

Dependência Espacial de Atributos Químicos dos solos da Região do Alto Taquari

Marco Aurélio Maia¹, Ednaldo Carvalho Guimarães², Emília Hamada³, Marco Antônio Gomes⁴

¹ Graduando em Estatística, UFU, FAMAT, Campus Santa Mônica, Bloco 1F120, 38408-100, Uberlândia -MG, marcoaureliovj@gmail.com

² Professor Dr., UFU, FAMAT, Uberlândia -MG, ecg@ufu.br

³ Pesquisadora Dr^a., EMBRAPA, Jaguariúna -SP

⁴ Pesquisador Dr., EMBRAPA, Jaguariúna - SP

Resumo - O objetivo deste trabalho foi analisar a variabilidade espacial dos elementos químicos do solo por meio da técnica de componentes principais, construção de semivariogramas e mapas, para entender o comportamento dos dados. A área de estudo compreende a região do Alto Taquari – região das nascentes do Rio Araguaia, que ocupa partes dos territórios do extremo sudeste do Estado de Mato Grosso e partes do sudoeste do Estado de Goiás. No local, avaliou-se 372 pontos amostrais georreferenciados, determinando-se os principais atributos químicos do solo na profundidade 0-20 cm. Foi feita uma análise descritiva prévia das variáveis, para posteriormente utilizar a técnica de componentes principais e de análise geoestatística. A técnica multivariada de componentes principais permitiu concluir que o primeiro componente possui uma correlação positiva muito forte com o nível de toxicidade do solo, o que diminui o índice de bases trocáveis. Já o segundo componente apresentou correlação negativa com a matéria orgânica, concluindo uma baixa fertilidade do solo. A análise geoestatística dos componentes revelou uma dependência espacial moderada com ajuste exponencial de semivariograma. Os semivariogramas foram escalonados indicando comportamento semelhante da variabilidade dos dois componentes.

Palavras-chave: estatística multivariada, escalonamento de semivariograma, componentes principais.

Spatial dependence of soil chemical attributes of the Alto Taquari region

Abstract - The objective of this study was analyze the spatial variability of soil chemical elements by the technique of principal components, building maps and semivariograms to understand the behavior of the data. The study area comprises the region of Alto Taquari - region of the headwaters of the Rio Araguaia, which occupies parts of the territories of the southeastern tip of the state of Mato Grosso and southwest parts of the state of Goiás. On site, we evaluated 372 sampling points georeferenced, determining the main soil chemical properties in the 0-20 cm depth. We conducted a descriptive analysis of the variables prior to further use the technique of principal components and geostatistics. Multivariate Principal Component showed that the first component has a strong positive correlation with the degree of toxicity of the soil, which decreases the content of exchangeable cations. The second component was negatively correlated with organic matter, concluding a low soil fertility. Subsequently, the geostatistical analysis of the components revealed a moderate spatial dependence with exponential fit semivariogram. The scaled semivariogram showed similar spatial behavior of the components.

Key words: multivariate analysis; scaled semivariogram; principal components.

Introdução

Os diversos atributos químicos do solo comportam-se de forma bastante diferenciada ao longo das áreas cultivadas, devido, entre outros fatores, às alterações provocadas pelo manejo agrícola. O conhecimento da variação dos atributos químicos é imprescindível para o manejo correto do solo, planejamento de amostragem e gerenciamento de práticas agrícolas (GUIMARÃES, 2000).

A variabilidade do solo tem sido abordada por diversos métodos estatísticos. Embora estes métodos permitam inferir sobre esta variabilidade, a dependência espacial entre as amostras somente pode ser

modelada por meio de análises geoestatísticas (WEBSTER, 1985). Vieira (2000) comenta que este tipo de análise está fundamentado na teoria das variáveis regionalizadas, que utiliza o variograma como estimador.

Um método eficaz para se analisar os atributos químicos do solo é a análise multivariada de componentes principais. Este método reduz a dimensão das variáveis e facilita a interpretação dos dados, o que não acontece quando se utiliza a estatística univariada (BUENO, 2001).

