

CONTINUIDADE ESPACIAL DE ATRIBUTOS FÍSICOS DO SOLO EM SUB-BACIA HIDROGRÁFICA DE CABECEIRA

José Alves Junqueira Junior¹

Anderson André Pereira Beloni²

RESUMO: O conhecimento da estrutura de continuidade espacial dos atributos físicos dos solos é uma importante ferramenta para o manejo do solo em sub-bacias hidrográficas. No entanto, o mapeamento produzido não pode apresentar-se enviesado, com tendências, como acontece com aqueles puramente geométricos. Dessa forma, neste trabalho, objetivou-se avaliar modelos de semivariogramas, bem como métodos de ajuste, para densidade do solo (Ds), matéria orgânica (MO), porcentagem de areia, silte, argila e argila dispersa em água (ADA) em uma sub-bacia hidrográfica na cabeceira do Rio Grande, na Serra da Mantiqueira. Para isso, foram feitas amostragens em 198 pontos na camada de 0-0,15 m em grids de 300 x 300 m, 60 x 60 m e 20 x 20 m. Foram ajustados os modelos de semivariogramas esférico, exponencial e gaussiano ao semivariograma experimental, pelos métodos dos mínimos quadrados ponderados (MQP) e máxima verossimilhança (MV). A análise variográfica mostrou que todos os atributos estudados apresentaram-se estruturados espacialmente. A maioria dos atributos apresentou melhor ajuste pela metodologia dos MQP, exceção feita aos atributos silte e areia. Não houve predominância de nenhum modelo específico de semivariogramas para os atributos avaliados.

PALAVRAS-CHAVE: validação cruzada, mínimos quadrados ponderados, máxima verossimilhança.

ABSTRACT: The knowledge of spatial continuity of soil physical hydric attributes is an important tool for soil management on watersheds. However, the produced can not generate bias with tendency, as those essential geometric interpolator. This study aims to evaluate semivariograms models and respective methods of adjustment for soil density (Ds), organic matter (MO), sand, silt, clay and water dispersible clay (ADA) on headwater watershed, in

¹ Doutorando em Recursos Hídricos em Sistemas Agrícolas, pela Universidade Federal de Lavras (DEG/UFLA). Professor na área de hidrologia do IF Sudeste MG. *E-mail:* jose.junqueira@ifsudestemg.edu.br.

² Especialista em Educação Ambiental, pela Universidade Federal do Mato Grosso (UFMT). Professor na área de física do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Mato Grosso - Campus Juína. *E-mail:* anderson.beloni@jna.ifmt.edu.br.

Mantiqueira Mountain region. For that, samples were collected at layer of 0-0.15 m, in 198 points, following the grids of 300 x 300 m, 60 x 60 m and 20 x 20 m. Weighted minimum squared (MQP) and Maximum Likelihood (MV) methods were used to adjust spherical, exponential and gaussian semivariograms models. Cross validation showed that all attributes studied presented spatial continuity. Most of soil attributes presented better adjustments through MQP methodology, except silt and sand. It was not possible to determine only one semivariograms model to all soil attributes evaluated.

KEYWORDS: cross validation, weighted minimum squared, maximum likelihood

INTRODUÇÃO

Compreender a distribuição espacial de fenômenos naturais constitui-se em um desafio para a elucidação de questões importantes em diversas áreas do conhecimento.

O avanço do conhecimento científico tem evidenciado as limitações dos métodos tradicionais da estatística no tratamento da variabilidade espacial de variáveis físicas e físico-hídricas do solo. As técnicas da estatística clássica partem do pressuposto de que todas as amostras são aleatórias e sua aplicação não envolve qualquer conhecimento da posição atual das mesmas ou do relacionamento entre essas posições. Já a geoestatística tem como pressuposto que as propriedades naturais da superfície terrestre são espacialmente contínuas, necessitando-se da aplicação de preceitos importantes associados à dependência espacial das variáveis continuamente distribuídas no espaço.

O semivariograma é a ferramenta que possibilita o estudo da dependência espacial entre amostras num campo experimental e define os parâmetros necessários para realização da krigagem, Brundsdon et al. (1996). O semivariograma é uma ferramenta básica que permite descrever quantitativamente a variação no espaço de um fenômeno regionalizado. Existem vários métodos de ajuste de semivariogramas, destacando-se os Métodos dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), Métodos dos Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) e Máxima Verossimilhança, Mello et al. (2005).

Mello et al. (2007), trabalhando com atributos físico-hídricos do solo numa sub-bacia hidrográfica, relata que os melhores resultados de ajuste de semivariogramas foram obtidos pelo método da máxima verossimilhança (MV), quando comparados aos ajustes feitos pelos mínimos quadrados ponderados (MQP). No entanto, Vieira (2005) obteve melhor modelagem do semivariograma pelo método MQP para uma série de atributos físicos e físico-hídricos do solo numa microbacia hidrográfica da região de Lavras, constituída basicamente por Cambissolos.

