1994), a dependência espacial é classificada como forte se $E(\%) < 0,25$, moderada se $0,25 \leq E(\%) \leq 0,75$ e fraca ou baixa se $E(\%) > 0,75$. Diante do exposto, destaca-se que de maneira geral, os modelos ajustados apresentam moderada dependência espacial. Como foram ajustados diversos modelos teóricos aos semivariogramas experimentais, se faz necessário utilizar alguma metodologia para decidir qual o melhor ajuste. Com esse intuito, optou-se por utilizar as estatísticas da validação cruzada, pois conforme resultados obtidos por Faraco *et al.* (2008), esta metodologia se mostrou mais adequada para a escolha do melhor ajuste. As estatísticas da validação cruzada são apresentadas no Quadro 5.

Quadro 4. Modelos ajustados e parâmetros obtidos

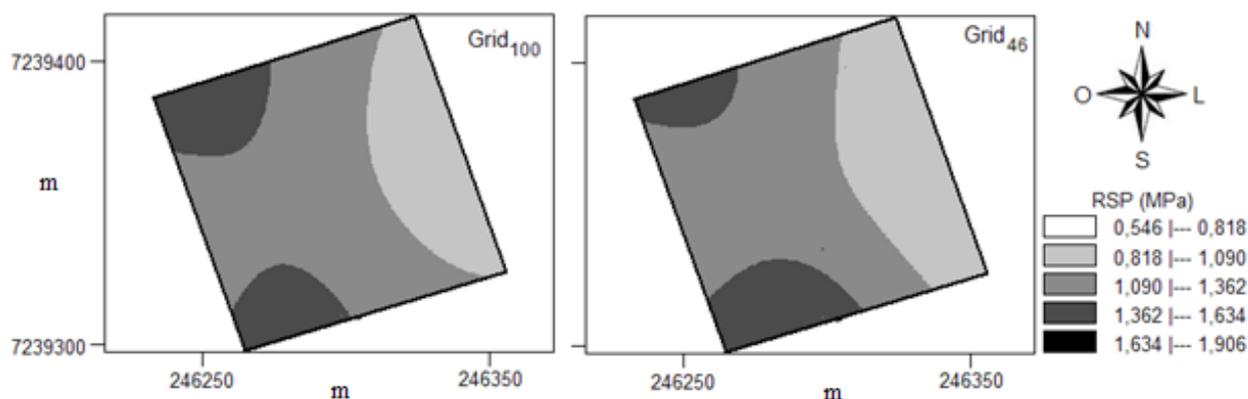
	Modelo	Método	a	φ_1	φ_2	$\varphi_1 + \varphi_2$	$E(\%)$
Grid ₁₀₀	Exponencial	OLS	89,87	0,039	0,052	0,091	0,43
		WLS1	119,82	0,041	0,057	0,098	0,42
	Esférico	OLS	55,00	0,044	0,038	0,083	0,54
		WLS1	90,00	0,048	0,045	0,093	0,51
	Gaussiano	OLS	95,20	0,057	0,044	0,101	0,56
		WLS1	155,77	0,059	0,080	0,139	0,43
Grid ₄₆	Exponencial	OLS	89,87	0,031	0,086	0,117	0,26
		WLS1	119,82	0,035	0,093	0,128	0,27
	Esférico	OLS	55,00	0,038	0,066	0,103	0,36
		WLS1	90,00	0,047	0,073	0,120	0,39
	Gaussiano	OLS	95,19	0,062	0,069	0,131	0,47
		WLS1	155,77	0,066	0,126	0,192	0,34

OLS: mínimos quadrados ordinários, WLS1: mínimos quadrados ponderados, a : alcance, φ_1 : efeito pepita, φ_2 : contribuição, $\varphi_1 + \varphi_2$: patamar e E : efeito pepita relativo 100. ($\varphi_1 / (\varphi_1 + \varphi_2)$).

Quadro 5. Validação cruzada Grid₁₀₀

	Modelo	Método	EM	\overline{ER}	DP_{EM}	S_{ER}	EA
Grid ₁₀₀	Exponencial	OLS	-0,00012	-0,00024	0,25885	1,06110	20,126
		WLS1	-0,00013	-0,00024	0,25811	1,06505	20,051
	Esférico	OLS	-0,00007	-0,00012	0,26079	1,06879	20,255
		WLS1	0,00001	0,00002	0,25603	1,04442	19,852
Gaussiano	OLS	0,00014	0,00028	0,25425	1,02560	19,676	
Grid ₄₆	Exponencial	OLS	-0,00047	-0,00091	0,26269	1,06809	20,539
		WLS1	-0,00043	-0,00082	0,26140	1,06063	20,393
	Esférico	OLS	-0,00041	-0,00079	0,26393	1,07896	20,522
		WLS1	-0,00015	-0,00028	0,25805	1,01884	20,040
	Gaussiano	OLS	0,00009	0,00019	0,25531	0,98414	19,707

EM : erro médio, \overline{ER} : erro médio reduzido, DP_{EM} : desvio padrão do erro médio, S_{ER} : desvio padrão dos erros reduzidos e EA : erro absoluto.

