

1 **SELEÇÃO DE MODELOS DE VARIABILIDADE ESPACIAL PARA ELABORAÇÃO**
2 **DE MAPAS TEMÁTICOS DE ATRIBUTOS FÍSICOS DO SOLO E PRODUTIVIDADE**
3 **DA SOJA**

4 **URIBE-OPAZO, M. A.¹, FARACO, M. A.², SILVA, E. A.¹, JOHANN, J. A.¹,**
5 **BORSSOI, J. A.¹**

6 **RESUMO:** Este trabalho teve por objetivo avaliar a qualidade do ajuste dos modelos teóricos
7 espaciais segundo o Critério de Informação de Akaike, de Filliben, de Validação Cruzada e o
8 valor máximo do logaritmo da função verossimilhança, de dados da umidade do solo, da
9 densidade do solo e da resistência do solo à penetração, nas camadas de 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2 m e
10 0,2 a 0,3 m e de produtividade da soja do ano agrícola 2004/2005. Os parâmetros dos modelos de
11 variabilidade espacial foram estimados por meio dos métodos de mínimos quadrados ordinários,
12 mínimos quadrados ponderados e máxima verossimilhança. A pesquisa foi desenvolvida em uma
13 área de 57 ha em Latossolo Vermelho Distroférico e foi utilizada uma malha de 75 x 75 m
14 georreferenciada. Os resultados dos métodos de avaliação de ajustes estudados levaram à
15 conclusão que o critério da Validação Cruzada foi considerado o mais adequado para a escolha
16 do melhor ajuste do modelo de variabilidade espacial e conseqüentemente têm-se mapas
17 temáticos mais precisos.

18 **PALAVRAS-CHAVE:** Geoestatística, métodos de estimação, validação do ajuste.

19 **SUMARY: CRITERIONS OF SELECTION OF SPATIAL VARIABILITY MODELS**
20 **USED IN THE ELABORATION OF THEMATIC MAPS OF SOIL PHYSICAL**
21 **ATTRIBUTES AND SOYBEAN PRODUCTIVITY**

22 This paper had as its purpose to evaluate the quality of the theoretical spatial models'
23 adjustments according to the Akaike Information and Filiben Criteria, Cross Validation and the
24 maximum value of the log-likelihood function, of the soil density data and of the soil resistance
25 to penetration, in the depths of 0 to 0.1 m, 0.1 to 0.2 m e 0.2 a 0.3 m and the soybean
26 productivity during the 2004-2005 agricultural year. The parameters of the spatial variability
27 models were estimated through the methods of minimal ordinary squares, minimal weighed
28 squares and maximum likelihood. The experimental research was developed in a area of 57 ha
29 where the region's typical soil is the Red Distrofic Latosoil and a regular mesh of 75 x 75 m
30 spatially georeferenced was utilized. With the results of the evaluation of adjustments studied
31 was concluded that the Cross Validation criterion was considered the more adequate to the

¹ Professor do Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas - CCET, Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE, Rua Universitária 2069, Sala 65, CEP 85819-110, Cascavel, PR, Brasil. e-mail: mopazo@unioeste.br.

² Mestre em Engenharia Agrícola, Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE.

32 choice of the best adjustment to the model of spatial variability and, consequently, there are
33 thematic maps with minimum variance.

34 **Index Terms:** Geostatistic, estimation methods, adjustment validation.

35 INTRODUÇÃO

36 A geoestatística surgiu para o estudo de variáveis regionalizadas, ou seja, o estudo de
37 uma função espacial numérica, que varia de um local para outro, com uma continuidade aparente
38 e cujos valores são relacionados com a posição espacial que ocupam. Oferece técnicas para a
39 elaboração de mapas do comportamento de variáveis georreferenciadas utilizando o método de
40 interpolação de informações a partir de dados obtidos em locais convenientemente amostrados e
41 modelados em um semivariograma experimental.

42 Para modelar um conjunto de dados com uma estrutura de correlação, considera-se um
43 processo estocástico Gaussiano $\{Z(s), s \in S\}$ onde S é um subconjunto de R^d , onde d é um
44 espaço Euclidiano d -dimensional. Supõe-se que os dados $Z(s_1), \dots, Z(s_n)$ do processo, são
45 realizações conhecidas nos locais $s_i, i = 1, \dots, n$ onde s_i é um vetor d -dimensional ($d \geq 1$). Supõe-se
46 que os dados de forma geral podem ser escritos como $Z(s_i) = \mu(s_i) + \varepsilon(s_i)$, sendo que $\mu(s_i)$ é
47 uma função determinística que descreve a componente estrutural de Z em s_i e pode ser expressa

48 como $\mu(s_i) = \sum_{k=1}^p f_k(s) \beta_k$, sendo f_k uma função conhecida e β_k è um conjunto de constantes

49 desconhecidas a serem estimadas, para $k=1, \dots, p$ (caso particular $p=1, \mu(s_i) = \beta_1$) e $\varepsilon(s_i)$ é um
50 termo estocástico, que varia localmente e depende espacialmente de $Z(s_i)$. Assume-se que o
51 termo estocástico $\varepsilon(s_i)$ tem média zero e a variação entre pontos no espaço é determinado pela
52 função covariância $C(s_i, s_j) = \text{Cov}\{\varepsilon(s_i), \varepsilon(s_j)\}$ (Mardia & Mashall, 1984).

53 A semivariância é uma função da distância h , que é estimada em um conjunto discreto de
54 distâncias (*lags*). Em termos da covariância, a função semivariância define-se $\gamma(h) = C(0) - C(h)$,
55 sendo, $h = \|s_i - s_j\|$, $C(h) = C(s_i, s_j)$ e $C(0) = \sigma^2$ é a variância das observações.

56 A partir da estimativa de $\gamma(h)$, ajusta-se um modelo que irá depender de parâmetros
57 desconhecidos a serem determinados e com características espaciais. Segundo Isaaks &
58 Srivastava (1989), a função semivariância $\gamma(h)$ é definida na Equação (1) como:

$$59 \gamma(h) = \frac{1}{2} E[Z(s) - Z(s+h)]^2, \quad (1)$$

60 sendo que $Z(s)$ é o valor medido em $s \in S \subset R^d$, $d = 1, 2$ ou 3 é a localização; h a distância que
61 separa duas amostras. Assim, o semivariograma experimental é um gráfico de dispersão de $\gamma(h)$
62 versus h que permite uma análise variográfica do comportamento de $Z(s)$ (Cressie, 1993).

63 O principal estimador utilizado na construção do semivariograma experimental é o dos
64 momentos ou conhecido como semivariograma de Matheron, para processos estocásticos
65 gaussianos. Para o caso de ter pontos discrepantes, que não possam ser eliminados ou
66 substituídos a literatura recomenda o estimador de Cressie & Hawkins (1980).

67 A partir da estimativa da semivariância empírica (ou experimental), ajusta-se um modelo
68 teórico aos pontos obtidos. Escolher um modelo adequado é obter estimadores dos parâmetros
69 efeito pepita C_0 , patamar $C_0 + C_1$ e alcance a , com métodos estatísticos de otimização tais como:
70 mínimos quadrados ordinários, mínimos quadrados ponderados (Cressie, 1985) e máxima
71 verossimilhança. (Mardia & Mashall, 1984). Uma vez escolhido o modelo teórico de correlação
72 espacial, resta saber se ele é eficiente para interpolar valores, permitindo estimativas confiáveis
73 para a construção de mapas temáticos (Cressie, 1985).

74 Os métodos de validação comparam valores teóricos do modelo geoestatístico escolhido e
75 os valores empíricos obtidos na amostragem. Baseado na análise desses erros de estimação
76 poderá ser selecionado o melhor modelo de semivariância. Dentre os principais critérios para
77 validação encontram-se os critérios de Informação de Akaike, de Filliben, de validação cruzada e
78 o máximo valor do logaritmo da função verossimilhança.

