

AJUSTE DE VARIOGRAMAS NO ESTUDO DA CONTINUIDADE ESPACIAL DE ATRIBUTOS FÍSICOS DO SOLO

Natalino M. Gomes¹; Carlos R. de Mello²; Manoel A. de Faria²; Antônio M. da Silva²; Marcelo S. de Oliveira³

¹*Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, natalagricola@yahoo.com.br*

²*Departamento de Engenharia, Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG*

³*Departamento de Ciências Exatas, Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG*

1 RESUMO

Este trabalho teve como objetivo estudar a seleção de métodos e modelos de ajuste de variogramas aplicados a atributos físicos do solo, importante etapa na análise da estrutura de continuidade espacial. O trabalho foi desenvolvido a partir de dados de: densidade do solo (Ds), teor de matéria orgânica (MO), argila dispersa em água (ADA) e frações texturais – areia, silte e argila, coletados na camada de 0 a 0,15 m na bacia hidrográfica do ribeirão da Marcela, Região Alto Rio Grande, obedecendo grid quadrado de 240 m x 240 m (macro escala) e 60 m x 60 m microescala, totalizando 165 pontos amostrais. Os dados foram submetidos à análise estatística descritiva e geoestatística, com o ajuste de variogramas do tipo esférico e exponencial pelos métodos dos quadrados mínimos ponderados (QMP) e máxima verossimilhança (MV), utilizando o programa GeoR. Os valores de coeficiente de variação para a densidade do solo e teor de argila foram da ordem de 9,02% e 12,01%, respectivamente, superior a 30% para os demais atributos. Observou-se ocorrência de dependência espacial para todos os atributos, com grau moderado ($25\% \leq GD \leq 75\%$) para densidade do solo e forte ($GD > 75\%$) para os demais. Constatou-se também ligeira superioridade do ajuste feito por máxima verossimilhança para o modelo exponencial para todos os atributos, exceção feita à matéria orgânica, cujo melhor modelo foi o esférico ajustado por quadrados mínimos ponderados.

UNITERMOS: Geoestatística, quadrados mínimos ponderados, máxima verossimilhança.

GOMES, N. M.; MELLO, C. R. de; FARIA, M. A. de; SILVA, A. M. da; OLIVEIRA, M. S. de. VARIOGRAM ADJUSTMENT FOR CONTINUITY SPATIAL STUDY OF SOIL PHYSICAL CHARACTERISTICS

2 ABSTRACT

This study aimed to examine the selection of methods and models of variograms adjustment applied to soil physical characteristics because it is an important stage of the continuity spatial structure analysis. This study was developed using data from soil bulk density (BD), organic matter (OM), clay water disperses (CWD), and particle-size distribution – sand, silt and clay. Soil samples were collected from 0-0.15-m layer, in Ribeirão Marcela Watershed, Alto Rio Grande region, Minas Gerais state, following a 240m x 240m square grid (macro-scale) and a 60m x 60m one(micro-scale), summing up 165 sampled points. Data were submitted to descriptive statistical and geostatistical analyses, with spherical and exponential variogram models, through weighted minimum square (QMP) and maximum likelihood (MV) methods, using a GeoR software. Variation coefficient values

for soil bulk density and clay percentage were higher than the other studied variables. Spatial dependence was observed for all variables, with moderate degree ($25\% \leq GD \leq 75\%$) for soil bulk density and strong ($GD > 75\%$), for the others. A slightly superior exponential model, adjusted by maximum likelihood for all variables, except for organic matter, was verified. The best model was the spherical one, adjusted by weighted minimum square.

KEYWORDS: Geostatistics, weighted minimum square, maximum likelihood

3 INTRODUÇÃO

A variabilidade espacial dos atributos do solo vem sendo intensamente estudada por meio da geoestatística, visando melhor analisar o comportamento da distribuição destes. De acordo com Lima & Silans (1999), as propriedades hidrodinâmicas e os atributos físicos dos solos não são distribuídos espacialmente de modo desordenado, apresentando certa estrutura de correlação espacial, a qual deve ser analisada com base no variograma.

O sentido físico do variograma, de acordo com Eguchi (2001), pode ser entendido quando se analisa a sua definição: ele mede a variabilidade das diferenças entre as realizações da variável aleatória de interesse, de tal maneira que, quanto menor a variância espacial, menor a variação dessas diferenças.

O variograma é o cerne dos estudos geoestatísticos, tornando-se possível a descrição quantitativa e qualitativa da variação espacial, além de ser o ponto chave na determinação do preditor geoestatístico – a krigagem (Mello, 2004). Daí a importância do melhor ajuste possível e seleção de modelos da função variância.

Entre os vários modelos de variogramas existentes, o esférico e o exponencial são os que mais se ajustam a atributos do solo (Souza et al. 2004a; 2004b; 2001), enquanto que o método de ajuste mais empregado por softwares geoestatísticos comerciais tem sido o dos quadrados mínimos ponderados (QMP), embora constem limitações sobre a sua aplicação, apontadas por Diggle & Ribeiro Jr (2000).

Opazo & Kavanagh (2002) estudaram o ajuste de modelos teóricos a variogramas experimentais pelos métodos dos quadrados mínimos ordinários (OLS), quadrados mínimos ponderados com pesos diretamente proporcionais ao número de pares amostrais correspondentes a cada variância estimada (WLS1) e quadrados mínimos ponderados com pesos diretamente proporcionais ao número de pares amostrais e inversamente proporcionais ao quadrado das variâncias estimadas (WLS2). Concluíram que a maior dificuldade no ajuste deve-se a estimativas incorretas de variâncias, relacionadas com amostragens insuficientes e que não houve superioridade de nenhum método de ajuste.

Mello (2004), trabalhando com dados de crescimento de espécies florestais, relatou melhores resultados do ajuste feito pelo método da máxima verossimilhança (MV), quando comparado ao ajuste feito por quadrados mínimos ponderados, enfatizando ainda que o modelo exponencial deve ser preferido, uma vez que sua estrutura matemática é menos complexa.

A decisão sobre a validade ou não de um critério de ajuste ou da superioridade de um critério sobre o outro precisa ser tomada de forma imparcial e que leve ao melhor método de ajuste dos dados de variância. Alguns procedimentos matemáticos, como a validação cruzada e o grau de dependência (GD), podem ajudar a escolher o melhor método e modelo de variograma.

Assim, o objetivo deste trabalho foi estudar o melhor modelo estatístico para estrutura de continuidade espacial de atributos físicos do solo, trabalhando com os modelos de

variograma esférico e exponencial, ajustados pelos métodos dos QMP e MV, visando fornecer subsídios que permitam orientar melhor o ajuste e a escolha de modelos e métodos de ajuste de variogramas aplicados a atributos físicos do solo.

4 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Descrição da área

A área de estudo, com aproximadamente 477 ha, compreende a sub-bacia hidrográfica do ribeirão Marcela, localizada na margem direita do Córrego do Jaguará, que deságua diretamente no reservatório da UHE de Camargos/CEMIG, município de Nazareno, estado de Minas Gerais. Situada entre as coordenadas UTM, “550169” e “552810” W e “7650163” e “7650989” S, zona 23 e entre as altitudes 960 m a 1.060 m. Esta inserida na unidade geomorfológica Planalto dos Campos das Vertentes, bacia hidrográfica Alto Rio Grande.