O objetivo da análise de componentes principais (ACP) é explicar a estrutura da variância e da covariância de um vetor aleatório, composto de n variáveis aleatórias, por meio da construção de combinações lineares das variáveis originais. Esta combinação é chamada de componentes principais, os quais não são correlacionados entre si (MINGOTI, 2007).

O objetivo deste trabalho foi de analisar e descrever a variabilidade espacial de componentes principais obtidos a partir de atributos químicos dos solos da região do Alto Taquari.

Material e Métodos

A área de estudo compreende a região do Alto Taquari – região das nascentes do Rio Araguaia, que ocupa partes dos territórios do extremo sudeste do Estado de Mato Grosso e partes do sudoeste do Estado de Goiás. No local, avaliou-se 372 pontos amostrais georreferenciados, determinando-se os principais atributos químicos do solo na camada de 0-20 cm. Estes atributos foram: pH em H_2O (pH em água), pH em KCl, MO (Matéria Orgânica), P, K, Ca, Mg, H+Al (acidez potencial), Al^{3+} (acidez trocável), S, T, V% (porcentagem de índice de saturação por bases) e M%.

Foi feito inicialmente uma análise descritiva das variáveis originais para identificar a dispersão dos dados em relação à curva normal, o coeficiente de variação, as medidas de posição e a simetria.

A análise de componentes principais (ACP) foi realizada com o intuito de identificar novas variáveis que expliquem grande parte da variabilidade, gerando-se novos valores para cada ponto amostral. A seleção do número de componentes principais se baseou no critério de análise de qualidade de aproximação da matriz de correlações, sendo considerados significativos os valores superiores a 0,7 (ZWICK; VELICER, 1986).

A partir da definição do número de componentes principais, realizou-se análise geoestatística e construiu-se um semivariograma para cada componente. Para isso, se realiza cálculo de semivariância, definindo o modelo de semivariograma que será ajustado para os componentes escolhidos. O cálculo das semivariâncias e a escolha do modelo de semivariograma foram feitos através do software GS+. As semivariâncias foram calculadas pela equação:

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

em que $Z(x)$ é o valor assumido pelo atributo na posição x ; $Z(x + h)$ é o valor assumido pelo atributo na posição $x + h$; h é a distância entre os pontos; $N(h)$ é o número de pontos na distância h .

No semivariograma se determina o patamar ($C_0 + C$), o efeito pepita (C_0) e o alcance (A_0). O objetivo é ajustar um modelo que determine no maior coeficiente de determinação (R^2) e a menor soma de quadrados dos resíduos (GUIMARÃES, 2000). Foram testados exponenciais e esféricos com diferentes parâmetros.

Definido o modelo do semivariograma, é feita uma interpolação de krigagem. A técnica geoestatística denominada krigagem foi definida em Vieira et al (1983) e em Trangmar et al (1985) como uma técnica de estimação de valores de uma variável aleatória em locais não amostrados, usando as propriedades estruturais do semivariograma e o conjunto de valores experimentais inicial.

O estimador de krigagem determina uma ponderação dos estimadores amostrados, sendo os pesos calculados de forma a minimizar a variância do erro de predição, levando em consideração a configuração espacial da amostra (BRAGA, 1990).

A técnica de escalonamento dos semivariogramas foi aplicada com a finalidade de verificar se o comportamento espacial dos componentes principais era semelhante.

Resultados e Discussão

Na análise descritiva (Tabela 1) verificou-se que dez das treze variáveis analisadas apresentaram valores semelhantes entre a média e a mediana, indicando simetria das distribuições. A simetria é desejável para a utilização do estimador clássico de semivariância, conforme argumentam (VIEIRA, 2000; GUIMARÃES, 2004). Considerando a classificação proposta por Warrick e Nielsen (1980) tem-se que 15%

das variáveis deste estudo possuem CV baixo (pH_H2O e pH_KCl); 23% com CV médio (MO, H+Al e T); 62% com CV alto (P, K, Ca, Mg, Al³⁺, S, V% e M%). Segundo Vanni (1998), coeficiente de variação maior que 35% mostra que a série é heterogênea, e a média tem pouco significado. Nesta classificação, 85% dos dados revelam uma série heterogênea. Este fato era esperado por se tratar de uma área de grande extensão territorial e mostra a necessidade do uso de estimativas que considerem a posição espacial das observações, como é o caso da krigagem, pois esta técnica proporciona um planejamento de uso do solo com maior adequação a necessidade local.