79 O Critério de Informação de Akaike - *AIC* (*Akaike's Information Criterion*) procura uma
80 solução satisfatória entre o bom ajuste e o princípio da parcimônia (Akaike, 1973). Sakamoto et
81 al. (1986) desenvolveram estudos visando conhecer como os modelos são usados para fazer
82 estimação. O *AIC* propõe verificar se dois modelos representam dados igualmente satisfatórios.
83 Considera que, do modelo mais simples (menor valor de \hat{A}), pode-se esperar um melhor
84 desempenho para a estimação de novos dados, ou seja, o *AIC* impõe uma penalidade para a
85 complexidade. O *AIC* é estimado por $\hat{A} = -2\ell + 2k$, em que, ℓ é o logaritmo da função
86 verossimilhança e k é o número de parâmetros do modelo ajustado. Para o caso dos dados
87 apresentar uma distribuição gaussiana de probabilidade e eliminadas as constantes arbitrárias, o
88 *AIC* é estimado por $\hat{A} = n \ln \left(\frac{q_k}{n} \right) + 2k$, em que, $q_k = \sum_{i=1}^n (Z(s_i) - \hat{Z}(s_i))^2$ é a soma quadrado dos
89 resíduos e n é o número de pontos amostrais.

90 O Critério de Filliben (1975) para resíduos ortonormais também pode ajudar na
91 determinação de qual o melhor modelo geoestatístico será o escolhido para o ajuste. Para a j -
92 ésima posição ($j = p+1, p+2, \dots, n$) pode-se estimar por krigagem ordinária o valor de $\hat{Z}(s_j)$
93 usando somente os $j - 1$ valores anteriores de dados e normalizados pelo desvio padrão do erro
94 da krigagem, sendo que o valor de p é obtido pela definição da função $\mu(s_i)$.

95 Os erros normalizados (Lee, 1994) para $n - p$ variáveis são definidos como:

$$96 \quad \varepsilon_j = \frac{Z(s_j) - \hat{Z}(s_j)}{\sigma_j} \quad (2)$$

97 para $j = (p+1), \dots, n$, em que σ_j é o desvio padrão da estimativa da krigagem. Os $n - p$
 98 resíduos obtidos pela Equação (2) são chamados resíduos ortonormais, isto é, são não
 99 correlacionados, linearmente independentes e têm variância unitária. No teste de Filliben (1975),
 100 calcula-se o coeficiente de correlação linear r^* , entre as observações ordenadas $\varepsilon_{(i)}$ e a
 101 estatística das medianas ordenadas $m_{(i)}$ de distribuição normal $N(0,1)$. Quanto mais próximo r^* é
 102 de 1 mais normal é a distribuição dos dados. Se o valor tabelado de r (Filliben, 1975) para um
 103 determinado tamanho de amostra é maior do que r^* , a hipótese de que os dados seguem uma
 104 distribuição normal é rejeitada para um certo nível percentual de significância. Praticamente o
 105 que se testa é se os resíduos ortonormais seguem uma distribuição normal a um determinado
 106 nível de significância.

107 A validação cruzada, segundo Isaaks & Srivastava (1989) é uma técnica de avaliação de
 108 erros de estimativas que permite comparar os valores previstos com os amostrados. O valor da
 109 amostra, em uma certa localização $Z(s_i)$, é temporariamente descartado do conjunto de dados e
 110 então é feita uma previsão por krigagem no local $\hat{Z}(s_{(i)})$, usando-se as amostras restantes.
 111 Assim, o Erro Médio por validação cruzada (EM) é obtido da Equação (3).

$$112 \quad EM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z(s_i) - \hat{Z}(s_{(i)})) \quad (3)$$

113 em que, n : número de dados; $Z(s_i)$: valor observado no ponto s_i ; $\hat{Z}(s_{(i)})$: valor predito por
 114 krigagem ordinário no ponto s_i , sem considerar a observação $Z(s_i)$.

115 Este procedimento pode ser visto como um experimento no qual imita-se o processo de
 116 estimação ao supor que nunca se toma uma amostra naquela localização. Uma vez que a
 117 estimação é feita, pode-se compará-la ao valor da amostra que foi inicialmente removida do
 118 conjunto de dados amostrais. Este procedimento, método de “deixar um fora”, é repetido para
 119 todas as amostras disponíveis.

120 McBratney & Webster (1986) e Cressie (1993) apresentam erro médio reduzido (\overline{ER}),
 121 desvio padrão dos erros médio (DP_{EM}), desvio padrão dos erros reduzidos (S_{ER}) e do erro
 122 absoluto (EA), como instrumento para avaliar modelos. O erro médio reduzido (\overline{ER}) é definido
 123 pela Equação (4):

$$124 \quad \overline{ER} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Z(s_i) - \hat{Z}(s_{(i)})}{\sigma(\hat{Z}(s_{(i)}))} \quad (4)$$

125 em que, $\sigma(\hat{Z}(s_{(i)}))$ é o desvio padrão da krigagem no ponto s_i , sem considerar a
126 observação $Z(s_i)$.

127 O desvio padrão dos erros reduzidos (S_{ER}) é obtido a partir da Equação (5):

$$128 \quad S_{ER} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Z_i(s) - \hat{Z}_i^*(s)|}{\sigma(\hat{Z}_i^*(s))}} \quad (5)$$

129 Segundo McBratney & Webster (1986), Cressie (1993) e Mello et al. (2005), aplicando-
130 se à condição de não tendenciosidade, o valor populacional para o erro médio reduzido deve ser
131 zero e do desvio padrão do erro reduzido deve ser igual a um. Portanto, o valor de EM e \overline{ER}
132 mais próximo de zero, o valor DP_{EM} menor e o valor de S_{ER} mais próximo de um, são os
133 critérios para escolha do melhor modelo ajustado. O erro absoluto (EA) é uma medida da
134 magnitude dos erros na unidade da variável. Conhecendo-se o conjunto de valores medidos e
135 predito por krigagem ordinária $Z(s_i)$ e $\hat{Z}(s_{(i)})$, respectivamente, foi possível definir o erro
136 absoluto na unidade da variável estudada, pela Equação (6):

$$137 \quad EA = \sum_{i=1}^n |Z_i(s) - \hat{Z}_i^*(s)| \quad (6)$$

138 Os métodos de estimação de mínimos quadrados ordinários (OLS) e mínimos quadrados
139 ponderados (WLS1) buscam minimizar a soma quadrada da diferença entre valores observados e
140 estimados. Já o método de estimação de máxima verossimilhança, considerado um estimador de
141 parâmetros assintoticamente normal, não viciado e eficiente (Cox & Hinkley, 1974), consiste em
142 maximizar a função de densidade de probabilidade conjunta do processo $Z(s)$ em relação aos
143 efeitos fixos (processo estacionário) e os componentes dos efeitos aleatórios. McBratney &
144 Webster (1986) utilizaram esse método de ajuste de modelos e também afirmaram ser o mais
145 eficiente. Mardia & Marshall (1984) desenvolveram teoria para o caso em que o termo aleatório
146 $\varepsilon(s)$ fosse um processo Gaussiano. O melhor modelo para um processo será aquele que
147 apresentar o maior valor de maximização do logaritmo da função verossimilhança.

148 Os objetivos deste trabalho foram: descrever os comportamentos espaciais dos dados da
149 umidade do solo, densidade do solo, resistência do solo à penetração nas camadas de 0 a 0,1 m,
150 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m e produtividade da soja, pela seleção de modelos de variabilidade
151 espacial usando os métodos de estimação de mínimos quadrados ordinários (OLS), mínimos
152 quadrados ponderados (WLS1) (Cressie, 1985) e máxima verossimilhança (MV) (Mardia &
153 Mashall, 1984), segundo os critérios de Akaike, Filliben, validação cruzada e máximo valor do
154 logaritmo da função verossimilhança (MLL). O trabalho também apresenta os mapas temáticos
155 utilizando estrutura de dependência espacial, escolhida segundo os critérios utilizados.

156 MATERIAL E MÉTODOS

157 Os dados experimentais foram obtidos no ano agrícola 2004/2005, referentes a uma
158 pesquisa que se desenvolveu numa propriedade localizada no município de Cascavel, Estado do
159 Paraná, em área de produção de grãos de 57 ha, sendo o solo classificado como Latossolo
160 Vermelho Distroférico. A variedade da soja semeada na área em estudo foi a COODETEC 216
161 (CD216). Na área experimental, cultivada sob plantio direto, foram demarcadas 100 parcelas
162 com espaçamento de 75 x 75 m, com auxílio de um aparelho GPS, pelo método estático, com
163 correção diferencial pós-processada visando a sua correta localização no sistema de coordenadas
164 geográficas *Universal Transverse Mercatur* (UTM), que utiliza coordenadas métricas. Em cada
165 ponto foram: (a) coletadas amostras de solo para avaliação da umidade do solo e densidade nas
166 camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m, (b) feitos furos com um penetrógrafo e registrada a
167 resistência do solo à penetração nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m e (c) colhida a
168 soja da parcela e determinada a sua produtividade.