Os solos da bacia hidrográfica do Alto Rio Grande, de acordo com Bertachini (2004), podem ser divididos em Latossolos, Cambissolos e Litossolos. Os Latossolos, com predominância em sua área de ocorrência de rochas do tipo gnaisse, granitóides e migmatitos. Os Cambissolos, tendo como material de origem predominante na formação desta classe às rochas pelíticas (textura fina), com destaque para folhelhos e micaxistos. Os Litossolos, caracterizados por sua pequena espessura e presença de rochas na forma de blocos, ocorrem nas áreas de relevo mais acidentado. Predominam em sua área gnaisses de alto grau de metamorfismo e granitóides.

As unidades pedológicas presentes na bacia hidrográfica, mapeadas por Giarola et al. (1997) são: Latossolo Vermelho-Amarelo (LV), ocupando cerca de 65% da área; Latossolo Vermelho distrófico típico (LVd), 14%; Cambissolos (C), menos de 5% e Solos Hidromórficos, cerca 17%. Na área da sub-bacia hidrográfica predominam pequenos estabelecimentos rurais, voltados quase que exclusivamente para a produção leiteira, principal atividade econômica da região, com pastagem plantada e natural (362,36 ha). Entretanto, são observadas lavouras de milho (79,73 ha), maracujá (1,73 ha), cana-de-açúcar (1,53 ha), eucalipto (9,13 ha), área inundada por lago (3,27 ha) e alguns fragmentos de mata natural (19,83 ha).

O clima, segundo classificação de Köppen, é do tipo Cwa (temperado com verões quentes e úmidos e invernos secos e frios), estando os solos, exceto os hidromórficos, sujeitos aos regimes údico e isotérmico (Giarola et al., 1997). O tipo de vegetação dominante é o cerrado tropical subcaducifólio, ocorrendo, ocasionalmente, floresta tropical subcaducifólia ou campo de surgente no terço inferior das encostas, campo cerrado tropical nos locais de domínio de solos mais rasos e campo hidrófilo de várzea nas baixadas (Motta et al., 2001).

2.2 Plano amostral

As amostras para caracterização física foram coletadas em duas etapas: a primeira obedecendo grid quadrado de 240 m x 240 m, cobrindo toda a bacia, totalizando 80 pontos. Os pontos de coleta desta etapa formaram linhas no sentido Norte-Sul e Leste-Oeste, cobrindo toda a extensão da sub-bacia hidrográfica, como pode ser visto pela Figura 1. Na segunda etapa, com a finalidade de se fazer uma amostragem mais detalhada, fez-se um novo grid, espaçado de 60 m x 60 m em quatro (4) células limitadas pelos vértices do grid anterior, totalizando mais 79 pontos de coleta. Os pontos amostrais da segunda etapa formaram quatro

grupos distintos, facilmente visualizados na Figura 1. Outros 6 pontos, foram amostrados aleatoriamente com a finalidade de se detalhar uma região sob vegetação de cerrado mais densa na região sudoeste da sub-bacia hidrográfica. Ao todo, foram amostrados 165 pontos.

A amostragem em pequena escala é fundamental para a redução do efeito pepita dos variogramas, que dizem respeito a erros dos quais não se tem controle (erros aleatórios). As coordenadas UTM dos pontos amostrais foram obtidas utilizando ferramenta CAD e sua locação em campo feita com auxílio de um receptor GPS.

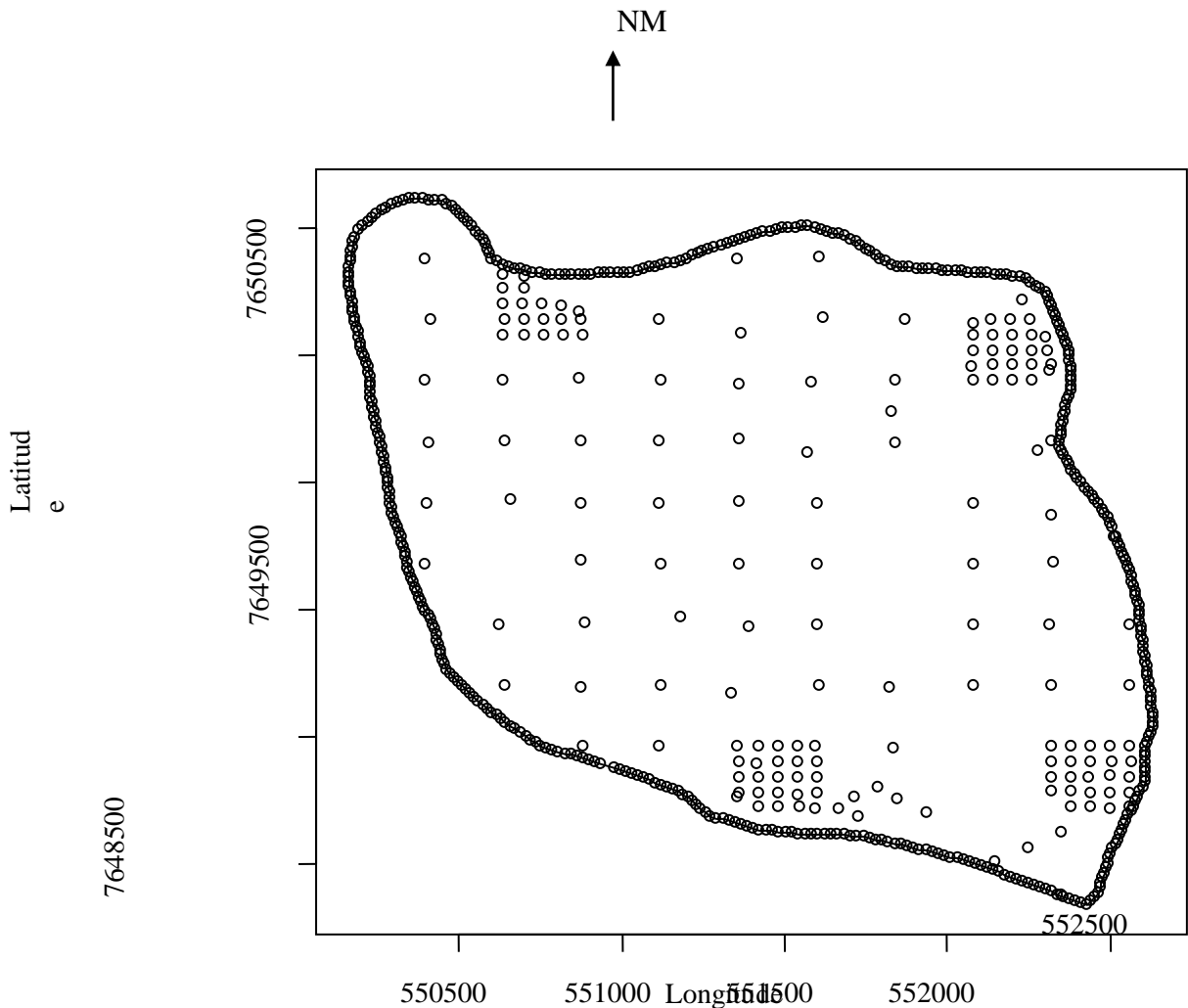


Figura 1. Esquema de amostragem sistemática, obedecendo a grids de 240 m x 240 m e 60 m x 60 m, utilizados na sub-bacia hidrográfica do ribeirão Marcela, para locação dos pontos amostrais.