Tabela 1. Estatística Descritiva das Variáveis Originais

Variável	Mín.	Média	Med.	Máx.	DP	CV (%)
pH_H2O	4,00	5,11	5,00	6,80	0,35	6,87
pH_KCl	3,60	4,46	4,40	6,20	0,24	5,32
MO	4,90	18,94	17,00	65,20	7,15	37,76
P	1,00	3,83	3,00	56,00	3,80	99,19
K	0,01	0,07	0,03	0,74	0,08	105,65
Ca	0,00	1,16	0,20	4,20	1,35	116,64
Mg	0,00	0,18	0,10	1,10	0,14	77,39
H+Al	0,70	3,30	3,05	10,20	1,27	38,52
Al ³⁺	0,00	0,40	0,35	4,20	0,49	121,14
S	0,05	1,41	0,33	4,67	1,50	106,52
T	1,33	4,71	4,15	10,80	2,02	42,87
V (%)	1,35	24,75	12,70	69,37	20,33	82,12
M (%)	0,00	37,50	48,39	96,77	25,60	68,26

*DP = Desvio Padrão; CV = Coeficiente de Variação; Mín. = Mínimo; Med. = Mediana; Máx. = Máximo.

Em relação ao estudo dos componentes principais, considerando a linha de corte 1, foram selecionados dois componentes, que acumulados explicam 75,63% da variabilidade total dos dados (Figura 1).

O primeiro componente apresentou variância de 53,27%, se correlacionando negativamente com pH_H2O, pH_KCl, K, Ca, Mg, S e V %, e positivamente apenas com a variável m % (Tabela 2). Assim sendo, quanto mais elevado for o nível de toxicidade do solo, menor será a presença das bases trocáveis (K, Ca e Mg).

O segundo componente explicou 22,35% da variabilidade dos dados, se correlacionando negativamente com MO, H+Al, Al³⁺ e T, que estão mais relacionados com a acidez do solo. Com isso, pode-se concluir que este solo apresentou baixa fertilidade, uma vez que o valor da correlação foi negativo. Estes resultados são comprovados pela Figura 2 que identifica o círculo das correlações do plano dos componentes principais.

Para a análise geoestatística, utilizaram-se os dois componentes principais. No ajuste dos semivariogramas o modelo que explicou melhor o comportamento dos dados dos componentes foi o exponencial. As semivariâncias experimentais de cada componentes foram escalonadas em função das respectivas variâncias e o modelo do semivariograma exponencial ajustado apresentado na Figura 3 foi:

$$\gamma(h) = 0,64 + (0,368 * (1 - \exp(-3 * (h/17175))))$$

Este modelo revelou que o alcance da dependência espacial foi de 17175 m e que o grau de dependência espacial foi classificado como moderado, pois a relação do efeito pepita com o patamar está entre 25% e 75% (Cambardella, 1994). Deve-se enfatizar que este estudo avaliou a variabilidade espacial em área de grande extensão, em que as observações foram tomadas a grandes distâncias e, portanto, o grau de detalhamento desse comportamento espacial e considerado baixo, fato que pode explicar a amplitude do alcance da dependência espacial elevada e também o grau moderado dessa dependência, pois provavelmente tem-se diferentes classes, usos e condições de solos neste estudo.

Verificou-se que o modelo escalonado representa relativamente bem as semivariâncias escalonadas e, portanto, tem-se que o comportamento geral da variabilidade espacial dos dois componentes é semelhante, alterando-se apenas a escala dessa variabilidade. Em estudos que envolvam muitas variáveis ou que

analisam a variabilidade ao longo do tempo, a utilização de semivariogramas escalonados podem contribuir com a compreensão geral da variabilidade, conforme argumenta Guimarães (2004). Entretanto, neste estudo, o escalonamento teve a finalidade apenas de compração dos comportamentos espaciais.