169 Para a análise da estrutura de dependência espacial dos processos intrinsecamente
170 estacionários e isotrópicos utilizaram-se semivariogramas experimentais construídos utilizando-
171 se o estimador de Matheron ou Cressie & Hawkins, caso os dados apresentem valores
172 discrepantes, conforme o caso (Cressie, 1985). Com a finalidade de se aplicarem os critérios de
173 validação em estudo, ajustaram-se três modelos teóricos ao semivariograma experimental:
174 exponencial, esférico e gaussiano, considerados adequados aos dados em análise. Para a
175 estimação dos parâmetros, utilizaram-se os métodos: dos mínimos quadrados ordinários (OLS);
176 dos mínimos quadrados ponderados (WLS1) (Cressie, 1985) e máxima verossimilhança (MV)
177 (Mardia & Mashall, 1984). Para a estimação e ajuste de modelos e avaliação de critérios de
178 ajuste foi utilizado o *software R* (R Development Core Team, 2005) e nele o pacote *geoR*
179 (Ribeiro & Diggle, 2001) ambos livres e de acordo com a licença GPL (*General Public Licence*).

180 Com a comparação entre os resultados alcançados, foram analisados os comportamentos
181 dos critérios de Akaike, de Filliben, de validação cruzada e maior valor de maximização do
182 logaritmo da função verossimilhança. Finalmente, construíram-se os mapas temáticos da
183 umidade do solo, da densidade, da resistência do solo à penetração e da produtividade da soja,
184 segundo o modelo que teve melhor ajuste utilizando-se os critérios de validação de modelos.

185 RESULTADOS E DISCUSSÃO

186 No Quadro 1, apresentam-se as estatísticas descritivas da densidade do solo (DS), da
187 resistência do solo a penetração (RSP), da umidade do solo (UMD) nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a
188 0,2 m e 0,2 a 0,3 m e da produtividade da soja (PROD). Para a densidade do solo observa-se que
189 os valores não apresentaram variações acentuadas, estando a média dentro de valores esperados

190 para solos na região estudada, sendo da ordem de 1,0 Mg m⁻³ a 1,45 Mg m⁻³. Os coeficientes de
 191 variação indicam homogeneidade (CV menor que 10%), segundo Gomes & Garcia (2002). Para
 192 as três camadas estudadas a média e mediana foram semelhantes, mostrando que as densidades
 193 do solo não variam muito entre as camadas. Para a RSP, observou-se, na camada 0 a 0,1 m,
 194 estatísticas de posição superiores às outras profundidades, notadamente a média e a mediana,
 195 porém, com maior homogeneidade quando comparada as outras duas camadas que tiveram
 196 valores de coeficiente de variação entre 20 e 30 %. Observa-se ainda, que os valores da RSP, na
 197 camada 0 a 0,1 m, encontram-se entre 0,671 e 4,269 MPa. Os valores mais elevados ocorreram
 198 nas parcelas 10, 92, 96 e 97.

199 No estudo da umidade do solo (Quadro 1), a umidade média encontrada foi de 0,369 m³
 200 m⁻³ com desvio padrão de 0,06 e coeficiente de variação de 15,56 % para a camada de 0 a 0,1 m.
 201 Para as outras duas camadas houve um aumento médio da umidade, porém, nas três camadas
 202 houve média homogeneidade (CV entre 10 e 20%), segundo Gomes & Garcia, (2002).

203 A produtividade média da soja (Quadro 1), foi de 3,22 Mg ha⁻¹, com desvio padrão de
 204 0,38. O valor mínimo encontrado foi de 2,09 Mg ha⁻¹ e o máximo de 4,09 Mg ha⁻¹. Observa-se,
 205 portanto, que, em média a produtividade para a área em estudo foi superior às médias no Estado
 206 do Paraná e nacional, no ano agrícola 2004/2005, já que a produção média estadual, para essa
 207 safra, foi de 2,30 Mg ha⁻¹ e a média nacional foi de 2,19 Mg ha⁻¹. O coeficiente de variação
 208 amostral (CV) encontrado para a produtividade da soja foi de 11,71 %, existindo, portanto,
 209 média homogeneidade nos dados em relação a sua média (Gomes & Garcia, 2002).

210 **Quadro 1.** Análise exploratória dos atributos densidade do solo (DS), resistência do solo a
 211 penetração (RSP), umidade do solo (UMD) nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m e
 212 produtividade da soja

Variáveis/ Estatísticas	Densidade do solo [Mg m ⁻³]			Resistência do solo a penetração [MPa]			Produtividade [Mg ha ⁻¹]		Umidade do solo [m ³ m ⁻³]	
	DS ₀₋₁₀	DS ₁₀₋₂₀	DS ₂₀₋₃₀	RSP ₀₋₁₀	RSP ₁₀₋₂₀	RSP ₂₀₋₃₀	PROD	UMD ₀₋₁₀	UMD ₁₀₋₂₀	UMD ₂₀₋₃₀
N	83	88	91	66	93	90	66	84	88	91
Média	1,101	1,118	1,077	3,217	2,729	2,427	3,217	0,369	0,391	0,406
Mínimo	0,770	0,980	0,950	2,090	0,671	0,875	2,090	0,230	0,220	0,210
1º Quartil	1,050	1,050	1,030	2,960	2,374	2,131	2,960	0,348	0,360	0,390
Mediana	1,100	1,110	1,070	3,190	2,692	2,330	3,190	0,375	0,400	0,420
3º Quartil	1,160	1,160	1,120	3,480	3,125	2,771	3,480	0,403	0,423	0,440
Máximo	1,310	1,550	1,300	4,090	4,269	3,709	4,090	0,590	0,600	0,640
DP.	0,080	0,090	0,070	0,380	0,670	0,510	0,380	0,060	0,060	0,070
CV (%)	7,590	7,690	6,420	11,71	24,50	21,04	11,71	15,56	16,17	16,38
CVT(%)	7,270	8,110	6,540	11,91	24,89	21,89	11,91	16,00	15,00	16,67
Assimetria	-0,046	1,686	0,737	-0,180	-0,170	0,111	-0,180	-0,031	0,038	-0,670
Curtose	2,030	6,225	0,790	0,696	0,692	0,444	0,696	2,213	2,406	2,204

213 N: número amostras; DP: Desvio Padrão; CV: coeficiente de variação; CVT: coeficiente de variação de Thorndike
 214 (Desvio Padrão/ Mediana)*100; as diferenças para os valores no número de pontos N ocorreram devido a perda de
 215 informação.

216 No Quadro 2 apresentam-se os parâmetros efeito pepita (C_0), patamar ($C_0 + C_I$) e alcance
 217 (a), para os modelos ajustados para os dados de densidade do solo nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a
 218 0,2 m e 0,2 a 0,3 m, onde observa-se que os dois primeiros parâmetros (efeito pepita e patamar)
 219 apresentam semelhança nos três métodos de estimação (OLS, WLS1 e MV) para os três modelos
 220 em estudo (exponencial, esférico e gaussiano). Utilizando o método da máxima verossimilhança
 221 (MV), observa-se que os parâmetros estimados nas camadas 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m indicam
 222 que os modelos têm efeito pepita puro, isto é há pouca diferença entre efeito pepita (C_0) e o
 223 patamar ($C_0 + C_I$).