2.3 Análises físicas

As amostras para caracterização físicas (densidade do solo – Ds; teor de matéria orgânica – MO; argila dispersa em água – ADA e frações texturais – areia, silte e argila) foram coletadas na camada de 0 a 0,15m de profundidade, seguindo as recomendações para cada atributo, de acordo com Dias Júnior et al. (2000) e Ferreira et al. (2000). A “Ds”, “ADA” e as frações texturais foram obtidas segundo Embrapa (1997). O carbono orgânico foi

determinado pelo método do bicromato de sódio ($\text{Na}_2\text{Cr}_2\text{O}_7$ 4N+ H_2SO_4 10N) como agente oxidante, multiplicando-o pelo fator 1,724 para se obter a percentagem de MO, como descrito em Quaggio et al. (1987).

2.4 Análises estatísticas

Os dados obtidos para cada variável foram armazenados em planilhas eletrônicas com as respectivas coordenadas. Estes dados foram submetidos, primeiramente, a uma análise exploratória, a qual consistiu de histogramas de frequência da diferença entre pares de pontos, média, coeficiente de variação (CV), coeficiente de assimetria (AC) e verificação de tendências com gráficos nas direções N-S (Latitude) e E-W (Longitude), sendo este último estudo fundamental para a aplicação das teorias geoestatísticas. Além disso, gráficos boxplot para verificação de “outliers” foram desenvolvidos, visando-se à remoção dos mesmos quando constatada sua existência. Os “outliers”, segundo Hoaglin et al. (1983), são observados pelos gráficos boxplot com sua interpretação sendo feita por intermédio da representação visual de um conjunto de cinco números: limite inferior e superior; quartis inferior e superior e média ou mediana, podendo ainda apresentar valores discrepantes. Acima do limite superior ou abaixo do limite inferior, mostrados nos gráfico boxplot, as observações discrepantes são representadas por pontos soltos e consideradas “outliers”.

A partir da análise exploratória de dados, a geoestatística foi utilizada para estudar a variabilidade espacial, bem como a escolha do modelo de variograma que melhor descrevesse a variabilidade dos dados. Os variogramas foram considerados isotrópicos, ou seja, variabilidade constante em todas as direções.

Os valores de variância foram obtidos pela equação:

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

em que $N_{(h)}$ é o número de pares de valores medidos $Z(x_i)$, $Z(x_i+h)$, separados por um vetor h . O gráfico de $\gamma^*(h)$ em função dos valores correspondentes de h , chamado variograma, é uma função do vetor h e, portanto, depende da distância h .

Após o cálculo das variâncias, foram ajustados os modelos teóricos de variogramas do tipo esférico e exponencial, respectivamente:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right]; \quad 0 < h < a \quad (2)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(-3 \frac{h}{a} \right) \right]; \quad a < h < d \quad (3)$$

sendo h : distância máxima em que o variograma é definido; C_0 : efeito pepita (ponto de interseção da curva com o eixo y); $C_1 + C_0$: valor de variância no qual o variograma se estabiliza, comumente denominado de patamar; C_1 : patamar – C_0 e a : alcance do variograma.

Para a escolha do melhor método e modelo de ajuste, foram consideradas as seguintes avaliações:

a) grau de dependência espacial, dado por:

$$GD = \left(\frac{C_1}{C_1 + C_0} \right) \times 100; \quad (4)$$

sendo o maior GD indicativo de um melhor modelo. O GD relaciona o comportamento dos parâmetros do variograma, especialmente o efeito pepita;

b) estudo do erro médio, máximo e quadrado médio do erro das estimativas feitas pela krigagem geoestatística, segundo procedimentos de validação (algumas vezes referida como “validação cruzada” ou “jackknife”, na literatura), a qual foi realizada com base em todos os modelos de variograma e métodos de ajuste trabalhados. A krigagem está fortemente associada ao modelo de variograma escolhido, permitindo que o processo de validação possa ser usado para a decisão do modelo e método a ser aplicado, pois ela compara os valores preditos pelo modelo ajustado com os obtidos em campo (Vieira et al., 1981). Espera-se que os valores preditos pelos modelos ajustados sejam iguais aos obtidos em procedimentos de campo e ou laboratoriais, o que nem sempre acontece. A diferença entre estes valores, admitindo como verdadeiros os obtidos em procedimentos de campo ou laboratoriais, é considerada erro. Assim, o processo de validação fornece parâmetros como erro médio, erro máximo e soma de quadrado médio do erro, o que permite indicar o melhor método e modelo de ajuste de variogramas empregado.

O programa geoR foi aplicado em todas as análises do presente trabalho, seguindo instruções de Ribeiro Junior & Diggle (2004) e Mello (2004).

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1) Análise exploratória dos dados

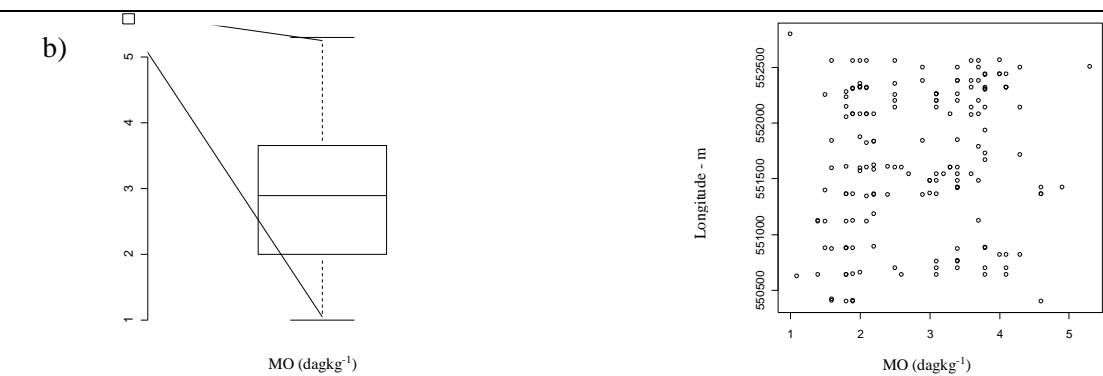
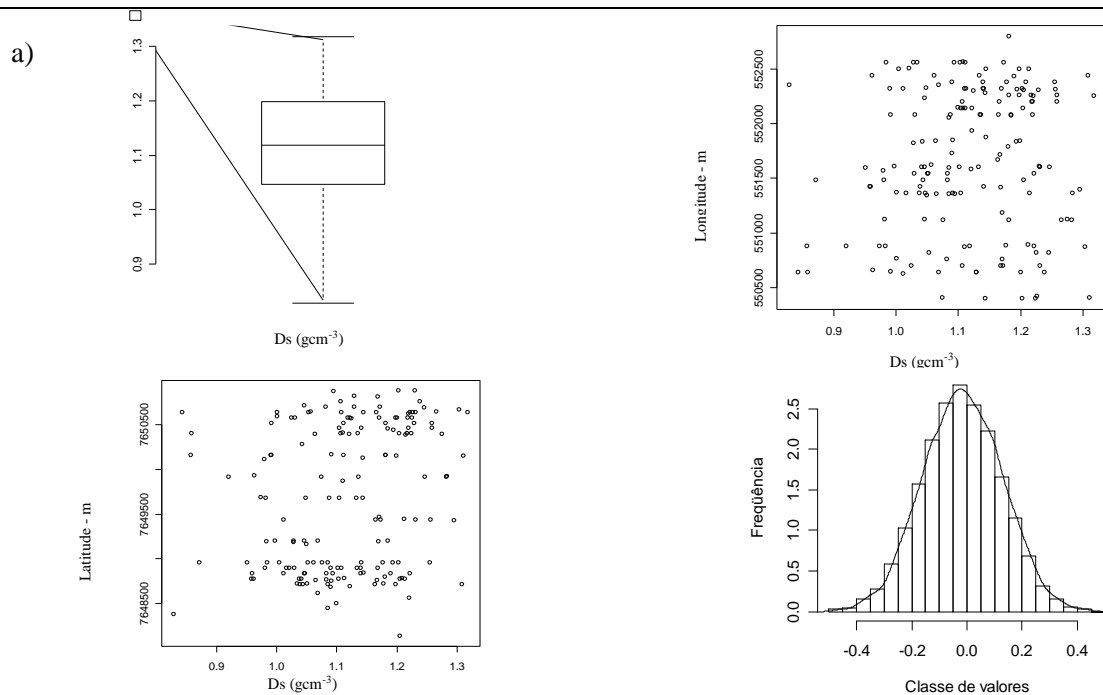
Na Figura 2, apresentam-se os gráficos necessários à análise exploratória dos dados e a estatística básica encontra-se na Tabela 1. Inicialmente, analisa-se o comportamento da distribuição dos dados nas direções N - S (Latitude) e E - W (Longitude), para constatar ou não a existência de tendências dos dados analisados. Caso seja constatada tendência dos dados, esta deve ser removida com algoritmos apropriados, pois a sua permanência pode inviabilizar a aplicação de técnicas geoestatística, uma vez que a condição de não tendenciosidade é de fundamental importância, sendo exigida para aplicação dos princípios geoestatísticos. Analisando-se os dados, para a latitude e longitude (Figura 2), percebe-se uniformidade da distribuição espacial dos mesmos, ou seja, verifica-se que não há nenhum tipo de tendenciosidade à medida que se caminha nas direções N - S e E - W, para todos os atributos estudados. Assim, constata-se que há condições suficientes para que a hipótese intrínseca seja aplicada, permitindo o desenvolvimento de um estudo de dependência espacial consistente, conforme explicitado em Mello (2004) e Vieira (2000).