Nesse contexto, este trabalho objetiva estudar a estrutura de continuidade espacial de alguns atributos físicos do solo, analisando o grau de dependência espacial e procedimentos para modelagem do semivariograma experimental, notadamente os modelos esférico, exponencial e gaussiano e as metodologias da Máxima Verossimilhança (MV) e Mínimos Quadrados Ponderados (MQP).

MATERIAL E MÉTODOS

O Cambissolo é a unidade pedológica predominante na sub-bacia hidrográfica, havendo, contudo, considerável presença de Neossolos Flúvicos. Na Tabela 1 apresenta-se a distribuição dos solos da Sub-bacia Hidrográfica do Ribeirão Lavrinhas, na região da Serra da Mantiqueira.

Tabela 1. Ocorrência das unidades pedológicas na sub-bacia hidrográfica

Unidades pedológicas	Área (ha)	Área (%)
CH média pouco profundo	49,2	7,2
CX média A moderado muito profundo	53,7	7,8
CX argilosa A proeminente endopedregoso pouco profundo	5,5	0,8
CX média A moderado endopedregoso pouco profundo	81,4	11,8
CX média A proeminente endopedregoso pouco profundo	410,8	59,8
CX média A proeminente muito profundo	43,7	6,4
NF média A moderado com mosqueados	22,7	3,3
NF média A proeminente com mosqueados	20,1	2,9
Total	687,1	100,0

CH=Cambissolo húmico, CX=Cambissolo háplico, NF=Neossolo flúvico

Os atributos físicos do solo estudado são: densidade do solo (D_s), matéria orgânica (MO), porcentagem de areia, silte, argila e argila dispersa em água (ADA). A D_s foi calculada seguindo metodologia descrita em EMBRAPA (1997):

$$D_s = \frac{m_s}{V} \quad (1)$$

em que D_s é a densidade do solo (g cm^{-3}), m_s representa a massa de solo seco em estufa (g) e V o volume de solo (cm^3).

A densidade de partículas foi determinada pelo método do balão volumétrico por meio da relação entre a massa de solo seco e o volume ocupado pelos sólidos do solo seco (EMBRAPA, 1997).

$$D_p = \frac{m_s}{V_s} \quad (2)$$

em que D_p é a densidade de partículas (g cm^{-3}), m_s é a massa de solo seco em estufa (g) e V_s é o volume de sólidos no solo seco (cm^3).

A textura foi obtida pelo método da pipeta, conforme descrito em EMBRAPA (1997), com separação da areia em peneiras de 0,053 mm e secagem em estufa da suspensão de argila coletada com pipeta, descontando-se o peso de hidróxido de sódio presente na

amostra.

As análises para a obtenção do teor de matéria orgânica do solo foram feitas utilizando-se o bicromato de sódio ($\text{Na}_2\text{Cr}_2\text{O}_7$ 4N + H_2SO_4 10N) como agente oxidante, multiplicando-se a concentração de carbono orgânico por 1,724.

A amostragem de solo foi realizada na camada de 0 a 0,15 m de profundidade, seguindo um grid regular de 300 x 300 m com refinamento da escala em grid's de 60 x 60 e 20 x 20, perfazendo um total de 198 pontos.

A análise exploratória dos dados incluiu a estatística clássica com a determinação do coeficiente de variação (C.V.), coeficiente de assimetria (C.A.), média, mediana, desvio padrão e teste de normalidade de Shapiro-Wilk a 5% de significância. A análise exploratória contou ainda com a visualização dos dados em mapas para verificação de tendências e histogramas de frequência da diferença entre pares de pontos, além de "boxplot" para a identificação de observações atípicas (outliers).

A avaliação do desempenho de cada modelo deu-se mediante dois critérios. Avaliou-se a razão entre a variância estrutural (C) e o patamar ($C+C_0$), expressa em porcentagem, pelo grau de dependência espacial (GD). Segundo Zimback (2001), o GD é dado por:

$$GD = \left(\frac{C}{C + C_0} \right) \times 100 \quad (3)$$

sendo que o GD é considerado fraco se essa razão for $\leq 25\%$, moderado quando a razão estiver entre 25% e 75%, e forte se a razão for $> 75\%$.

O outro critério de comparação do desempenho foi o procedimento de validação cruzada, seguindo as recomendações de Cressie (1993) e Mello et al. (2005).