224 **Quadro 2.** Parâmetros dos modelos semivariográficos, pelos métodos mínimos quadrados
 225 ordinários (OLS), mínimos quadrados ponderados (WLS1) e máxima verossimilhança (MV)
 226 para densidade do solo (DS) nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m

Camadas	Modelos	Efeito pepita (C_0) x 10^{-3}			Patamar(C_0+C_I) x 10^{-3}			alcance(a) (m)		
		OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV
0 a 0,1 m	Exponencial	5,0	6,3	0,0	7,7	7,7	6,9	95,0	120,0	50,5
	Esférico	6,0	5,5	5,8	7,7	7,7	6,9	126,0	140,0	106,8
	Gaussiano	3,5	5,0	1,3	7,7	7,7	6,8	87,0	97,0	115,0
0,1 a 0,2 m	Exponencial	5,0	5,0	7,2	8,3	8,0	7,4	239,0	120,0	110,2
	Esférico	6,0	5,0	6,7	8,0	8,0	7,3	150,0	120,0	90,0
	Gaussiano	5,0	5,0	6,9	7,9	8,0	7,3	73,0	78,0	135,0
0,2 a 0,3 m	Exponencial	3,5	3,0	4,7	4,5	4,5	4,8	50,0	141,0	16,8
	Esférico	3,5	3,0	4,2	4,5	4,5	4,7	78,0	140,0	75,1
	Gaussiano	3,0	2,5	2,8	4,5	4,5	3,3	75,0	139,0	32,3

227
 228 No Quadro 3 apresenta-se os resultados dos diferentes critérios de validação de ajustes dos
 229 modelos geoestatísticos. Segundo o critério AIC o menor valor de \hat{A} , para a DS na camada 0 a
 230 0,1 m, aponta para o modelo gaussiano estimado pelo método OLS e WLS1. Para a DS na
 231 camada 0,1 a 0,2 m, o menor valor de \hat{A} indica o modelo exponencial estimado pelo método
 232 OLS e WLS1 e para a DS na camada 0,2 a 0,3 m, o menor valor de \hat{A} aponta para os três
 233 modelos estimados pelo método OLS e esférico para WLS1. O critério de Filliben testou se os
 234 resíduos ortonormais seguiam uma distribuição normal ao nível de 1 % de significância. Para o
 235 caso dos dados da DS nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m, que têm 83, 88 e 91
 236 valores amostrados, respectivamente, os valores tabelados de r , obtidos da tabela de Filliben
 237 (1975), foram de 0,976, 0,977 e 0,978, respectivamente. Comparando-se com os valores r^*
 238 calculados (Quadro 3), verificou-se que os valores r^* são maiores do que r tabelado, indicando
 239 que a hipótese de que os dados seguem distribuição normal não foi rejeitada para um nível de 1%
 240 de significância. Pelo critério de Filliben, a DS nas camadas 0 a 0,1 m e 0,2 a 0,3 m, todos os
 241 modelos são aceitos e para DS na camada 0,1 a 0,2 m nenhum modelo foi aceito. Pelo máximo
 242 valor do logaritmo da função verossimilhança (MLL) os valores são semelhantes em cada
 243 camada, não destacando-se nenhum modelo.

244 **Quadro 3.** Resultados dos critérios de AIC (\hat{A}), Filliben (r^*) e valor máximo do logaritmo da
 245 função verossimilhança (MLL) para a densidade do solo (DS) nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2
 246 m e 0,2 a 0,3 m

Camadas	Modelo	N	\hat{A}			r^*			MLL
			OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV	
DS 0 a 0,10 m	Exponencial	83	-1109,8	-640,3	—	0,9780	0,9761	0,9787	88,80
	Esférico	83	-1115,2	-651,2	—	0,9773	0,9760	0,9786	88,80
	Gaussiano	83	-1117,0	-652,8	—	0,9766	0,9767	0,9786	88,80
DS 0,1 a 0,2 m	Exponencial	88	-1136,5	-641,7	—	0,9439	0,9409	0,9391	91,57
	Esférico	88	-1119,8	-632,9	—	0,9420	0,9413	0,9392	91,57
	Gaussiano	88	-1118,8	-635,3	—	0,9400	0,9399	0,9392	91,57
DS 0,2 a 0,3 m	Exponencial	91	-1217,8	-717,9	—	0,9818	0,9851	0,9818	114,40
	Esférico	91	-1217,8	-720,2	—	0,9818	0,9856	0,9818	114,40
	Gaussiano	91	-1217,8	-700,0	—	0,9818	0,9890	0,9816	117,50

247 N: número de pontos amostrados; OLS: mínimos quadrados ordinários; WLS1: mínimos quadrados ponderados;
 248 MV: Máxima verossimilhança; r^* : teste de Filliben compara-se com $r = 0,976$ (0 a 0,1 m), $0,977$ (0,1 a 0,2 m) e
 249 ~~249~~ $0,978$ (0,2 a 0,3 m) a 1% de significância.

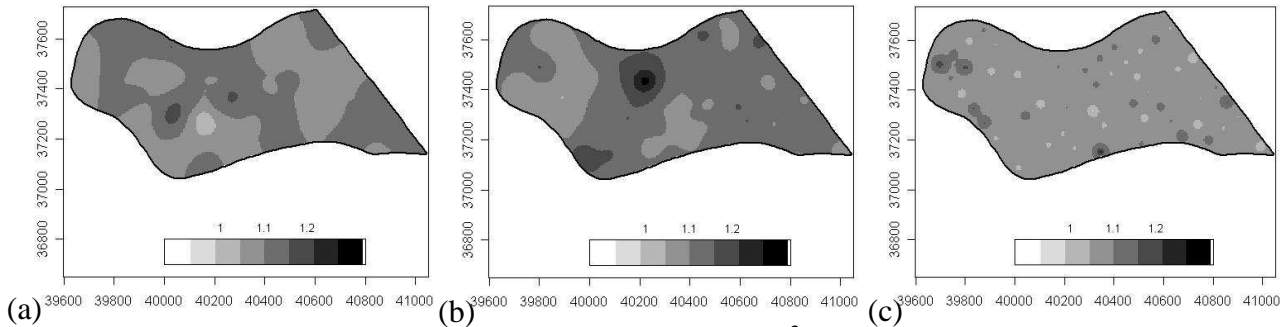
251 O critério de validação cruzada utilizando o erro médio da validação cruzada (EM), erro
 252 médio reduzido (\overline{ER}), desvio padrão dos erros médios (DP_{EM}), desvio padrão dos erros
 253 reduzidos (S_{ER}) e do erro absoluto (EA), apresentados no Quadro 4, aplicados aos modelos em
 254 estudo, indicaram para as três camadas em estudo, os modelos esférico, exponencial e
 255 exponencial, com parâmetros estimados pelo método WLS1, MV e OLS, respectivamente.
 256

257 **Quadro 4.** Validação cruzada para a densidade do solo (DS) [$Mg\ m^{-3}$] nas camadas 0 a 0,1 m,
 258 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m

Variável	Modelo	Método	EM	\overline{ER}	DP_{EM}	S_{ER}	EA
DS 0 a 0,1 m	Exponencial	OLS	-0,0000040	-0,0000225	0,08461952	0,96455996	5,447215
		WLS1	-0,0000033	-0,0000186	0,08455092	0,96171235	5,445539
		MV	-0,0000098	-0,0000059	0,08448363	1,01187008	5,442573
	Esférico	OLS	-0,0000070	-0,0000395	0,0845969	0,9688203	5,496190
		WLS1	-0,0000002	-0,0000016	0,08452754	0,96079735	5,442286
		MV	-0,0000015	-0,0000088	0,08444795	1,01181780	5,448480
	Gaussiano	OLS	-0,0000092	-0,0000517	0,08465853	0,97160520	5,502601
		WLS1	-0,0000091	-0,0000516	0,08450482	0,96502022	5,454448
		MV	-0,0000014	-0,0000087	0,08445353	1,01182725	5,447732
DS 0,1 a 0,2 m	Exponencial	OLS	-0,0000792	-0,0004433	0,08822456	1,00106809	5,650872
		WLS1	-0,0001338	-0,0007592	0,0888563	1,0205829	5,720422
		MV	-0,0000005	-0,0000031	0,08693769	1,01140552	5,551424
	Esférico	OLS	-0,0000070	-0,0000392	0,0869169	0,9691241	5,590005
		WLS1	-0,0000106	-0,0000593	0,0869194	0,9681909	5,585087
		MV	-0,0000009	-0,0000050	0,08694189	1,01142987	5,609558
	Gaussiano	OLS	-0,0000512	-0,0002863	0,08754412	0,98255020	5,594473
		WLS1	-0,0000423	-0,0002363	0,08724685	0,97629707	5,567138
		MV	-0,0000008	-0,0000048	0,0869413	1,0114267	5,609322
DS 0,2 a 0,3 m	Exponencial	OLS	0,00000002	0,00000012	0,0699668	1,0461129	4,921846
		WLS1	0,00001505	0,0001136	0,07094138	1,06865748	5,006869
		MV	0,00000000	0,0000000	0,0699641	1,0111111	4,921556
	Esférico	OLS	0,00000194	0,00001450	0,07014228	1,04989764	4,935683
		WLS1	0,000008669	0,00006556	0,07054922	1,06439371	4,959607
		MV	0,00000000	0,0000000	0,0699641	1,0111111	4,921555
	Gaussiano	OLS	0,000000107	0,00000080	0,06998064	1,04628826	4,923208
		WLS1	0,00001324	0,0001006	0,07084687	1,07329040	4,981735
		MV	0,00009282	0,00281900	0,0699414	1,0500280	4,921247

259 EM : erro médio da validação cruzada; \overline{ER} : erro médio reduzido; DP_{EM} : desvio padrão dos erros médios; S_{ER} : desvio
 260 padrão dos erros reduzidos e EA : erro absoluto.