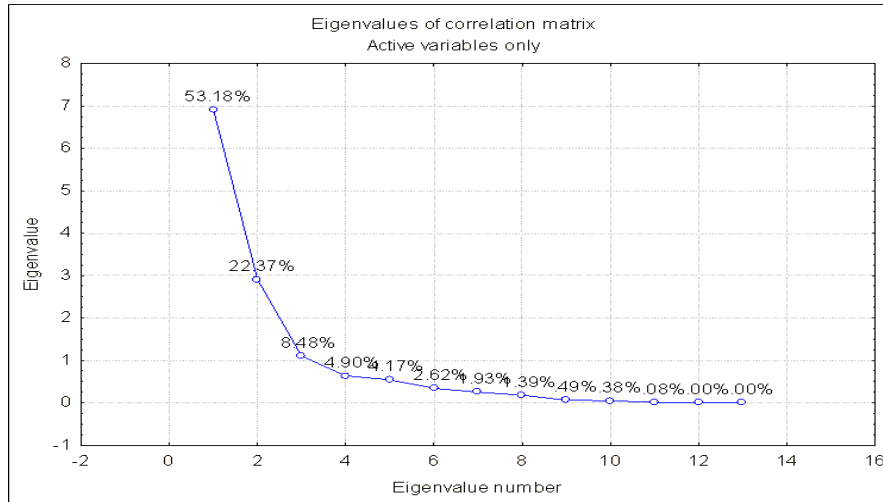


Figura 1. Autovalores da matriz de correlação

Tabela 2. Correlação entre os componentes principais e as variáveis originais

Variável	C1	C2
pH_H2O	-0.8882	0.2868
pH_KCl	-0.7115	0.4105
MO	-0.1114	-0.8015
P	-0.2394	-0.1767
K	-0.7506	-0.1256
Ca	-0.9297	-0.1597
Mg	-0.8528	-0.0962
H+Al	0.0661	-0.9298
Al ³⁺	0.4453	-0.7332
S	-0.9527	-0.1584
T	-0.6665	-0.7026
V (%)	-0.9626	0.0474
M (%)	0.9551	-0.0998

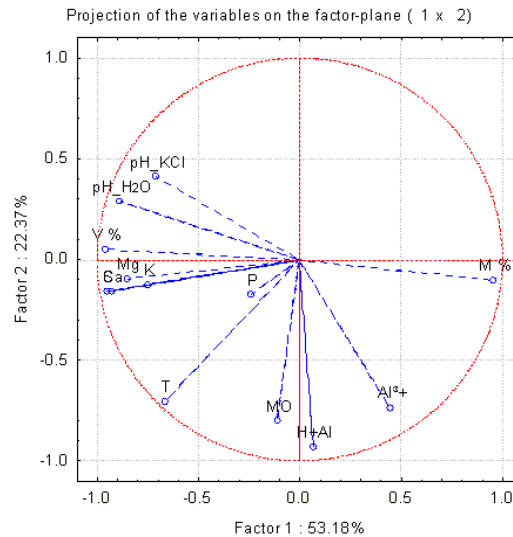


Figura 2. Círculo das correlações do plano dos componentes principais

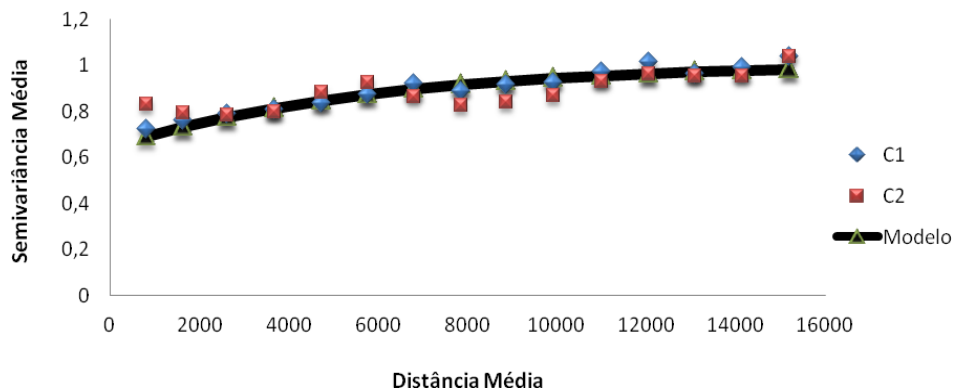


Figura 3. Semivariograma Escalonado dos Componentes Principais

Os parâmetros dos semivariogramas exponenciais ajustados para cada componente principal foram: $C_0 = 4,41$; $C = 2,50$ e $a = 17175$, para o componente 1 e $C_0 = 1,86$, $C = 1,07$ e $a = 17175$, para o componente 2. Com base nos modelos ajustados foram feitas as estimativas por krigagem para cada componente e gerados os mapas apresentados nas Figuras 4 e 5.