A comparação entre os modelos, em cada método de ajuste, foi efetuada pelo erro médio reduzido ($\overline{ER}$), desvio padrão dos erros reduzidos (S_{ER}) e do somatório do quadrado médio do erro ($\sum QME$). Segundo Cressie (1993) e McBratney & Webster (1986), o erro médio reduzido é definido como:

$$\overline{ER} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{z(x_{i0}) - \hat{z}(x_{i0})}{\sigma(x_{i0})} \quad (4)$$

em que $z(x_{i0})$ é o valor observado no ponto $i0$; $\hat{z}(x_{i0})$ é o valor estimado para o ponto $i0$ e $\sigma(x_{i0})$ é o desvio padrão da krigagem no ponto $i0$. O desvio padrão dos erros reduzidos foi obtido a partir da seguinte equação:

$$S_{ER} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{z(x_{io}) - \hat{z}(x_{io})}{\sigma(x_{io})} \right\}^2} \quad (5)$$

O erro reduzido médio mais próximo de zero e o desvio padrão próximo da unidade são os critérios para escolha do melhor modelo, além do menor somatório do quadrado médio do erro, representado pela Eq. 6;

$$\sum QME = \left(\frac{\sum_{i=1}^n [z(x_{io}) - \hat{z}(x_{io})]^2}{n} \right) \quad (6).$$

Todas as análises efetuadas no presente trabalho foram realizadas com o programa R, utilizando-se pacote GeoR (Ribeiro Júnior & Diggle, 2001).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

De acordo com os critérios propostos por Nielsen et al. (1973), que consideram os valores do C.V. de atributos físicos do solo menores que 30% como pequena variabilidade, detecta-se pequena variabilidade dos dados referentes aos atributos Ds, areia, argila e silte, enquanto os demais atributos (ADA e MO) apresentam maior variabilidade (Tabela 2). A alta variabilidade encontrada para ADA e MO está em consonância com o comportamento do histograma de frequência da diferença entre pares de pontos para estes atributos (Figura 3) e com o alto coeficiente de assimetria comparando-se com os demais atributos, principalmente para o atributo MO.

A semelhança entre as medidas de posição (média e mediana) dos atributos, também expressa a simetria da distribuição dos dados. Analisando-se estas medidas nota-se que estes atributos MO e ADA foram os que apresentaram as maiores diferenças entre as mesmas, consolidando o que foi anteriormente descrito.

Verifica-se pelo teste de normalidade de Shapiro-Wilk, que os atributos Ds, ADA e MO não apresentaram distribuição normal, uma vez que os valores de p apresentaram-se altamente significativos, aceitando-se a hipótese H_0 de não normalidade. Assim, é possível que haja dificuldades no ajuste dos semivariogramas pela metodologia da máxima verossimilhança para os atributos mencionados. Os demais atributos (frações

texturais) apresentaram distribuição simétrica com tendência à normalidade, especialmente areia e argila, em que os valores de p foram não significativos a 5%, enquanto para silte, não houve significância a 1%, rejeitando-se a hipótese de não normalidade.

Tabela 2. Parâmetros estatísticos dos atributos físicos estudados

Variável	$\bar{x}$	Med.	C.V.(%)	CA	P<0,05
Ds (g cm ³)	1,00	1,01	21,0	0,041	0,000155*
ADA (%)	5,55	5,00	53,6	0,764	9,428E-06*
MO (dag kg ⁻¹)	4,92	4,6	45,5	1,270	2,92E-08*
Areia (%)	52,88	53,50	14,1	0,899	0,3962 ^{ns}
Argila (%)	30,04	30,00	20,8	0,191	0,4829 ^{ns}
Silte (%)	17,20	17,00	24,3	0,806	0,0171 ^{ns}

*=significativo a 1%, ^{ns}= não significativo a 1%.

Nas Figuras 1, 2 e 3 encontram-se os gráficos para se realizar a análise exploratória dos atributos físicos do solo. Neste estágio inicial das análises geoestatísticas foram verificadas a distribuição e a consistência das medidas estatísticas dos atributos.

Primeiramente avaliam-se os gráficos de distribuição espacial dos dados para identificação de tendências, uma vez que esta condição é fundamental para aplicação da geoestatística. Observa-se por meio destes gráficos que há boa distribuição espacial de todos os atributos na sub-bacia hidrográfica, ou seja, não existe nenhum tipo de tendenciosidade direcionada, constatando-se condições favoráveis que permitirão o desenvolvimento de uma estrutura de dependência espacial consistente, atendendo à hipótese intrínseca (Mello et al., 2005).