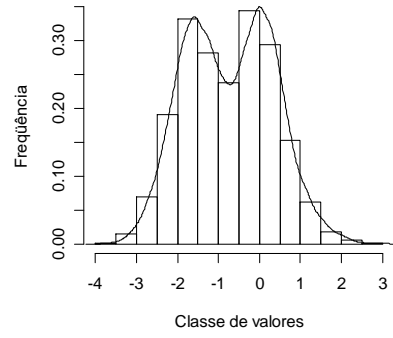
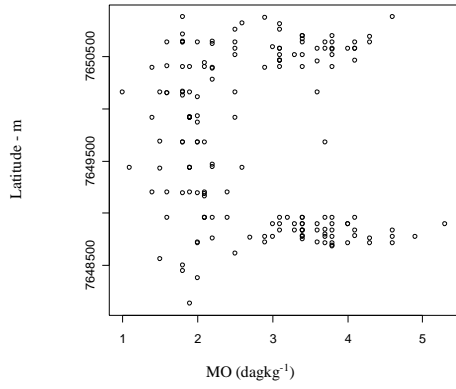
Outras duas análises complementares são necessárias para um bom estudo da continuidade espacial. A primeira diz respeito ao gráfico de boxplot, o qual é de fundamental importância para a identificação de pontos amostrados que são candidatos a “outliers”, ou seja, pontos que produzem alta variabilidade aos dados e distorção dos mesmos em torno da média, prejudicando a existência de normalidade, a qual é desejável nestes estudos.

A segunda análise consiste em avaliar o comportamento do histograma de freqüências das diferenças entre pares de pontos, permitindo, visualmente, verificar a existência de normalidade bivariada dos dados. Isso não é condição essencial para uso da geoestatística, mas é desejável, especialmente nos estudos que envolvem a máxima verossimilhança, a qual consiste da aplicação de um modelo multivariado normal, ou seja, pressupõe-se normalidade multivariada para a aplicação da mesma (Ribeiro Junior & Diggle, 2004). A normalidade bivariada não garante a normalidade multivariada, mas é um indicativo da mesma. Assim, observa-se que, para densidade do solo (Figura 2a), não há nenhum dado candidato a “outlier” (boxplot) e nota-se distribuição de freqüência em termos de normalidade bivariada

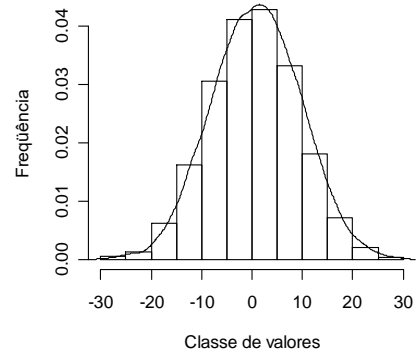
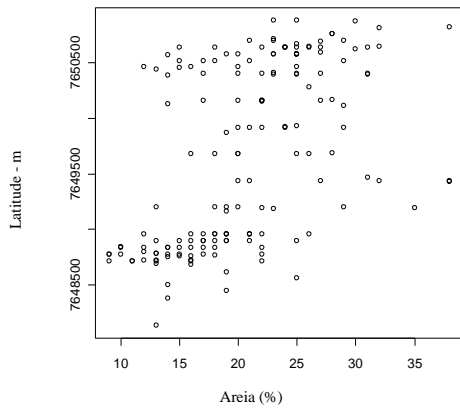
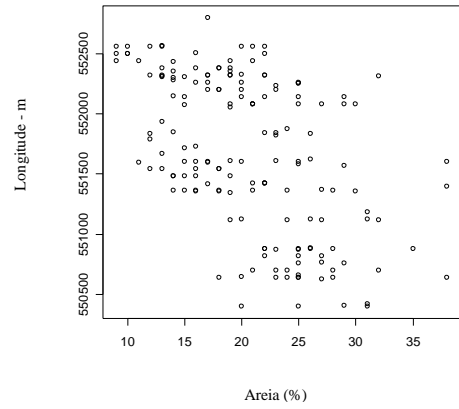
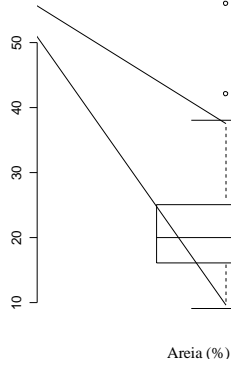
(histograma). Da mesma forma, não se verificam “outliers” para o atributo matéria orgânica (Figura 2b), apesar de haver um pouco mais de distorção dos dados em torno da média em relação à densidade do solo. Para o atributo areia (Figura 2c), verifica-se que há dois candidatos a “outlier”, o que, certamente, prejudicaria a análise dos dados, caso não fossem retirados. Assim, procedeu-se à sua eliminação, possibilitando a construção de um histograma de frequência que assemelha à distribuição normal desejável. O atributo silte (Figura 2d) apresenta cinco candidatos a “outlier”, sendo o atributo com maior número destes. Isso pode estar relacionado a análises laboratoriais, já que o silte, na avaliação textural é obtido por diferença, não havendo metodologia específica para a sua obtenção, ou seja, sua determinação pode-se somar os erros gerados quando da separação de areia e argila.