**Figura 2.** Mapas temáticos da RSP (MPa) na camada 0-0,10 m.

Segundo o critério de validação cruzada o melhor modelo é o que fornece os valores de EM e \overline{ER} mais próximos de zero, o menor valor de DP_{EM} , o valor de S_{ER} mais próximo de um e o menor EA . Para ambos os conjuntos, optou-se por escolher o modelo gaussiano ajustado por mínimos quadrados, apresentado no Quadro 5. Na Figura 2, apresentam-se os mapas temáticos da RSP (MPa), gerados utilizando interpolação por krigagem em uma malha regular formada por 56606 pixels⁵.

Analisando a Figura 2 é possível verificar que os mapas apresentam um comportamento semelhante, pois os maiores valores de RSP encontram-se nas regiões noroeste e sudoeste, os menores valores se encontram no leste da área monitorada e grande

parte da região apresenta RSP no intervalo que varia de 1,090 a 1,362 MPa. Porém, uma comparação visual entre os mapas pode ser subjetiva e com isso, faz-se necessário a adoção de uma metodologia que seja capaz de quantificar esta semelhança entre os mapas.

Para melhor comparar estes mapas, é conveniente quantificar seus 56606 pixels em uma matriz, conhecida como matriz dos erros, definindo o mapa gerado com o conjunto Grid₁₀₀ como o de referência, visto que ele é elaborado com maior quantidade de amostras, e o mapa gerado com o conjunto Grid₄₆ como o mapa modelo, devido à implantação da seleção aleatória de amostras. No Quadro 6, apresentam-se a matriz dos erros que compara os dois mapas.

Quadro 6. Matriz dos erros dos *pixels* dos mapas de RSP

Grid ₄₆	Grid ₁₀₀					TOTAL
	C1	C2	C3	C4	C5	
C1	2	1	0	0	0	3
C2	0	14418	0	0	0	14418
C3	0	2742	26970	1825	0	31537
C4	0	2	2831	7811	0	10644
C5	0	0	2	1	1	4
TOTAL	2	17163	29803	9637	1	56606

C1: Classe 1 definida no intervalo de [0,546; 0,818); C2: Classe 2 definida no intervalo de [0,818;1,090); C3: Classe 3 definida no intervalo de [1,090; 1,362); C4: Classe 4 definida no intervalo de [1,362; 1,634) e C5: classe 5 definida no intervalo de [1,634; 1,906].

Quadro 7. Área (m²) estimada em cada classe

MAPA	C1	C2	C3	C4	C5	Total
Grid ₁₀₀	0,4	3032	5265	1702,5	0,2	10000
Grid ₄₆	0,5	2547,1	5571,3	1880,4	0,7	10000

Na matriz dos erros, os *pixels* do mapa padrão ou de referência são quantificados nas colunas e os *pixels* do mapa modelo são quantificados nas linhas. Assim, tem-se que dos 56606 *pixels*, dois (2) estão na primeira classe do mapa padrão e três (3) estão na primeira classe do mapa modelo, apresentado no Quadro 6. Esta primeira informação permite realizar uma estimativa da área em cada classe, informação importante para o planejamento de alguma atividade localizada. Por exemplo, tem-se que 56606 *pixels* correspondem a uma área de 10.000 m², logo, o total de *pixels* na classe C2 do mapa padrão (17163) corresponde a uma área de 3032 m². Seguindo o mesmo procedimento, foram obtidas as estimativas do Quadro 7.

Observa-se que a maior diferença ocorre na classe C2, que corresponde a valores de RSP no intervalo [0,818;1,090) pois, dos 10.000 m² da área monitorada, aproximadamente 3030 m² pertencem a esta classe no mapa de referência (Grid₁₀₀) e aproximadamente 2550 m² pertencem a esta classe no mapa modelo (Grid₄₆). Para as outras classes, as diferenças são menos acentuadas, o que demonstra uma conformidade entre os mapas, apresentada no Quadro 7.

A diagonal principal da matriz dos erros apresentados no Quadro 6 indica a quantidade de *pixels* classificados identicamente nos dois mapas. Estes elementos permitem calcular a exatidão global (EG), uma medida de acurácia que pode ser utilizada na comparação dos mapas. Do Quadro 6, tem-se que EG = 0,87, ou seja, a exatidão global foi de 87%. Este valor também indica que os mapas temáticos são similares, pois de acordo com Anderson *et al.* (1976), o nível mínimo de precisão aceitável é de 85%.

Como a exatidão global leva em consideração apenas os elementos da diagonal principal da matriz dos erros, se faz necessário utilizar outra medida que leve em consideração uma maior quantidade de elementos. Neste sentido, calculou-se o índice Kappa, uma medida que vem sendo adotada na comparação de mapas temáticos de RSP, como no trabalho de De Bastiani *et al.* (2012) no qual os autores utilizam esta medida de acurácia para comparar um mapa de RSP na camada 0,2-0,3 m com um mapa na mesma camada porém, utilizando as camadas 0,0-0,1 m e 0,1-0,2 m, como covariáveis. Dos dados apresentados no Quadro 6, foi obtido o valor de 0,78 para o índice Kappa, o que segundo Ladis e Kock (1997) indica uma semelhança muito boa.