261 A Figura 1 apresenta os mapas temáticos da densidade do solo (DS) nas três camadas,
 262 construídos utilizando os modelos indicados pelo critério da validação cruzada. Observa-se
 263 nestas figuras que à medida que a profundidade aumenta, há uma diminuição na densidade do
 264 solo em $[Mg\ m^{-3}]$.



265 **Figura 1.** Mapa temático para a densidade do solo $[Mg\ m^{-3}]$ nas camadas 0 a 0,1 m (a), 0,1 a 0,2
 266 m (b) e 0,2 a 0,3 m (c).

267 Os semivariogramas experimentais para a variável resistência do solo à penetração (RSP),
 268 nas camadas 0 a 0,1 m e 0,1 a 0,2 m foram calculados pelo estimador de Matheron e para a
 269 camada 0,2 a 0,3 m foi calculado pelo estimador de Cressie & Hawkins, por apresentarem
 270 valores discrepantes. O Quadro 5 apresenta os parâmetros efeito pepita (C_0), patamar ($C_0 + C_1$) e
 271 alcance (a), para os modelos ajustados para a RSP, onde se observa que os parâmetros efeito
 272 pepita e patamar, apresentam semelhança nos três métodos de estimação (OLS, WLS1 e MV)
 273 para os três modelos ajustados.

274 **Quadro 5.** Parâmetros dos modelos semivariográficos pelos métodos mínimos quadrados
 275 ordinários (OLS), mínimos quadrados ponderados (WLS1) e máxima verossimilhança (MV)
 276 para os dados de RSP nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m

Camadas	Modelos	Efeito pepita (C_0)			Patamar ($C_0 + C_1$)			Alcance (a) (m)		
		OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV
0 a 0,1 m	Exponencial	0,3594	0,3518	0,0000	0,4464	0,4399	0,4436	638	450	109
	Esférico	0,3649	0,3700	0,3914	0,4382	0,4378	0,4464	445	440	1172
	Gaussiano	0,3800	0,3800	0,3176	0,4400	0,4375	0,4448	426	369	262
0,1 a 0,2 m	Exponencial	0,1894	0,1699	0,2052	0,2870	0,2782	0,2572	901	600	363
	Esférico	0,2006	0,1969	0,2509	0,2765	0,2752	0,2577	647	600	166
	Gaussiano	0,2144	0,2123	0,2219	0,2778	0,2771	0,2582	581	554	568
0,2 a 0,3 m	Exponencial	0,0000	0,0000	0,0000	0,2580	0,2607	0,2815	784	824	110
	Esférico	0,0000	0,0000	0,2426	0,2397	0,2401	0,2844	591	609	1383
	Gaussiano	0,1184	0,1175	0,2523	0,2749	0,2864	0,2836	901	946	708

277 No Quadro 6 apresenta avaliação dos modelos da RSP. Os valores \hat{A} do critério AIC
 278 apontaram para a camada 0 a 0,1 m o modelo esférico utilizando os três métodos de estimação
 279 (OLS, WLS1 e MV), para a camada 0,1 a 0,2 m escolheu-se o modelo esférico com os três
 280 métodos estimação e também o modelo gaussiano com o método de MV, para a camada 0,2 a
 281 0,3 m escolheu-se o modelo esférico com o método de MV e gaussiano com os métodos OLS e
 282 WLS1. Utilizando o critério de Filliben, para s RSP nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2 m e 0,2 a
 283 0,3 m, com 93, 90 e 88 valores amostrados, respectivamente, e para um nível de significância de

284 1 %, o valor de r , obtido da tabela apresentada em Filliben (1975), foram de 0,978; 0,978 e
 285 0,978, nessa ordem. Comparando-se com os valores r^* , apresentados no Quadro 6, verificou-se
 286 que os valores r^* são maiores do que r nas duas primeiras camadas, indicando que os erros
 287 seguem distribuição normal a um nível de significância de 1 %. Por esse critério, nas camadas
 288 0 a 0,1 m e 0,1 a 0,2 m, todos os modelos são aceitos e para a camada de 0,2 a 0,3 m, nenhum
 289 modelo foi aceito. Pelo máximo valor do logaritmo da função verossimilhança (MLL), observa-
 290 se que os valores são semelhantes em cada camada, não destacando-se nenhum modelo.

291 **Quadro 6.** Resultados dos critérios de AIC (\hat{A}), Filliben (r^*) e máximo valor do logaritmo da
 292 função verossimilhança (MLL) para a RSP nas camadas 0 a 0,1 m, 0, a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m

Variáveis	Modelo	N	\hat{A}			r^*			MLL
			OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV	
RSP 0,0 a 0,1 m	Exponencial	93	-416,8	108,4	193,9	0,9885	0,9885	0,9895	-92,95
	Esférico	93	-420,7	103,9	193,3	0,9889	0,9889	0,9892	-93,39
	Gaussiano	93	-419,3	105,6	193,7	0,9890	0,9890	0,9893	-92,83
RSP 0,10 a 0,2 m	Exponencial	90	-589,3	-88,4	138,6	0,9859	0,9871	0,9851	-65,31
	Esférico	90	-599,5	-105,6	138,2	0,9849	0,9854	0,9851	-66,69
	Gaussiano	90	-595,6	-103,6	138,2	0,9853	0,9857	0,9857	-65,08
RSP 0,20 a 0,3 m	Exponencial	88	-473,4	19,8	143,8	0,9200	0,9201	0,9080	-67,90
	Esférico	88	-474,3	19,5	142,6	0,9194	0,9198	0,9095	-67,92
	Gaussiano	88	-490,2	1,1	144,0	0,9095	0,9096	0,9017	-68,02

293 N: número de pontos amostrados; OLS: mínimos quadrados ordinários; WLS1: mínimos quadrados ponderados;
 294 MV: Máxima verossimilhança; r^* , teste de Filliben, compara-se com $r = 0,978$ (0 a 0,1 m), 0,978 (0,1 a 0,2 m) e
 295 0,978 (0,2 a 0,3 m) a 1% de significância.
 296

297 O critério de validação cruzada apresentado no Quadro 7, sugeriu para a RSP a escolha
 298 dos modelos exponencial, esférico e gaussiano, respectivamente, para as três camadas. Nas três
 299 escolhas o método de estimação de parâmetros foi MV.

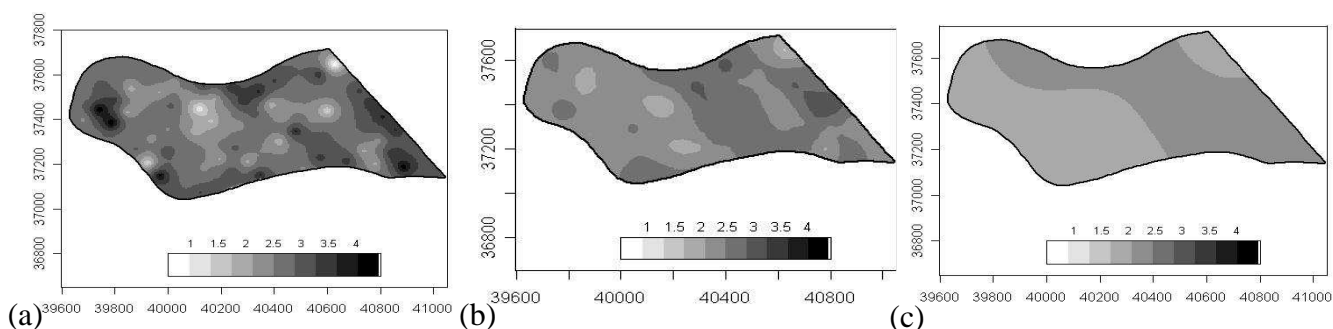
300 **Quadro 7.** Validação cruzada para a resistência do solo a penetração (RSP) [MPa] nas camadas
 301 0 a 0,1 m; 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m