Estes dados foram removidos da análise e o histograma de frequência assim produzido apresenta um padrão de normalidade bem definido, facilitando o processo de ajuste do variograma. O atributo argila (Figura 2e) apresenta 4 candidatos, tendo sua remoção proporcionado aproximação da normalidade dos dados. O atributo ADA (Figura 2f) foi o que produziu maior distorção dos dados em comparação com os demais atributos, mesmo após remoção de dois “outliers”, o que pode prejudicar o ajuste de variogramas por máxima verossimilhança.

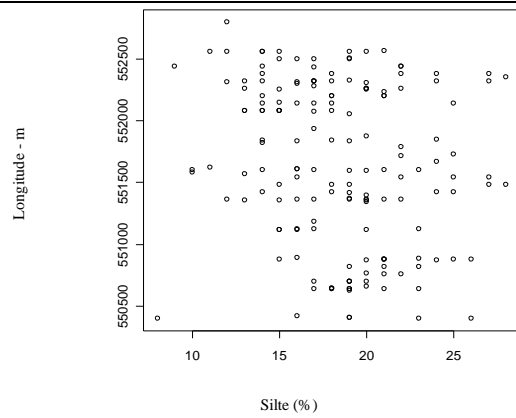
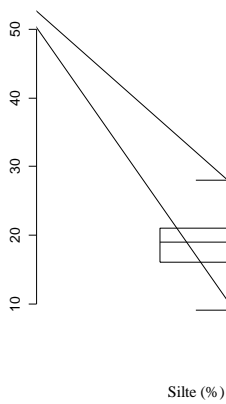


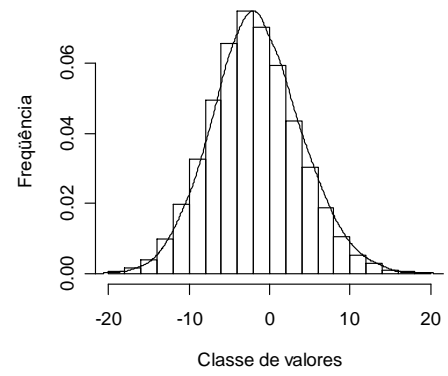
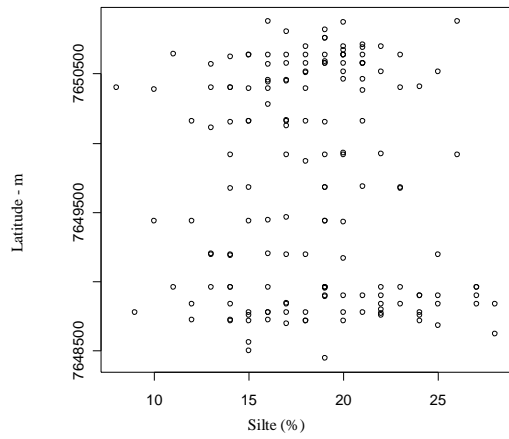


c)

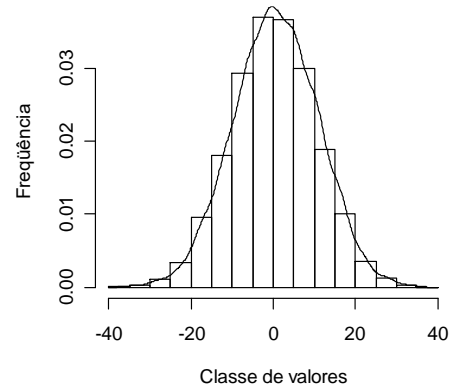
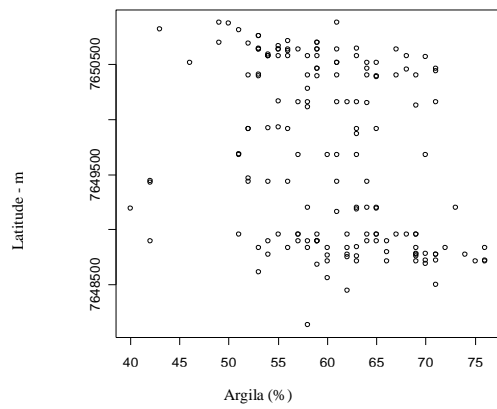
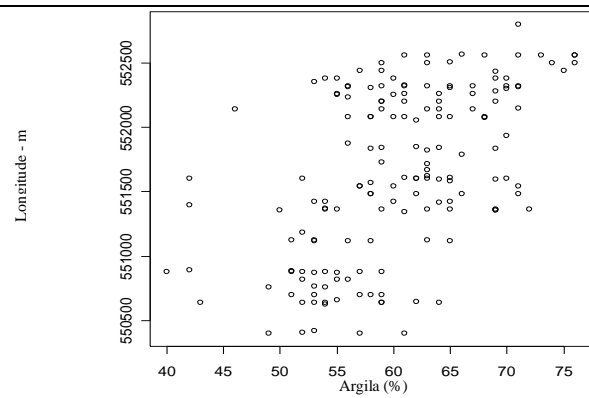
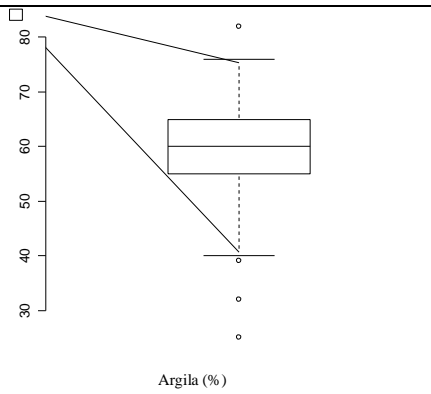


d)

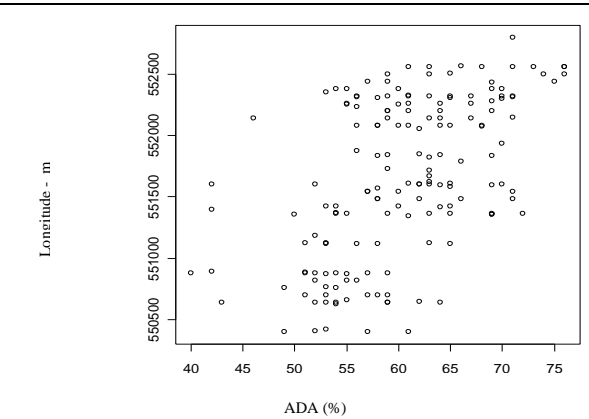
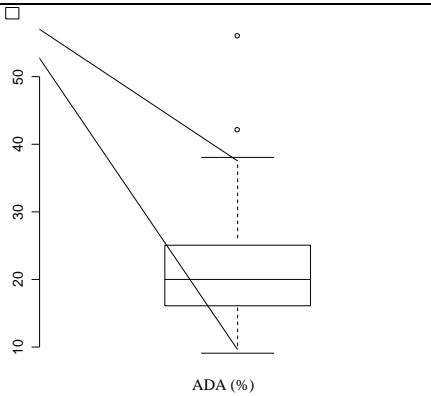




e)



f)