CONCLUSÕES

- Os mapas obtidos mostraram, que com a redução do número de elementos amostrais, a distribuição espacial da variável resistência do solo à penetração, na camada 0-0,1m, do mapa gerado com o Grid₄₆, obteve muito boa semelhança com o mapa gerado com o Grid₁₀₀;
- A comparação dos mapas permite a escolha de uma grade amostral, como o Grid₄₆, para a região em estudo, pois representa a distribuição espacial da variável com um número reduzido de elementos amostrais, o que causa a redução das operações de campo;
- O emprego do Grid₄₆ para investigações de variáveis como a produtividade que está associada à amostragem e mensuração de propriedades físicas e químicas do solo é um recurso que pode conduzir a menores custos e maior agilidade na obtenção de dados, comparativamente aquela que se teria ao dar continuidade às investigações com o Grid₁₀₀.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ANDERSON, J.R.; HARDY, E.E.; ROACH, J.T.; WITMER, R.E. et al. A land use and land cover classification system for use with remote sensor data. **Geological Survey Professional Paper 964**. Washington: USGS. 1976. 41p.
- ASSUMPCAO, R.A.B.; OPAZO, M.A.U.; GALEA, M. Local influence for spatial analysis of soil physical properties and soybean yield using student's t-distribution. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.35, n.6, 2011.
- BANERJEE, S.; GELFAND, A.E.; FINLEY, A.O.; SANG, H. Gaussian predictive process models for large spatial data sets. **Journal of the Royal Statistical Society**, London, v.70, part 4, p.825-848, 2008.
- BEULTER, A.N.; CENTURION, J.F. Compactação do solo no desenvolvimento radicular e na produtividade da soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.39, n.6, p.581-588, 2004.
- CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, J.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 America Journal**, Madison, v.58, n.5, p.1501-1511, 1994.
- CANARACHE, A. Penetrometer: a generalized semi-empirical model estimating soil resistance to penetration. **Soil Tillage Research, Amsterdam**, v.16, p.51-70, 1990.
- CARVALHO, J.R.P.; SILVEIRA, P.M.; VIEIRA, S.R. Geoestatística na determinação da variabilidade espacial de características químicas do solo sob diferentes preparos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.37, n.8, p.1151-1159, 2002.
- CONGALTON, R.G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. New York: Lewis Publishers, 1999. 136p.
- CRESSIE, N. **Statistics for spatial data**. New York: John Wiley, 1993. 900p.
- DALPOSSO, G.H.; URIBE-OPAZO, M.A.; BORSSOI, J.A.; JOHANN, J.A.; MERCANTE, E. Previsão da produção de Trigo utilizando métodos geoestatísticos. In: **AVANÇES EN INGENIERÍA RURAL 2007-2009**. Rosario: Editorial de la Universidad Nacional de Rosario, v.1, p.78-86, 2009.
- 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**, v.32, p.394-404, 2012.
- DIGGLE, P.J.; RIBEIRO JR, P.J. **Model Based Geostatistics**. New York: Springer. 2007. 230p.
- EMBRAPA. EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 2.ed. Rio de Janeiro, 2006. 306p.

- FARACO, M.A. et al. 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** [online]. v.32, n.2, p.463-476, 2008.
- GOMES, P. **Curso de Estatística Experimental**. 14 ed. Piracicaba: Degaspari, 2000. 477p.
- KNIGHTS, E.G. Crambe: A North Dakota case study. **A Report for the Rural Industries Research and Development Corporation**, RIRDC Publication No. W02/005, Kingston, 2002. 25p.
- LANDIS, J.R.; KOCH, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v.33, n.1, p.159-174, 1977.
- MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**, Littleton, v.58, n.8, p.1246-1266, 1963.
- MOURÃO JUNIOR, C.A. Questões em bioestatística: O tamanho da amostra. **Revista Interdisciplinar de Estudos Experimentais**, v.1, n.1, p.26-28, 2009.
- McBRATNEY, A.; WEBSTER, R. Choosing functions for semi-variograms of soil properties and fitting them to sample estimates. **Journal of Soil Science**, Oxford, v.37, n.4, p.617-639, 1986.
- OLIVEIRA, M.P.; TAVARES, M.H.F.; URIBE-OPAZO, M.A.; TIMM, L.C. Selecting statistical models to study the relationship between soybean yield and soil physical properties. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, vol.35 n.1, p.97-104, 2011.
- RIBEIRO JÚNIOR, P.J. **Métodos geoestatísticos no estudo da variabilidade espacial de parâmetros do solo**. 1995. 99f. Dissertação (Mestrado) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, 1995.
- SILVA, E.M.R.; ALMEIDA, D.L.; FRANCO, A.A.; DÖBEREINER, J. Adubação verde no aproveitamento do fósforo em solo ácido. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.9, n.1, p.85-88, 1985.
- WEBSTER, R.; OLIVER, M.A. **Statistical Methods in Soil and Land Resource Survey**. Oxford University Press, Oxford, 1990. 316 p.