Variável	Modelo	Mét	EM	\overline{ER}	DP_{EM}	S_{ER}	EA
RSP 0, a 0,1m	Exponencial	OLS	0,00074	0,00058	0,66317	1,02956	46,14848
		WLS	0,00074	0,00058	0,66338	1,02460	46,25310
		MV	0,00052	0,00040	0,65826	1,00912	46,22873
	Esférico	OLS	0,00052	0,00041	0,65712	1,02041	46,30269
		WLS	0,00053	0,00041	0,65711	1,02016	46,29807
		MV	0,00064	0,00050	0,65311	1,00929	45,55866
	Gaussiano	OLS	0,00065	0,00051	0,66244	1,03017	46,06193
		WLS	0,00064	0,00050	0,66251	1,02616	46,14322
		MV	0,00056	0,00043	0,65608	1,00919	45,93212
RSP 0,1 a 0,2 m	Exponencial	OLS	-0,00035	-0,00036	0,50422	1,04388	35,08883
		WLS	-0,00043	-0,00044	0,50526	1,05685	35,16094
		MV	-0,00007	0,00007	0,50123	1,00890	35,03478
	Esférico	OLS	-0,00073	-0,00074	0,51342	1,03655	36,42900
		WLS	-0,00010	-0,00009	0,50406	1,04515	34,63800
		MV	0,00002	0,00002	0,49916	1,00917	34,89847
	Gaussiano	OLS	-0,00031	-0,00032	0,50412	1,04332	35,44404
		WLS	0,00002	0,00004	0,50351	1,04291	34,44807
		MV	0,00005	0,00005	0,49890	1,00909	34,83145
RSP 0,2 a 0,3 m	Exponencial	OLS	-0,00163	-0,00166	0,53183	1,11307	31,04510
		WLS	-0,00099	-0,00102	0,53042	1,11783	30,51272
		MV	-0,00035	-0,00034	0,52394	1,00827	30,25766

Esférico	OLS	-0,00088	-0,00090	0,53013	1,10150	30,46770
	WLS	-0,00098	-0,00101	0,53041	1,11742	30,50507
	MV	-0,00029	-0,00026	0,51230	1,00718	29,21713
Gaussiano	OLS	-0,00136	-0,00136	0,53627	1,09944	31,41471
	WLS	-0,00050	-0,00050	0,53014	1,11368	30,56658
	MV	-0,00017	-0,00016	0,52673	1,01029	30,56865

302 *EM*: erro médio da validação cruzada; *ER*: erro médio reduzido; *DP_{EM}*: desvio padrão dos erros médios; *S_{ER}*: desvio
303 padrão dos erros reduzidos e *EA*: erro absoluto.

304 Na Figura 2, apresentam-se os mapas temáticos da resistência do solo à penetração nas
305 três camadas em estudo, construídos utilizando os modelos indicados pelo critério da validação
306 cruzada. Observa-se que à medida que a profundidade aumenta, há uma diminuição RSP em
307 [MPa] e uma homogeneização espacial da área.



308 **Figura 2.** Mapa temático para a resistência do solo à penetração [MPa] nas camadas 0 a 0,1 m
309 (a), 0,1 a 0,2 m (b) e 0,2 a 0,3 m (c).
310

311 No Quadro 8 apresentam-se os modelos ajustados e os parâmetros estimados efeito pepita
312 C_0 , patamar ($C_0 + C_1$) e alcance (a), para a umidade do solo (UMD) nas três camadas em estudo.
313 A estimação do semivariograma experimental para as camadas 0 a 0,1 m e 0,2 a 0,3 m foram
314 calculados pelo estimador de Cressie & Hawkins, pois os dados apresentaram pontos
315 discrepantes, já na camada 0,1 a 0,2 m o semivariograma experimental foi calculado pelo
316 estimador de Matheron. Observa-se também que os dois primeiros parâmetros (efeito pepita e
317 patamar) apresentam semelhança nos três métodos de estimação (OLS, WLS1 e MV) para os três
318 modelos ajustados.

319 **Quadro 8.** Parâmetros dos modelos semivariográficos pelos métodos mínimos quadrados
320 ordinários (OLS), mínimos quadrados ponderados (WLS1) e máxima verossimilhança (MV)
321 para a umidade nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,30 m

Camadas	Modelos	Efeito pepita (C_0)			Patamar (C_0+C_1)			Alcance (a) (m)		
		OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV
0 a 0,1 m	Exponencial	0,0000	0,0000	0,0026	0,0031	0,0031	0,0032	233	240	252
	Esférico	0,0009	0,0000	0,0027	0,0030	0,0031	0,0031	234	250	231
	Gaussiano	0,0013	0,0004	0,0028	0,0030	0,0032	0,0032	208	242	200
0,1 a 0,2 m	Exponencial	0,0023	0,0000	0,0000	0,0047	0,0048	0,0036	512	360	121
	Esférico	0,0026	0,0000	0,0014	0,0045	0,0048	0,0037	406	350	138
	Gaussiano	0,0030	0,0029	0,0012	0,0046	0,0046	0,0037	372	346	110
0,2 a 0,3 m	Exponencial	0,0010	0,0010	0,0038	0,0028	0,0029	0,0045	204	390	218
	Esférico	0,0015	0,0015	0,0040	0,0028	0,0029	0,0046	314	400	213
	Gaussiano	0,0024	0,0023	0,0042	0,0031	0,0028	0,0045	674	398	300

322

323 No Quadro 9 apresenta-se a avaliação dos modelos da UMD. Os valores \hat{A} do critério AIC
 324 apontaram para a camada de 0 a 0,1 m o modelo exponencial utilizando método de estimação
 325 WLS1, e gaussiano utilizando os métodos OLS e MV. Para a camada 0,1 a 0,2 m escolheu o
 326 modelo exponencial utilizando método de estimação MV, e gaussiano utilizando os métodos
 327 OLS e WLS1 e, para a camada 0,2 a 0,3 m o modelo exponencial utilizando método de
 328 estimação OLS, e esférico utilizando os métodos WLS1 e MV. Utilizando o critério de Filliben,
 329 para a camada 0 a 0,1 m a 1% de significância, foi escolhido o modelo gaussiano utilizando o
 330 estimador MV, na camada 0,1 a 0,2 m o modelo esférico utilizando o estimador WLS1 e na
 331 camada 0,2 a 0,3 m, nenhum modelo foi aceito. Pelo máximo valor do logaritmo da função
 332 verossimilhança (*MLL*), observa-se que os valores são semelhantes em cada camada, não
 333 destacando-se nenhum modelo.

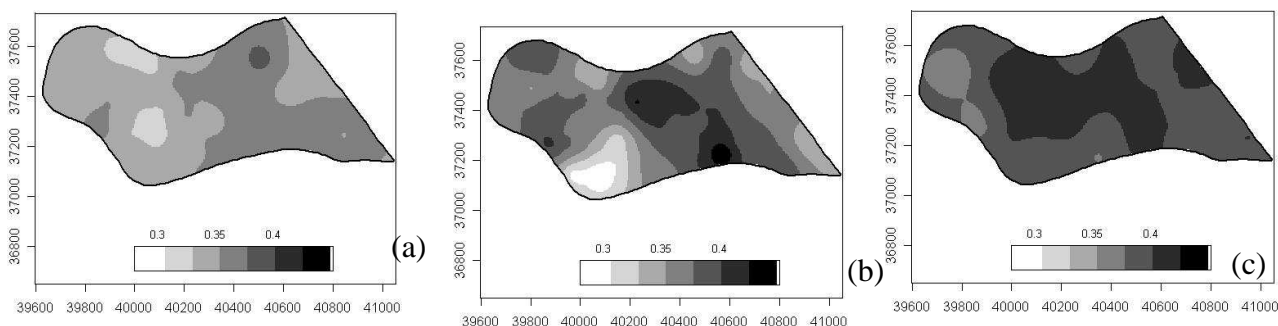
334 **Quadro 9.** Resultados dos critérios de AIC (\hat{A}), Filliben (r^*) e máximo valor do logaritmo da
 335 função verossimilhança (*MLL*) para a UMD nas camadas 0 a 0,1 m, 0,1 a 0,2 m e 0,2 a 0,3 m