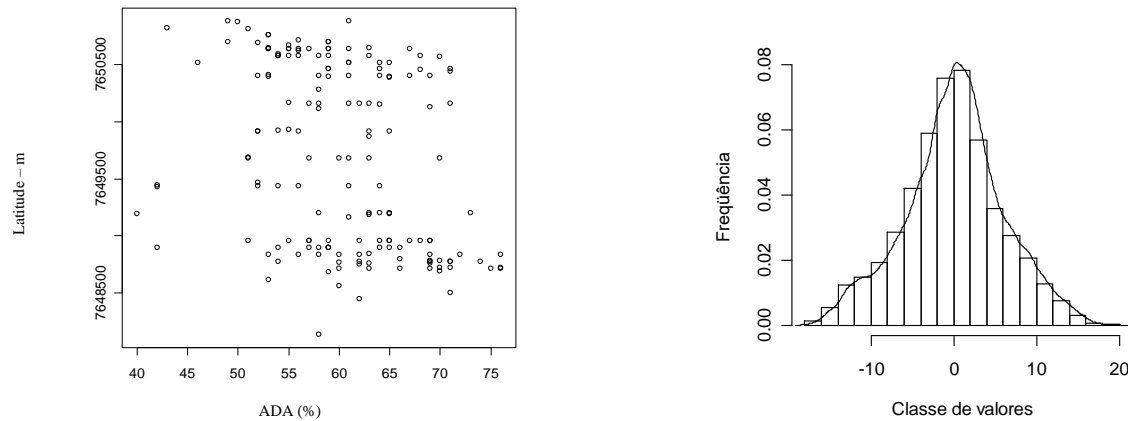


Figura 2. Gráficos da análise exploratória dos dados (boxplot, tendências e histograma) dos atributos analisados na bacia hidrográfica do ribeirão Marcela (densidade do solo – a; matéria orgânica –b; areia –c; silte –d; argila –e; ADA –f).

Ao se analisar os dados da Tabela 1, verifica-se, primeiramente, pequena variabilidade dos dados, dada pelos baixos coeficientes de variação. Nielsen et al. (1973), analisando atributos físicos do solo, sugerem que, aqueles que apresentarem coeficientes de variação menores que 30%, podem ser classificados de pequena variabilidade. No presente caso, apenas ADA mostrou-se com maior variabilidade. Apesar disso, todos os atributos apresentaram coeficiente de assimetria menor que 1. Segundo Guimarães (2001), a assimetria é utilizada para caracterizar como e quanto a distribuição de frequência se afasta da simetria da curva da distribuição normal. Porém, há que se ressaltar que a normalidade dos dados não tem significado para a geoestatística, uma vez que esta trabalha com a normalidade multivariada.

O comportamento dos histogramas da Figura 2 demonstra, visualmente, que há normalidade bivariada dos dados, o que permite admitir a existência da normalidade multivariada para os atributos estudados. Assim, espera-se que não haja dificuldade de ajuste do variograma pela metodologia da máxima verossimilhança para os atributos trabalhados.

Tabela 1. Resultados obtidos com a aplicação da estatística básica aos atributos físicos estudados na sub-bacia hidrográfica do ribeirão Marcela, região do Alto Rio Grande, MG.

Variável	CV (%)	CA	Média
Densidade do solo	9,02	-0,3808	1,12
Matéria orgânica	33,17	0,1798	2,83
Areia	30,04	0,3780	20,65
Silte	22,01	0,1159	18,00
Argila	12,01	-0,1671	60,37
ADA	52,13	0,9150	8,06

CV: coeficiente de variação, CA: coeficiente de assimetria.

3.2) Análise dos ajustes de semivariograma

Por meio da Figura 3 é possível observar o comportamento dos modelos de variogramas ajustados pelas metodologias empregadas aos atributos físicos do solo estudados neste trabalho.

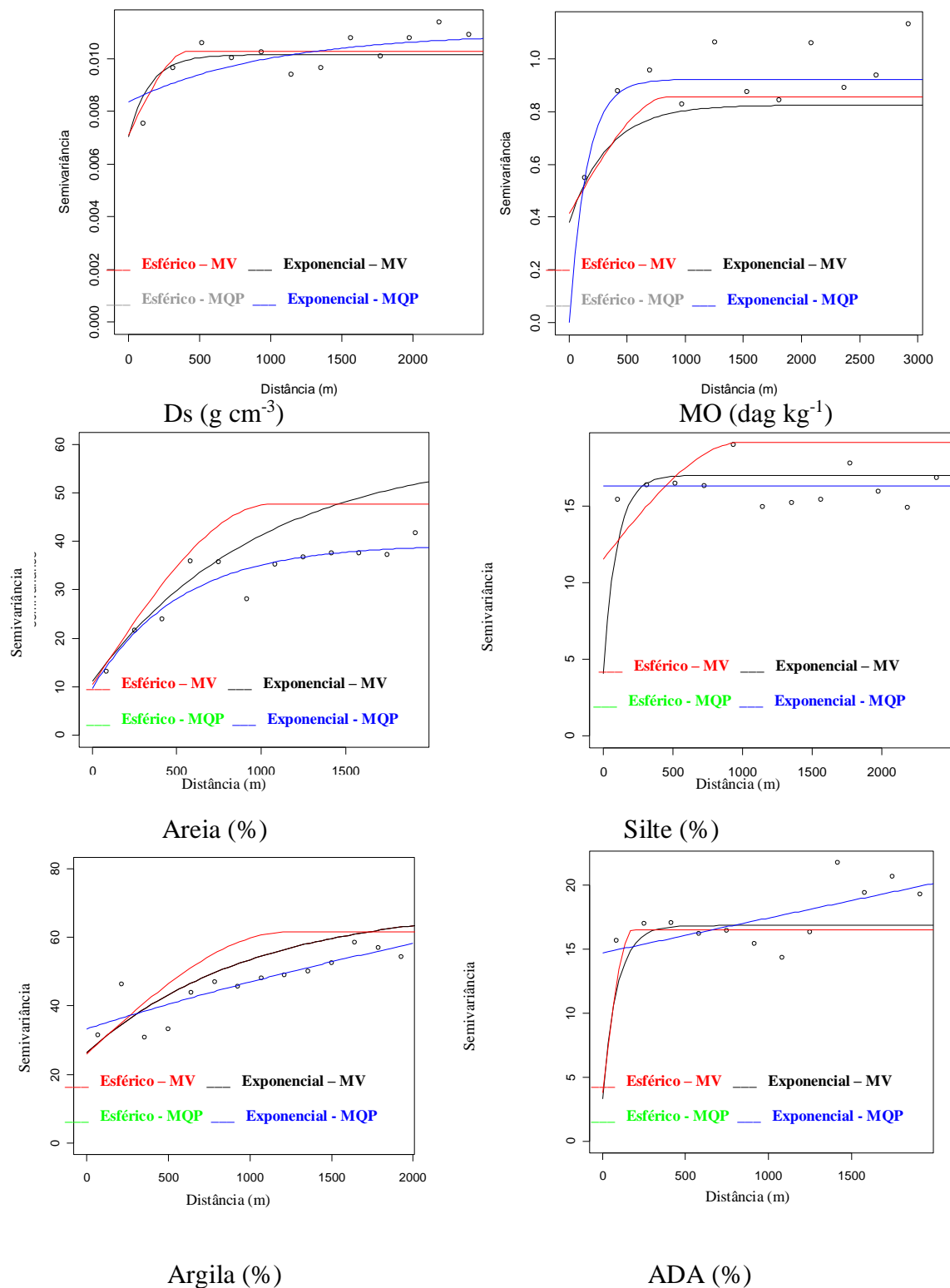


Figura 3. Comportamento dos modelos de variograma esférico e exponencial ajustados pelas metodologias da MV e MQP.