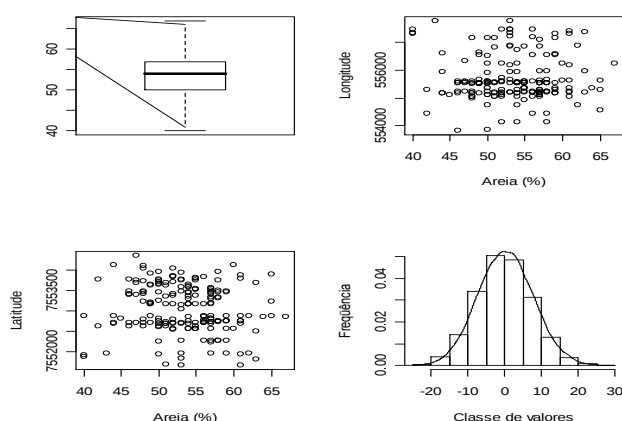
Também foi possível detectar pela análise exploratória dos dados, que houve candidatos a “outliers” para três atributos analisados (MO, ADA e silte), detectados pelos gráficos “boxplot”. Esses pontos poderiam produzir alta variabilidade aos dados e distorção dos mesmos em torno da média, prejudicando a normalidade, por isso ao serem detectados, foram comparados com seus vizinhos mais próximos, seguindo as recomendações de Libardi et al. (2006) e retirados quando apresentassem diferenças acentuadas com os mesmos. Dessa forma, novos gráficos são apresentados sem a presença destes, exceção feita ao atributo silte, que não teve um de seus “outliers” retirado porque este ponto não apresentou diferenças acentuadas com seus vizinhos. Esse atributo foi o que apresentou o maior número de “outliers”.

Os atributos areia e argila não apresentaram valores discrepantes, notando-se boa distribuição de frequências em termos de normalidade, com o gráfico “boxplot” acusando boa distribuição dos dados para ambos os atributos. Para ADA e MO, mesmo após a retirada dos “outliers”, nota-se ligeira distorção dos dados.

Outra análise importante se faz com relação ao comportamento do histograma de frequência das diferenças entre pares de pontos, que permite avaliar visualmente a existência de normalidade bivariada dos dados, sendo indicativo da normalidade multivariada. Segundo Ribeiro Júnior & Diggle (2001), a normalidade multivariada é uma condição desejável para o ajuste por máxima verossimilhança, observando-se que os atributos Ds, ADA e MO (Figuras 2 e 3) não apresentam boa distribuição de frequência em termos de normalidade bivariada, retratando distorção em seus histogramas de frequência, principalmente o atributo Ds, que apresentou assimetria negativa, sendo um indício de que terá maior dificuldade para produzirem bons ajustes por máxima verossimilhança.

Os demais atributos apresentaram boas condições de normalidade de bivariada, não apresentando distorção dos dados em torno da média. Possivelmente, os semivariogramas ajustados por máxima verossimilhança para estes atributos apresentarão boa estrutura de dependência espacial.

Figura 1. Gráfico do tipo boxplot, mapa de tendências e histograma das diferenças entre pares de pontos para os atributos areia e silte



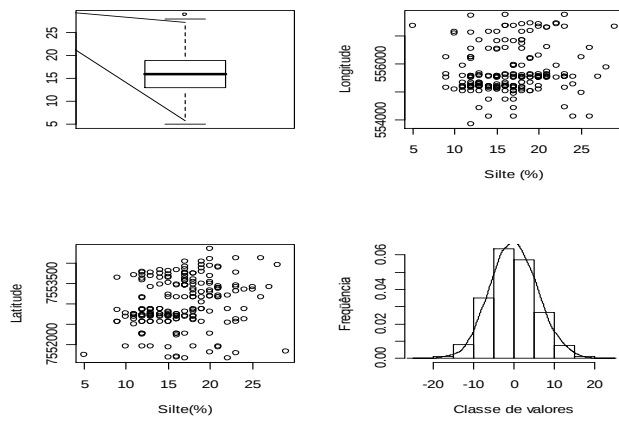


Figura 2. Gráfico do tipo boxplot, mapa de tendências e histograma das diferenças entre pares de pontos para os atributos argila e Ds