Camadas	Modelo	N	\hat{A}			r^*			<i>MLL</i>
			OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV	
UMD 0 a 0,1 m	Exponencial	84	-5981,2	-5879,4	-6282,2	0,95088	0,95031	0,94251	123,20
	Esférico	84	-5787,6	-5838,9	-5995,8	0,96664	0,96819	0,94183	123,10
	Gaussiano	84	-6097,7	-5821,8	-6398,7	0,94687	0,98004	0,94305	123,10
UMD 0,1 a 0,2 m	Exponencial	88	-6137,1	-6022,3	-6361,2	0,95455	0,96128	0,94920	123,90
	Esférico	88	-6111,0	-6195,0	-6058,9	0,97643	0,98060	0,95076	124,00
	Gaussiano	88	-6176,4	-6281,6	-6130,2	0,95800	0,95813	0,95033	124,00
UMD 0,2 a 0,3 m	Exponencial	91	-6465,6	-6378,3	---	0,92975	0,92842	0,91176	116,90
	Esférico	91	-6280,2	-6606,3	-6639,5	0,95742	0,92431	0,91216	116,90
	Gaussiano	91	-6416,8	-6439,5	---	0,92866	0,92743	0,91148	116,90

336 N: número de pontos amostrados; OLS: mínimos quadrados ordinários; WLS1: mínimos quadrados ponderados;
 337 MV: Máxima verossimilhança; r^* : teste de Filliben compara-se com $r = 0,977$ (0 a 0,1 m), $0,978$ (0,1 a 0,2 m) e
 338 $0,978$ (0,2 a 0,3 m) a 1% de significância.
 339

340 O critério de validação cruzada apresentado no Quadro 10, sugeriu para a umidade que
 341 na camada 0 a 0,1 m, a escolha aponta para o modelo exponencial utilizando o método de
 342 estimação de MV, na camada 0,1 a 0,2 m, a escolha apontou para o modelo exponencial
 343 utilizando o método de estimação de OLS, e na camada 0,2 a 0,3 m, a escolha apontou para o
 344 modelo esférico utilizando o método de estimação de MV.

345 Na Figura 3, apresentam os mapas temáticos referentes UMD nas três camadas em estudo,
 346 construídos utilizando os modelos indicados pelo critério da validação cruzada.



347 **Figura 3.** Mapa temático para a umidade do solo [$\text{m}^3 \text{m}^{-3}$] nas camadas 0 a 0,1 m (a), 0,1 a 0,2
 348 m (b) e 0,2 a 0,3 m (c).

349 No Quadro 11 apresentam-se os modelos ajustados e os parâmetros estimados efeito
 350 pepita C_0 , patamar ($C_0 + C_1$) e alcance (a), para a produtividade da soja [Mg ha^{-1}]. O
 351 semivariograma experimental foi calculado pelo estimador de Matheron. Observa também que
 352 os dois primeiros parâmetros (efeito pepita e patamar) apresentam semelhança nos três métodos
 353 de estimação (OLS, WLS1 e MV) para os três modelos ajustados.

354 **Quadro 10.** Validação cruzada para a umidade do solo nas camadas de 0 a 0,1, 0,1 a 0,2 e 0,2 a
 355 0,3 m

Variável	Modelo	Mét	EM	\overline{ER}	DP_{EM}	S_{ER}	EA
UMD 0,0 a 0,1 m	Exponencial	OLS	-0,0000345	-0,0003626	0,0563686	1,1801752	3,4897430
		WLS	-0,0000312	-0,0003265	0,0563304	1,1738025	3,4843900
		MV	-0,0000171	-0,0001529	0,0563018	1,0093947	3,4552240
	Esférico	OLS	-0,0000066	-0,0001494	0,0609737	1,4944216	3,779260
		WLS	-0,0000159	0,0000980	0,0616372	1,5586277	3,8331210
		MV	-0,0000211	-0,0001890	0,0563644	1,0099785	3,4423520
	Gaussiano	OLS	-0,0000217	-0,0001937	0,0564017	1,0098954	3,4858010
		WLS	0,0002003	0,0018650	0,0682667	1,8178146	4,3773130
		MV	-0,0000033	-0,0000292	0,0563314	1,0089312	3,4712120
UMD 0,1 a 0,2 m	Exponencial	OLS	-0,0000248	-0,0002477	0,0595221	1,1756804	3,6496470
		WLS	0,0002453	0,0028140	0,0607675	1,4455842	3,8642290
		MV	0,0000415	0,0003536	0,0589081	1,0081946	3,6350370
	Esférico	OLS	0,0004958	0,0062140	0,0657181	1,7438264	4,2639510
		WLS	0,0005938	0,0077700	0,0668942	1,8514137	4,3859960
		MV	0,0000871	0,0007452	0,0586952	1,0094746	3,6401430
	Gaussiano	OLS	-0,0000414	-0,0004208	0,0599438	1,2008590	3,6494750
		WLS	-0,0000393	-0,0004009	0,0599643	1,2020864	3,6494750
		MV	0,0000908	0,0007770	0,0587151	1,0094733	3,6414020
UMD 0,2 a 0,3 m	Exponencial	OLS	-0,0000865	-0,0009064	0,0686029	1,4392196	4,3157230
		WLS	-0,0000861	-0,0006938	0,0682887	1,0989296	4,2900370
		MV	-0,0000327	-0,0002437	0,0677356	1,0101709	4,2530580
	Esférico	OLS	-0,0002727	-0,0034550	0,0733873	1,9161152	4,7758340
		WLS	-0,0000677	-0,0005413	0,0682820	1,0891296	4,3026440
		MV	-0,0000292	-0,0002174	0,0677459	1,0105066	4,2550780
	Gaussiano	OLS	-0,0000827	-0,0008786	0,0681084	1,4354952	4,2881520
		WLS	-0,0000881	-0,0007134	0,0679966	1,0946607	4,2814970
		MV	-0,0000333	-0,0002490	0,0677243	1,0101827	4,2546860

356 EM: erro médio da validação cruzada; \overline{ER} : erro médio reduzido; DP_{EM} : desvio padrão dos erros médios; S_{ER} : desvio
 357 padrão dos erros reduzidos e EA: erro absoluto.
 358

359 **Quadro 11.** Parâmetros dos modelos semivariográficos pelos métodos mínimos quadrados
 360 ordinários (OLS), mínimos quadrados ponderados (WLS1) e máxima verossimilhança (MV)
 361 para a produtividade da soja

Modelos	Efeito pepita (C_0)			Patamar ($C_0 + C_1$)			Alcance (a) (m)		
	OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV
Exponencial	0,0096	0,0000	0,0424	0,1519	0,1532	0,1361	341	320	262
Esférico	0,0394	0,0358	0,0747	0,1477	0,1490	0,1353	309	300	877
Gaussiano	0,0624	0,0664	0,0871	0,1485	0,1505	0,1359	283	294	461

362
 363 No Quadro 12, observa-se que para a produtividade da soja, o critério AIC definiu o
 364 modelo gaussiano, com parâmetros estimados pelos métodos OLS e MV. Pelo critério de

365 Filliben, com 66 valores amostrados, e para um nível de 1 % de significância o valor de r foi de
 366 0,972 (Filliben, 1975). Por este critério, todos os modelos ajustados podem ser aceitos.

367 **Quadro 12.** Resultados dos critérios de $AIC(\hat{A})$, Filliben (r^*) e máximo valor do logaritmo da
 368 função verossimilhança (MLL) para a produtividade da soja

Variável	Modelo	N	\hat{A}			r^*			MLL
			OLS	WLS1	MV	OLS	WLS1	MV	
Prod. (Mg ha ⁻¹)	Exponencial	66	-402,1	-77,1	56,1	0,9866	0,9879	0,9793	-24,04
	Esférico	66	-403,9	-76,2	57,6	0,9837	0,9848	0,9853	-23,90
	Gaussiano	66	-405,5	-76,9	55,8	0,9837	0,9823	0,9777	-23,90

369 N: número de pontos amostrados; OLS: mínimos quadrados ordinários; WLS1: mínimos quadrados ponderados; MV: Máxima
 370 verossimilhança; r^* : teste de Filliben compara-se com $r = 0,972$ a 1% de significância.