Verifica-se, nestes mapas, que as regiões com valores negativos e positivos das componentes são relativamente coincidentes, mostrando que as técnicas de componentes principais associadas à análise do semivariograma e da estimação por krigagem podem ser utilizadas como suporte a tomada de decisão de uso e manejo deste solo que é uma área de grande importância para o Brasil, pois se configura como a área de recarga do Aquífero Gauraní.

Conclusão

A técnica multivariada de componentes principais permitiu concluir que o primeiro componente possui uma correlação positiva muito forte com o nível de toxicidade do solo, o que diminui o índice de bases trocáveis. Já o segundo componente apresentou correlação negativa com a matéria orgânica, concluindo uma baixa fertilidade do solo.

Na análise geoestatística os componentes apresentaram dependência moderada, com ajuste exponencial de semivariograma.

O comportamento da dependência espacial é semelhante para os dois componentes, indicando a possibilidade de utilização de modelo único de semivariograma escalonado para explicar o comportamento espacial.

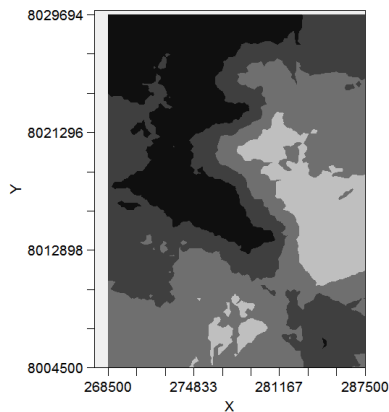


Figura 4. Krigagem do Componente 1

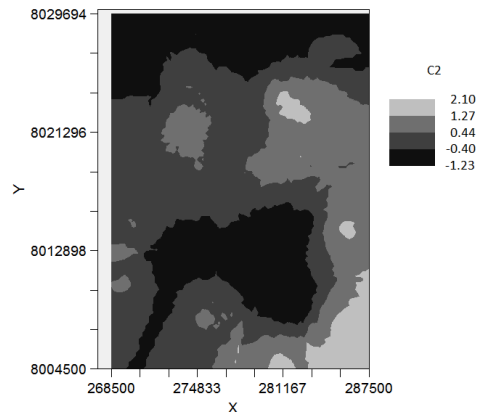


Figura 5. Krigagem do Componente 2

Referências

- BUENO, B.F. **Aplicação de técnicas multivariadas em mapeamento e interpretação de parâmetros do solo**. 2001. Tese (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas.
- CAMBARDELLA, C.A. et al. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa. *Soil Science Society of American Journal*, Madison, v.58, n.5, 1994.
- GUIMARÃES, E.C. **Variabilidade especial de atributos de um Latossolo Vermelho-Escuro Textura Argiloso da Região do Cerrado submetido ao plantio direto e ao plantio convencional**. 2000. 85p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas.
- GUIMARÃES, E.C. **Geoestatística Básica e Aplicada. Material Didático**. Uberlândia, 2004.
- MINGOTI, S.A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada**. Belo Horizonte, Universidade Federal de Minas Gerais, 2007. 295p.
- VIEIRA, S.R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R.F.; ALVAREZ V., V.H. & SCHAEFER, C.E.G.R. **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa, MG, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. v.1. p. 1-54.
- WARRICK, A.W.; NIELSEN, D.R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: HILLEL, D., ed. **Applications of soil physics**. New York, Academic Press, 1980. P.319-344.
- WEBSTER, R. Quantitative spatial analysis of soil in the Field. In: STEWART, B.A. (Ed). **Advances in soil science**. New York: Springer-Verlag, 1985.v.3, p.1-70.
- ZWICK, W.R. & VELICER, W.F. Factors influencing four rules for determining the number of components of retain. **Psychol. B.**, 1986.