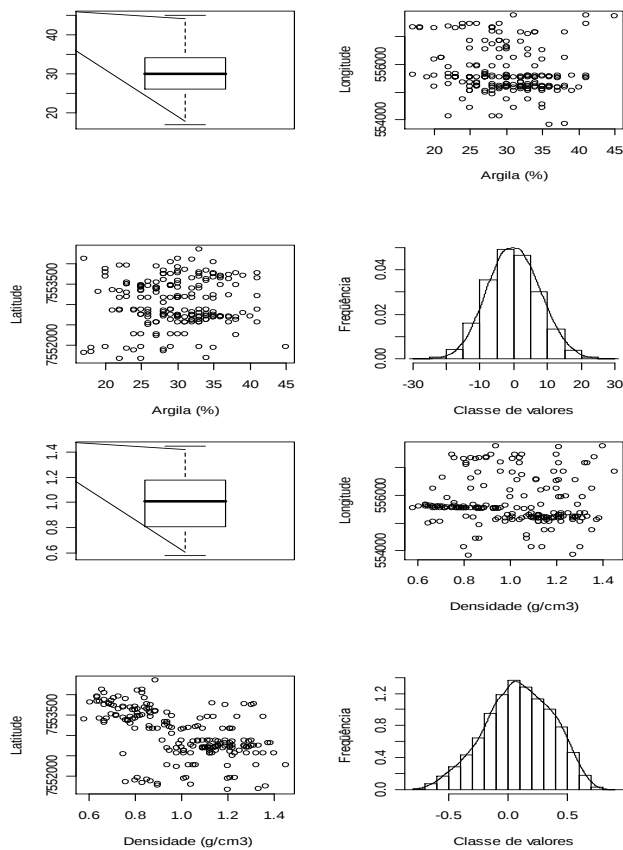
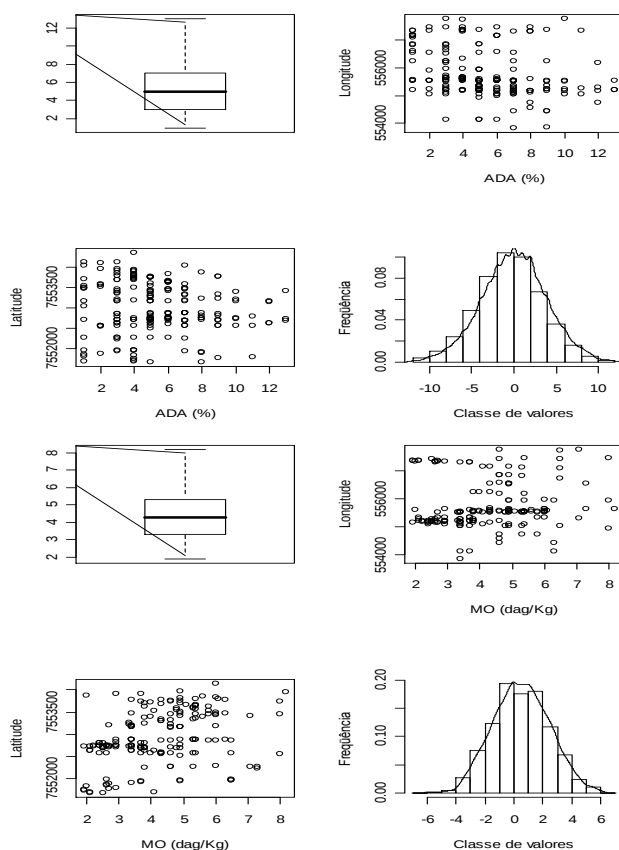


Figura 3. Gráfico do tipo boxplot, mapa de tendências e histograma das diferenças entre pares de pontos para os atributos ADA e MO



A análise variográfica apresentada na Figura 4 mostra que todos os atributos físicos do solo estudados apresentam-se estruturados espacialmente, ou seja, existe uma função estrutural com semivariância de comportamento modelável. Todavia, observa-se por meio dessa figura que os semivariogramas referentes aos atributos Ds (Figura 4D) e MO (Figura 4E) não se ajustaram pela metodologia da máxima verossimilhança devido à falta de normalidade bivariada detectada pelos histogramas de frequência das diferenças entre pares de pontos (Figuras 2 e 3), enquanto os demais atributos ajustaram-se por ambas metodologias. Um fato relevante que merece ser destacado se faz presente no ajuste por MV do atributo ADA, o qual não era esperado por ter apresentado distorção em seu histograma de frequência.

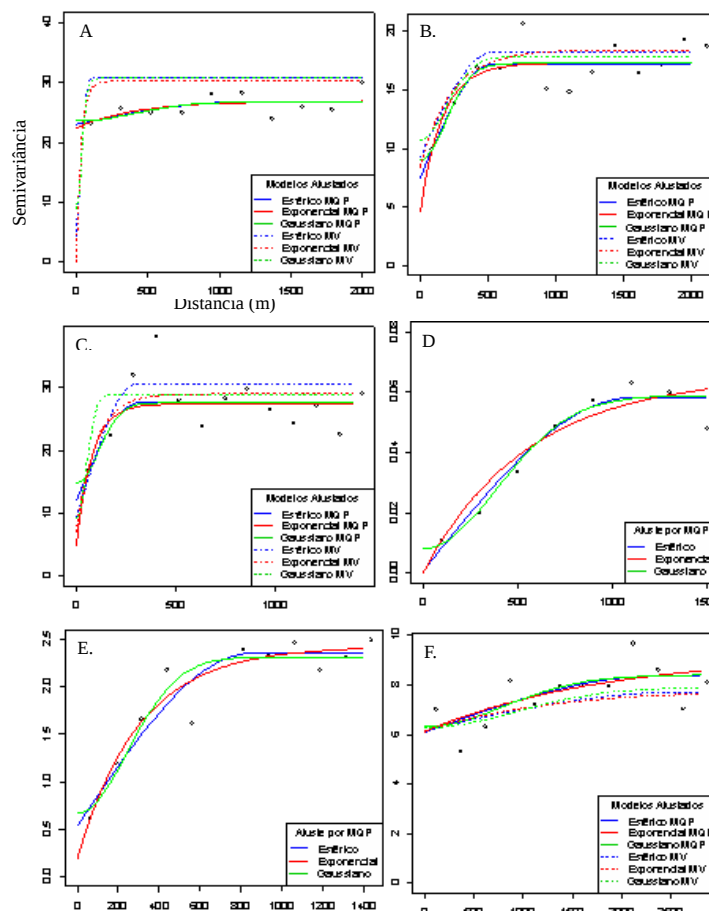
Analisando os semivariogramas visualmente, nota-se grande similaridade em seus comportamentos, independentemente da metodologia empregada. Suas curvas mantêm-se próximas, chegando a se tocar em alguns casos, sendo muito difícil se determinar qual o melhor modelo ou metodologia para os atributos avaliados. Segundo Vieira et al. (2000), semivariogramas que apresentam pontos espalhados acima da curva ou em suas extremidades são ajustes tendenciosos e imprecisos, não sendo o caso dos obtidos por este estudo.