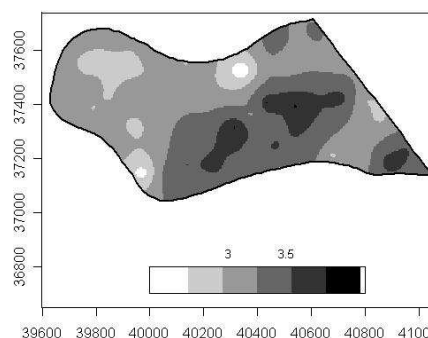
371
 372 No Quadro 13 é apresentado o critério de validação cruzada. Segundo este critério escolheu
 373 o modelo exponencial com parâmetros estimados pelo método MV.

374 **Quadro 13.** Validação cruzada para Produtividade (Prod) [Mg ha⁻¹]

Variável	Modelo	Mét	EM	\overline{ER}	DP_{EM}	S_{ER}	EA
Prod.	Exponencial	OLS	-0.00277	-0.00400	0.34925	1.06195	16.66196
		WLS	-0.00225	-0.00318	0.34788	1.02730	16.50902
		MV	-0.00173	-0.00242	0.34473	1.01735	16.51318
	Esférico	OLS	-0.00837	-0.01298	0.37258	1.33974	18.79747
		WLS	-0.00872	-0.01382	0.37361	1.37521	18.71498
		MV	-0.00175	-0.00248	0.34386	1.01702	16.44871
	Gaussiano	OLS	-0.00307	-0.00453	0.34879	1.08066	16.77925
		WLS	-0.00250	-0.00359	0.34698	1.04065	16.62375
		MV	-0.00186	-0.00263	0.34379	1.01712	16.44577

375 EM : erro médio da validação cruzada; ER : erro médio reduzido; DP_{EM} : desvio padrão dos erros médios; S_{ER} : desvio
 376 padrão dos erros reduzidos e EA : erro absoluto.

377
 378 A Figura 4 apresenta o mapa temático de variabilidade espacial da produtividade da soja,
 379 construído utilizando o modelo indicado pelo critério da validação cruzada. Espacialmente
 380 verifica-se que existem regiões da área em estudo com produtividade superior a média estadual e
 381 nacional no ano agrícola 2004-2005.



382 **Figura 4.** Mapa temático para a produtividade da soja [Mg ha⁻¹].

383 Finalmente, segundo o resumo do Quadro 14, o critério da validação cruzada foi
 384 considerado o mais seletivo, já o critério de Filliben foi o mais conservador e o critério do
 385 máximo valor do logaritmo da função verossimilhança foi pouco conclusivo.

386 **Quadro 14.** Resumos dos modelos escolhidos como melhores ajustes

ATRIBUTOS	CRITÉRIO DE AKAIKE	CRITÉRIO DE FILLIBEN	VALIDAÇÃO
-----------	--------------------	----------------------	-----------

			CRUZADA
DS 0 a 0,1 m	GAUS(OLS, WLS1)	TODOS (OLS, WLS1, MV)	ESF (WLS1)
DS 0,1 a 0,2 m	EXP (OLS, WLS1)	NENHUM	EXP (MV)
DS 0,2 a 0,3 m	EXP (OLS); GAU (OLS) ESF (OLS,WLS1)	TODOS (OLS, WLS1, MV)	EXP(OLS)
RSP 0 a 0,1 m	ESF (OLS, WLS1, MV)	TODOS (OLS, WLS1, MV)	EXP (MV)
RSP 0,1 a 0,2 m	ESF (OLS,WLS1, MV) GAU (MV)	TODOS (OLS,WLS1, MV)	ESF (MV)
RSP 0,2 a 0,3 m	ESF (MV) GAU (OLS, WLS1)	NENHUM	GAU (MV)
UMD 0 a 0,1 m	GAU (OLS, MV) EXP(WLS1)	GAU (WLS1)	EXP (MV)
UMD 0,1 a 0,2 m	GAU (OLS, WLS1) EXP (MV)	ESF (WLS1)	EXP (OLS)
UMD 0,2 a 0,3 m	EXP (OLS) ESF (WLS1,MV)	NENHUM	ESF (MV)
PROD.	GAU (OLS, MV)	TODOS (OLS,WLS1, MV)	EXP (MV)

387 ESF: modelo esférico; EXP: modelo exponencial; GAU: modelo gaussiano; OLS: mínimos quadrados ordinários;
388 WLS1: mínimos quadrados ponderados, MV: máxima verossimilhança.

389

390 **CONCLUSÕES:** Os critérios de seleção por validação cruzada, Akaike, Filliben e máximo
391 valor do logaritmo da função verossimilhança, não selecionam simultaneamente um mesmo
392 modelo devido em parte pelas distintas naturezas dos critérios. A aplicação do critério de Filliben
393 não apontou para um modelo particular em nenhum dos casos e o critério da validação cruzada
394 foi considerado o mais seletivo. O critério do máximo valor do logaritmo da função
395 verossimilhança não foi conclusivo. O critério da validação cruzada foi considerado o mais
396 adequado para a escolha do melhor ajuste, e os mapas temáticos foram construídos utilizando-se
397 uma estrutura de dependência espacial, escolhida segundo esse critério, e permitiu uma noção
398 visual do comportamento dos atributos densidade, resistência do solo à penetração, umidade e
399 produtividade na área estudada.

400 À semelhança da construção de modelos empíricos de variabilidade espacial aos
401 semivariogramas experimentais, em que o conhecimento do pesquisador relativo às variáveis em
402 estudo conduz a resultados melhores, também no caso de verificação de qualidade dos ajustes, o
403 conhecimento e o bom senso do pesquisador são de grande valia.

404 **AGRADECIMENTOS:** CNPq, Fundação Araucária e à Companhia Nacional de Abastecimento
405 - CONAB pelo apoio financeiro para a realização da pesquisa.

406 **REFERÊNCIAS**

407 AKAIKE, H. Information Theory as an extension of the maximum likelihood principle. Second
408 International Symposium on Information Theory, 2nd. (eds B. Petrov and F. Csaki), Akadémia
409 Kiadó, Budapest, p.267-281, 1973.
410 CRESSIE, N. Fitting variogram models by weighted least squares. *Mathematical Geology*, New
411 York, v. 17, n. 4, p. 563-586, 1985.

412 CRESSIE, N. *Statistics for spatial data*. New York: John Wiley, 1993. 900p.
413 CRESSIE, N. ; HAWKINS, D. M. Robust estimation of the variogram. *Mathematical Geology*.
414 New York, v. 12, n. 2, p. 115-125, 1980.
415 COX, D. R.; HINKLEY, D. V.; *Theoretical Statistics*, Chapman and Hall, U. S. A., 1974. 532p.
416 FILLIBEN, J. J. The probability plot correlation coefficient test for normality. *Technometrics*,
417 Alexandria, v. 17, n. 1, p. 111-117, 1975.
418 GOMES, F.P; GARCIA; C.H. *Estatística aplicada a experimentos agronômicos e florestais*.
419 Piracicaba: FEALQ. v.11, 2002. 305p.
420 ISAACS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. *An introduction to applied Geostatistics*. New York:
421 Oxford University Press, 1989. 561p.
422 LEE, S. I. validation of geoestatistical models using the Filliben test for orthonormal residual.
423 *Journal of Hydrology*. Amsterdam, v. 158, p. 319-332, 1994.
424 MARDIA, K. V.; MARSHALL, R. J. Maximum likelihood models for residual covariance in
425 special regression. *Biometrika*. v. 71, n. 1, p. 135-146, 1984.
426 McBRATNEY, A.; WEBSTER, R. Choosing functions for semi-variograms os soil properties
427 and fitting them to sample estimates. *Journal os Soil Science*. 37:617-639, 1986.
428 MELLO, J.M., BATISTA, J.L.F., RIBEIRO JR, P.J., OLIVEIRA, M.S. Ajuste e seleção de
429 modelos espaciais de semivariograma visando à estimativa volumétrica de *Eucalyptus grandis*.
430 *Scientia Forestalis*, Piracicaba, n. 69, p.25-37, dez. 2005.
431 R DEVELOPMENT CORE TEAM (2005). *R: A language and environment for statistical*
432 *computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.
433 Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em 3 jun. 2005.
434 RIBEIRO JR, P. J.; DIGGLE P. J. geoR: A package for geostatistical analysis. *R-NEWS*, 01,
435 2001. <http://cran.r-project.org/doc/Rnews>.
436 SAKAMOTO, Y.; ISHIGURO, M.; KITAGAWA, G. *Akaike information criterion statistics*.
437 New York: Springer. 1986. 320p.