Observa-se que os modelos ajustados por máxima verossimilhança (MV) apresentaram alguma semelhança, com destaque para a densidade do solo e matéria orgânica. A partir de uma distância aproximada de 350 e 700 m, respectivamente, as curvas passaram a ser consideravelmente diferente, especialmente para a matéria orgânica. Esta mesma análise para os atributos areia, silte e argila mostra pequena discrepância até aproximadamente, 1.100, 500 e 450 m, respectivamente, havendo diferença entre os modelos após estas distâncias. No entanto, para ADA, verificou-se pouca semelhança entre os modelos ajustados por MV (Tabela 2). Provavelmente, este comportamento está relacionado à maior distorção dos dados em torno da média, dificultando que haja convergência no ajuste do variograma. De forma semelhante, os modelos ajustados por quadrados mínimos ponderados (QMP) também apresentam boa similaridade, exceção feita aos ajustes para matéria orgânica (Tabela 2), mas, nesta metodologia, a existência de normalidade multivariada não afeta o ajuste e sim a distribuição dos pontos no variograma.

Ao se comparar os respectivos modelos ajustados por MV e QMP, observaram-se discrepâncias entre os ajustes, ou seja, convergência entre eles. Este comportamento sugere que há diferenças na precisão dos modelos, o que leva a crer que há uma metodologia que indica a existência de um melhor ajuste, o qual produzirá um mapa de krigagem mais consistente, representativo da realidade física da bacia hidrográfica.

Na Tabela 2 apresentam-se os parâmetros dos variogramas ajustados por cada uma das metodologias empregadas no trabalho. Para identificar a possibilidade de melhor desempenho de um dado modelos, primeiramente, é interessante analisar a predominância de uma melhor metodologia, o que pode ser feito pelo grau de dependência espacial (GD). Analisando-se os valores obtidos por este parâmetro, verifica-se o melhor desempenho da metodologia da máxima verossimilhança para todos os atributos, exceção feita à matéria orgânica, para a qual o modelo esférico ajustado por MQP apresentou mais de 90% da variabilidade explicados pela componente espacial.

Este comportamento, provavelmente, foi produzido pelo baixo efeito pepita, em comparação com os demais ajustes, e também à existência de um patamar de magnitude semelhante. É interessante destacar que o melhor desempenho da MV está em conformidade com o comportamento dos histogramas das diferenças entre pares de pontos apresentados na Figura 2.

Outra observação importante se refere aos ajustes dos variogramas para o atributo silte, para o qual o modelo exponencial ajustado por QMP produziu um efeito pepita puro, sendo o único ajuste desta natureza obtido. O modelo esférico ajustado por QMP produziu uma pequena estrutura de dependência, com baixo patamar e elevado efeito pepita, gerando grau de dependência de apenas 52,7%, valor este muito inferior aos respectivos modelos ajustados por MV. De maneira geral, é incontestável o melhor desempenho da metodologia da MV, com modelos possuindo baixos efeitos pepita, elevados graus de dependência, além de melhores ajustes aos pontos do variograma, conforme Tabela 2.

Em termos de magnitude da estrutura de dependência espacial, tomando-se como base os valores do grau de dependência, segundo critérios propostos por Cambardella et al. (1994), há uma relação média de dependência para os atributos Ds, Mo, silte argila e ADA, exceção feita ao atributo areia, para o qual registra-se forte estrutura de dependência com grau de dependência maior que 94% para todos os modelos e método de ajuste.

Tabela 2. Parâmetros de ajuste dos modelos dos variograma e respectivos graus de dependência espacial, para os atributos físicos do solo estudados.

Atributo	Modelo	Método	Parâmetros			GD
			Efeito pepita	Patamar	Alcance (m)	
Ds	Exponencial	MV	0,0070	0,0101	450,32	0,591
	Esférico	MV	0,0071	0,0103	425,90	0,592
	Exponencial	QMP	0,0084	0,0110	3000,00	0,5670
	Esférico	QMP	0,0084	0,0110	1000,00	0,5670
MO	Exponencial	MV	0,4078	1,2795	3000,00	0,7583
	Esférico	MV	0,4141	0,8568	869,35	0,6742
	Exponencial	QMP	0,6456	1,0066	3002,04	0,6092
	Esférico	QMP	0,0846	0,9166	354,084	0,9155
Areia	Exponencial	MV	11,09	58,79	3000,00	0,8413
	Esférico	MV	10,42	47,65	1060,12	0,8206
	Exponencial	QMP	9,73	39,37	1548,66	0,8018
	Esférico	QMP	15,08	38,15	1437,34	0,7167
Silte	Exponencial	MV	4,05	16,99	291,48	0,8075
	Esférico	MV	11,53	19,14	1000,00	0,6241
	Exponencial*	QMP	16,32	0,00	-----	0,0
	Esférico	QMP	14,71	16,39	362,16	0,5270
Argila	Exponencial	MV	26,39	69,20	3000,00	0,7239
	Esférico	MV	25,99	61,56	1236,63	0,7031
	Exponencial	QMP	33,32	109,89	5097,20	0,6968
	Esférico	QMP	33,10	60,61	2809,72	0,6468
ADA	Exponencial	MV	9,29	62,72	3000,00	0,8710
	Esférico	MV	2,92	21,88	193,44	0,8822
	Exponencial	QMP	17,77	25,52	1091,16	0,5895
	Esférico	QMP	19,70	25,55	1312,26	0,5647

* Efeito pepita puro; GD: grau de dependência espacial; Ds: densidade do solo; MO: matéria orgânica; ADA: argila dispersa em água destilada, MV: máximo verossimilhança e QMP: quadrados mínimos ponderados.

Na Tabela 3 constam os valores de erros médio e máximo, bem como o quadrado médio do erro gerados pela validação cruzada, ou seja, comparando-se os valores preditos pela krigagem com os obtidos em procedimentos de campo ou laboratoriais.

Com estas informações é possível inferir, com maiores subsídios técnicos, sobre o melhor método e modelo. Para a Ds, verificou-se que o método da MV apresentou melhores ajustes, caracterizando melhores estruturas de dependência espacial. No entanto, os modelos ajustados por QME, produziram desempenho semelhante, não se constatando, de forma efetiva, um melhor método e modelo para estudo da variabilidade espacial deste atributo. Assim, ambos produzirão efeito semelhante na interpolação por krigagem, embora exista uma leve tendência de se adotar o modelo esférico ajustado por MV, com base nos valores de erro da Tabela 3. Para a MO, conforme já discutido, o modelo esférico ajustado por QMP foi o melhor modelo, podendo ser constatado pela Tabela 3. Para a fração textural areia, verificou-se um melhor desempenho do modelo exponencial, ajustado por MV, dado tanto pelo maior grau de dependência espacial (Tabela 2), quanto pelos menores erros médios e quadrados

médios dos erros (Tabela 3). Para o atributo silte, constatou-se melhor desempenho do modelo esférico ajustado por MV, o que pode ser verificado pelo maior grau de dependência espacial e menores erros médio e máximo, além de menor quadrado médio do erro e efeito pepita. Para o atributo argila, verificou-se melhor desempenho do modelo esférico ajustado por MV que, apesar de ligeiro menor grau de dependência espacial, produziu menores erros médio e máximo e quadrado médio do erro. Para ADA, destaca-se o modelo esférico gerado pela metodologia da MV, verificando-se menores erros médio e máximo, além de um bom ajuste aos pontos do variograma, com um efeito pepita muito inferior aos demais ajustes.