É interessante destacar que o atributo areia (Figura 4A) apresenta um comportamento diferenciado em relação aos demais, pois é o único atributo que apresenta discrepância no ajuste dos semivariogramas. Esta mesma análise revela grande diferença no efeito pepita e no alcance dos semivariogramas ajustados.

Para o atributo argila (Figura 4C), a partir da distância de 400 m os modelos Exponencial e Gaussiano ajustados por MV apresentam um comportamento bem semelhante, com as curvas mantendo-se próximas sem se tangenciar, ao passo que o modelo esférico ajustado pela mesma metodologia a partir da distância aproximada de 300 m mantém-se paralelo às mesmas, mas com maior semivariância.

Já para o atributo silte (Figura 4B) os modelos ajustados por ambas as metodologias se assemelham partindo do efeito pepita e tornando-se paralelos a partir da distância de 400 m, sugerindo alcances próximos para todos os semivariogramas.

Figura 4. Semivariogramas ajustados para os atributos Areia (A.), Silte (B.), Argila (C.), Ds (D.), ADA (E.) e MO (F.), na sub-bacia hidrográfica do Ribeirão Lavrinhas



Encontram-se na Tabela 3 os parâmetros referentes aos semivariogramas ajustados com base em cada uma das metodologias empregadas. Inicialmente deve-se avaliar o grau de dependência espacial, já que o mesmo pode ser considerado um bom indicador de uma melhor metodologia (Mello et al., 2007). Dessa forma, pode-se observar que os semivariogramas dos atributos ajustados por MQP (Ds e MO) apresentam-se com forte grau de dependência espacial (Zimback, 2001), fruto do baixo efeito pepita com um patamar de mesma magnitude destes semivariogramas, principalmente para Ds, que apresentou forte grau de dependência para todos os modelos avaliados, ficando a seleção em função da validação cruzada.

Para o atributo MO, o modelo exponencial apresentou mais de 90% de sua variabilidade explicada pela componente espacial, concordando com os resultados obtidos por Mello et al. (2007), mostrando que a metodologia dos mínimos quadrados ponderados deve ser utilizada no estudo da estrutura de dependência espacial desse atributo em sub-bacias hidrográficas.

Os demais atributos físicos (areia, silte, argila e ADA) apresentaram ajuste pelas duas metodologias avaliadas. Entretanto, não se observa um melhor desempenho apenas com base no grau de dependência espacial, haja vista que ora este se mostra forte no ajuste por MV (areia) e ora no ajuste por MQP (silte), além de apresentar-se forte por ambas as metodologias (argila), e para nenhuma delas (ADA). Esse fato também é identificado quando se avalia o efeito pepita produzido pelos ajustes, no qual para o atributo areia houve grande diferença neste parâmetro em função das duas metodologias de ajuste, enquanto para ADA, este parâmetro apresentou-se de forma uniforme.

Para os atributos silte e argila, o efeito pepita não se apresentou com tendência bem definida. De maneira geral, o atributo ADA apresentou-se com dependência espacial de fraca à moderada, contrariando os resultados de Mello et al. (2007), fato também observado para o atributo areia ajustado por MQP, que também apresentou fraco grau de dependência espacial para todos os modelos utilizados.

Tomando-se como referência os valores do GD sugeridos por Zimback (2001), conclui-se que o atributo silte ajustado por MQP apresentou forte grau de dependência para o modelo exponencial e moderado para os demais modelos. O atributo argila também apresentou forte grau de dependência espacial para o modelo exponencial ajustado por ambas as metodologias. Nota-se que o alcance dos semivariogramas variou entre os valores de 35 a 2533 m.

Tabela 3. Parâmetros de ajuste dos modelos de semivariogramas e respectivos graus de dependência espacial

Atributos	Método	Modelo	Parâmetros			GD (%)
			Co	Co+C1	a (m)	
Ds	MQP	Esf	0,001	0,06	1100	99
		Exp	0,000	0,07	554	100
		Gaus	0,008	0,06	554	86
MO	MQP	Esf	0,53	2,35	849	77
		Exp	0,19	2,43	305	92
		Gaus	0,67	2,32	348	71
Areia	MQP	Esf	22,97	26,77	1158	14
		Exp	22,38	26,90	414	17
		Gaus	23,51	26,78	574	12
	MV	Esf	4,34	30,86	106	86
		Exp	0,05	30,19	35	100
		Gaus	8,86	30,66	54	71
Silte	MQP	Esf	7,50	17,20	528	56
		Exp	4,61	17,25	164	73
		Gaus	9,03	17,22	265	48
	MV	Esf	9,24	18,21	533	49
		Exp	8,45	18,37	230	54
		Gaus	10,72	17,81	271	40
Argila	MQP	Esf	12,10	27,54	314	56
		Exp	4,87	27,44	81	82
		Gaus	14,86	27,55	159	46
	MV	Esf	9,43	30,63	311	69
		Exp	7,21	29,04	98	75
		Gaus	9,17	28,90	70	68
ADA	MQP	Esf	6,08	8,35	2379	27
		Exp	6,11	9,26	1856	34
		Gaus	6,30	8,38	1132	25
	MV	Esf	6,16	7,68	2533	20
		Exp	6,13	7,84	1300	22
		Gaus	6,27	7,89	1300	21

A Tabela 4 apresenta os valores referentes aos parâmetros estatísticos gerados pela validação cruzada. O ajuste do modelo exponencial para o atributo Ds por MQP foi o

que apresentou o maior grau de dependência (100%), menor efeito pepita, menor erro médio e desvio padrão dos erros, além do menor quadrado médio dos erros sendo indicado para a krigagem deste atributo.

Quando se avalia o atributo MO ajustado pelo mesmo modelo, percebe-se que este também apresentou maior grau de dependência (92%) e menor efeito pepita, entretanto foi o que apresentou o maior desvio padrão dos erros e somatório do quadrado médio dos erros, não sendo, portanto, indicado para a krigagem deste atributo. Esse fato comprova o que foi relatado por Junqueira Junior (2008), que avaliou a continuidade espacial dos atributos físico-hídricos do solo na mesma sub-bacia hidrográfica, concluindo que o GD não deve ser usado como parâmetro exclusivo e definitivo para a seleção do semivariograma. Dessa forma, o modelo esférico foi selecionado para a krigagem da MO, pois este também apresentou forte grau de dependência, concordando com os resultados de Mello et al. (2007).

Os atributos areia, silte, argila e ADA se ajustaram pelas duas metodologias empregadas. Para o atributo areia, o modelo exponencial ajustado por MV apresenta o melhor ajuste, dado pelo baixo efeito pepita e pelos menores erros médios, desvio padrão dos erros e somatório do quadrado médio do erro. Para o atributo silte, todos os ajustes apresentaram moderado grau de dependência, logo, sugere-se o modelo gaussiano por MV.

O ajuste do modelo exponencial por MQP para o atributo argila apresentou forte grau de dependência, ficando este modelo responsável pela krigagem desse atributo, por ter apresentado também os menores erros médios e desvio padrão dos erros, além do menor somatório do quadrado médio dos erros gerados pela validação cruzada. O atributo ADA apresentou de baixo a moderado grau de dependência, destacando-se o modelo exponencial gerado pela metodologia dos MQP.

Tabela 4. Erro médio reduzido ($\overline{ER}$), desvio padrão dos erros reduzidos (S_{ER}) e somatório do quadrado médio do erro ($\sum QME$), gerados pela validação cruzada