Tabela 3. Erros médio, máximo e quadrado médio do erro (QME), gerados pela validação cruzada, para os respectivos modelos e métodos de ajuste máximo verossimilhança (MV) e quadrados mínimos ponderados (QMP).

Atributo	Modelo	Método	Erro médio (%)	Erro máximo (%)	QME
Ds	Exponencial	MV	7,20	36,35	0,008547
	Esférico	MV	7,17	36,49	0,008412
	Exponencial	QMP	7,17	36,74	0,008665
	Esférico	QMP	7,19	37,72	0,008636
MO	Exponencial	MV	23,12	159,13	0,1931
	Esférico	MV	22,97	148,59	0,1916
	Exponencial	QMP	25,10	169,57	0,2031
	Esférico	QMP	22,67	128,91	0,2052
Areia	Exponencial	MV	17,74	98,11	0,9404
	Esférico	MV	17,89	93,20	0,9462
	Exponencial	QMP	17,78	97,81	0,9400
	Esférico	QMP	18,10	91,57	0,9580
Silte	Exponencial	MV	17,09	127,43	0,7358
	Esférico	MV	17,63	138,40	0,7714
	Exponencial*	QMP	-	-	-
	Esférico	QMP	18,49	128,45	0,8213
Argila	Exponencial	MV	8,10	47,54	0,5720
	Esférico	MV	8,05	47,47	0,5700
	Exponencial	QMP	8,25	48,31	0,5890
	Esférico	QMP	8,27	48,39	0,5910
ADA	Exponencial	MV	46,56	579,20	1,9380
	Esférico	MV	45,32	317,69	1,9999
	Exponencial	QMP	50,33	453,11	2,0078
	Esférico	QMP	53,22	452,07	2,2186

* Efeito pepita puro; Ds: densidade do solo; MO: matéria orgânica; ADA: argila dispersa em água destilada.

6 CONCLUSÕES

a) Todos os atributos apresentaram estrutura de dependência espacial, identificando-se discrepâncias nos variogramas ajustados, indicando que há um melhor método e modelo de ajuste aos dados.

- b) O método de ajuste da máxima verossimilhança produziu os melhores resultados quando comparados aos ajustes feitos por quadrados mínimos ponderados.
- c) Entre os modelos de variogramas ajustados, o esférico predominou em relação ao exponencial.
- d) O processo de validação mostrou-se importante ferramenta na escolha do melhor modelo e método de ajuste de variogramas aplicados ao estudo da variabilidade espacial de atributos físicos do solo.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BERTACHINI, A. C. **Estudos hidrogeológicos sobre regime de produção de água das bacias de drenagem de cabeceira da bacia do Rio Grande**. Belo Horizonte, 2004. 16p. Relatório.
- CAMBARDELA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVAK, J. M.; PARKIN, T. B.; KERLEN, D. L.; TURCO, R. F.; KONOPKA, A. E. Field scale variability of soil properties in Central Iowa solis. **Soil Science Society American Journal**, Madison, v. 47, p. 1501-1511, 1994.
- DIAS JUNIOR, M. S.; BERTONI, J. C.; BASTOS, A. R. R. **Física do solo: curso de pós-graduação em solos e nutrição de plantas**. Lavras: UFLA, 2000. p. 147. (Notas de aula teórica).
- DIGGLE, P. J.; RIBEIRO Jr, P. J. Model based geostatistics. In: Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística, 14., Caxambú, 2000. **Resumos**. Caxambu: Associação Brasileira de Estatística, 2000, p. 192
- EGUCHI, E. S. **Variabilidade espacial de atributos físico-hídricos de um solo hidromórfico no Município de Lavras - MG**. 2001. 85p. Dissertação (Mestrado em Irrigação e Drenagem) – Universidade Federal de Lavras, Lavras.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Manual de métodos de análise de solo**. 2 ed. Rio de Janeiro, 1997. 212p.
- FERREIRA, M. M.; DIAS JUNIOR, M. S.; BERTONI, J. C.; BASTOS, A. R. R. **Física do solo: curso de pós-graduação em solos e nutrição de plantas**. Lavras: UFLA, 2000. P. 33 (Notas de aula prática).
- LIMA, C. A. G.; SILANS, A. P. Variabilidade espacial da infiltração de água no solo. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 34, n. 12, p. 2311-2320, dez. 1999.
- MELLO, J. M. de. **Geoestatística aplicada ao inventário florestal**. 2004. 110p. Tese (Doutorado em Recursos Florestais)-Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba.
- MOTTA, P. E. F.; CURI, N.; SILVA, M. L. N.; MARQUES, J. J. G. S. M.; PRADO, N. J. S.; FONSECA, E. M. B. **Levantamento pedológico detalhado, erosão dos solos, uso atual e**

aptidão agrícola das terras de microbacia piloto na região sob influência do reservatório de Itutinga/Camargos – MG. Belo Horizonte, CEMIG, 2001. 51P.

NIELSEN, D.R.; BIGGAR, J.W.; ERH, K.T. Spatial variability of field measured soil water properties. **Hilgardia**. Oakland, v. 42, n. 7, p.215-259, 1973.

OPAZO, M. A. U; KAVANAGH, C, R. Estudo do ajuste de modelos teóricos a variogramas experimentais. In: BALASTREIRE, L. A. **Avanços na Agricultura de Precisão no Brasil no Período de 1999 a 2001**. 1 ed. Piracicaba, 2002, v. 1, p. 331-337.

QUAGGIO, J. A.; CANTARELLA, H.; FERREIRA, M. E.; LOPES, A. S.; BATAGLIA, O. C. **Análise química do solo**. Campinas, Fundação Cargil, 1987. 170p.

RIBEIRO JR, P. J.; DIGGLE, P. P. GeoR: package for geostatistical data analysis an illustrative session. Londrina, UFP. 23p. 2004.

SOUZA, Z. M.; MARQUES JÚNIOR, J.; PERREIRA, G. T. Variabilidade espacial da estabilidade de agregados e matéria orgânica em solos de relevos diferentes. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 39, n. 5, p. 491- 499, maio. 2004a.

SOUZA, Z. M.; MARQUES JÚNIOR, J.; PERREIRA, G. T.; BARBIERI, D. M. Variabilidade espacial da textura de um latossolo vermelho eutroférico sob cultivo de cana-de-açúcar. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 24, n. 2, p. 309-319, maio/ago. 2004b.

SOUZA, Z. M.; SILVA, M. L. S.; GUIMARÃES, G. L.; CAMPOS, D. T. S.; CARVALHO, M. P.; PEREIRA, G. T. Variabilidade espacial de atributos físicos em m Latossolo Vermelho Distrófico sob semeadura direta em Selvíria (MS). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 25, p. 669-707, 2001.

VIEIRA, S. R. **Geoestatística em estudo de variabilidade espacial do solo: tópicos em ciência do solo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, v. 1, 2000. p.1-55.

VIEIRA, S.R.; NIELSEN, D.R.; BIGGAR, J.W. Spatial variability of field-measured infiltration rate. **Soil Science Society of America Journal**. Madison. v.45, n.6, p.1040-1048, 1981.