Atributos	Modelo	Método	$\overline{ER}$	S_{ER}	$\sum QME$
Ds	Esf	MQP	0,01200	2,212947	0,00678
	Exp	MQP	0,00728	1,390092	0,00665
	Gaus	MQP	0,01177	1,469258	0,00691
MO	Esf	MQP	0,02023	1,07191	0,898
	Exp	MQP	0,02416	1,27020	0,995
	Gaus	MQP	0,30159	1,08052	0,987
Areia	Esf	MQP	0,00003	1,01452	0,365
	Exp	MQP	0,00047	1,05512	0,321
	-	-	-	-	-
	Gaus	MQP	0,00030	1,06213	0,290
	Esf	MV	0,00445	1,01921	0,357
	Exp	MV	0,00350	1,02714	0,232
	Gaus	MV	0,00388	1,02745	0,354
Silte	Esf	MQP	0,00051	1,08161	0,989
	Exp	MQP	0,00101	1,14580	0,965
	-	-	-	-	-
	Gaus	MQP	0,00005	1,07484	0,939
	Esf	MV	0,00038	1,00957	0,898
	Exp	MV	0,00055	1,01026	0,875
	Gaus	MV	0,00001	1,00859	0,825
	-	-	-	-	-
Argila	Esf	MQP	0,00107	1,04700	0,125
	-	-	-	-	-
	Exp	MQP	0,00005	1,00200	0,119
	-	-	-	-	-
	Gaus	MQP	0,00441	1,33800	0,132
	Esf	MV	0,00007	1,00300	0,171
	-	-	-	-	-
	Exp	MV	0,00149	1,00300	0,181
ADA	-	-	-	-	-
	Gaus	MV	0,00100	1,00200	0,176
	-	-	-	-	-
	Esf	MQP	0,00054	1,000054	0,00125
	-	-	-	-	-
	Exp	MQP	0,00072	0,997039	0,00136
	-	-	-	-	-
	Gaus	MQP	0,00014	0,997017	0,00156
ADA	-	-	-	-	-
	Esf	MV	0,00048	1,001823	0,00148
	-	-	-	-	-
	Exp	MV	0,00066	1,001348	0,00168
	-	-	-	-	-
	Gaus	MV	0,00019	1,002732	0,00194

CONCLUSÕES

A análise variográfica mostrou que todos os atributos estudados apresentaram-se estruturados espacialmente.

A maioria dos atributos físicos apresentou melhores ajustes pela metodologia dos mínimos quadrados ponderados, exceção feita aos atributos silte e areia.

Sugere-se o modelo esférico ajustado por mínimos quadrados ponderados para estudo da continuidade espacial do atributo MO e o modelo exponencial pela mesma metodologia para os atributos Ds, argila e ADA.

Para o atributo areia sugere-se o modelo exponencial ajustado por máxima verossimilhança, enquanto para o atributo silte sugere-se o modelo gaussiano pela mesma metodologia.

REFERÊNCIAS

BRUNSDON, C.; FOTHERINGHAM, A. S.; CHALTON, M. E. *Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity*. Geographical Analysis, Columbus. v. 28, n. 4, p. 281-298, 1996.

CRESSIE, N. A. C. *Statistic for spatial data*. New York: J. Wiley, 1993. 900p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Centro Nacional de solos. *Manual de métodos de análise de solo*. 2. ed. Rio de Janeiro: Ministério da Agricultura e Abastecimento. 1997. 212p.

JUNQUEIRA JUNIOR, J. A.; SILVA, A. M.; MELLO, C. R.; PINTO, D. B. F.; *Continuidade espacial de atributos físico-hídricos do solo em sub-bacia hidrográfica de cabeceira*. Ciência e Agrotecnologia. v. 32, p. 914-922, 2008.

LIBARDI, P. L.; MELO FILHO, J. F. Análise exploratória e variabilidade dos parâmetros da equação da condutividade hidráulica, em um experimento de perfil instantâneo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*. v. 30, n. 2, p. 197-206, 2006.

MCBRATNEY, A. G.; WEBSTER, A. G. *Choosing functions for semivariograms and fitting them to sampling estimates*. Journal of Soil Science, London, v. 37, n. 4, p. 617-639, 1986.

MELLO, C. R.; GOMES, N. M.; SILVA, A. M. da; JUNQUEIRA JUNIOR, J. A. *Modelagem de atributos físico-hídricos do solo numa bacia hidrográfica da região do Alto Rio Grande, MG*. Revista Brasileira de Ciência do Solo. v. 31, n. 5, p. 845-852, 2007.

MELLO, J. M.; BATISTA, J. L. F.; OLIVEIRA, M. S.; RIBEIRO JUNIOR, P. J. Ajuste e seleção de modelos espaciais de semivariogramas visando a estimativa volumétrica de *Eucalyptus grandis*. *Scientia Forestalis*, v. 69, n. 1, p. 25-37, 2005.

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.

RIBEIRO JUNIOR, P. P.; DIGGLE, P. P. *GeoR: a package for geostatistical analysis*. R - News, Auckland, v. 1, n. 2, p. 15-18, 2001.

VIEIRA, S.R.; MILLETE, J.; TOPP, G. C.; REYNOLDS, W. D. *Handboock for Geostatistical Analysis of Variability in Soil and Climate Data*. In: Tópicos em Ciência do Solo, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000, v. 1.

VIEIRA, V. A. S. *Variabilidade espacial da estabilidade de agregados do solo em uma microbacia hidrográfica*. 2005. 100 p. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2005.

ZIMBACK, C. R. L. *Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade*. 2001. 114 p. Tese (Livre-Docência) – Universidade Estadual de São Paulo, Botucatu, 2001.