



GLAUCIA AMORIM FARIA

**USO DE UM SISTEMA DE INFORMAÇÃO
GEOGRÁFICA PARA ANÁLISE
GEOESTATÍSTICA EM SOLOS**

LAVRAS – MG

2013

GLAUCIA AMORIM FARIA

**USO DE UM SISTEMA DE INFORMAÇÃO GEOGRÁFICA PARA
ANÁLISE GEOESTATÍSTICA EM SOLOS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, área de concentração em Estatística Experimental, para a obtenção do título de Mestre.

Orientador

Dr. João Domingos Scalon

Coorientador

Dr. José Fernandes de Melo Filho

LAVRAS – MG

2013

**Ficha Catalográfica Elaborada pela Coordenadoria de Produtos e
Serviços da Biblioteca Universitária da UFLA**

Faria, Glauca Amorim.

Uso de um Sistema de Informação Geográfica para análise
geoestatística em solos / Glauca Amorim Faria. – Lavras : UFLA,
2013.

113 p. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Lavras, 2013.

Orientador: João Domingos Scalon.

Bibliografia.

1. Variabilidade espacial. 2. Componentes principais. 3. SIG. 4.
Solos - Geoestatística. 5. Cokrigagem. I. Universidade Federal de
Lavras. II. Título.

CDD – 519.535

GLAUCIA AMORIM FARIA

**USO DE UM SISTEMA DE INFORMAÇÃO GEOGRÁFICA PARA
ANÁLISE GEOESTATÍSTICA EM SOLOS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, área de concentração em Estatística Experimental, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 02 de agosto de 2013.

Prof. Dr. Carlos Rogério de Mello UFLA

Prof. Dr. Marcelo Silva de Oliveira UFLA

Dr. João Domingos Scalon
Orientador

LAVRAS – MG

2013

AGRADECIMENTOS

À UFLA por ter concedido a oportunidade de desenvolver o mestrado.

Aos professores do DEX, em especial aos professores Lucas Monteiro Chaves, Devanil Jaques de Souza e Renato Ribeiro Lima.

Ao professor Paulo Cesar Lima pela amizade e incentivo.

Aos grandes amigos do Dinter UFLA/IFBA e IFBaiano pelo carinho e acolhimento e por fazerem parte da minha vida. Especialmente Tania, Azly, Angela, Norma, Cleide e Jaime por se fazerem presentes em minha vida.

Às amigas Mariana Figueira Ramos, Marcília Bruna e Cristina por todas as horas de estudo e por toda ajuda prestada durante o curso.

Aos meus colegas de pós graduação pelo convívio maravilhoso.

A Enio Junior Seidel pelo pronto atendimento e atenção dedicada.

A Lucas Menezes Felizardo pelo companheirismo e todo auxílio prestado.

Aos orientadores Scalon e Augusto Ramalho Moraes pela dedicação, paciência, amizade e por sempre estarem dispostos a ajudar em todas as circunstâncias.

Ao Professor José Marcio de Mello pelas considerações na qualificação.

RESUMO

A geoestatística é baseada na teoria de variáveis regionalizadas, em que o valor de uma dada variável em um ponto do campo depende de sua localização, a caracterização espacial de uma variável de interesse é realizada por meio do estudo de sua distribuição e das variabilidades espaciais, com determinação das incertezas associadas. O objetivo deste trabalho foi utilizar um Sistema de Informação Geográfica (SIG) como ferramenta para realizar a análise de dados por meio de métodos estatísticos multivariados para caracterizar a variabilidade espacial das propriedades físico-hídricas do solo de uma reserva de Mata Atlântica, situada no Município de Cruz das Almas, Bahia. As propriedades analisadas foram: macroporosidade, densidade do solo, condutividade hidráulica do solo saturado, relação umidade volumétrica retida a - 33 kPa / porosidade total (U_{v33}/PT) e relação água disponível / porosidade total (AD/PT), pH, capacidade de troca catiônica (CTC), percentagem de saturação por bases (V%), percentagem de saturação por alumínio (m%) e matéria orgânica (MO). Para analisar a variabilidade espacial foram utilizadas técnicas de geoestatística multivariada, por meio da análise de semivariogramas, interpolação dos dados e construção de mapas de predição. As análises foram realizadas pelo programa ArcGIS 9.3. Foi realizada a análise exploratória dos dados, bem como a construção de semivariogramas, e os dados foram interpolados para verificar a dependência espacial das variáveis. Para análise Geoestatística multivariada foi realizada análise de componentes principais, construídos semivariogramas e realizada a interpolação para verificar a dependência espacial das variáveis. Verificou-se que todas as variáveis estudadas apresentaram grau de dependência espacial de médio a forte, sugerindo o uso da geoestatística. A integração de geoprocessamento com técnicas geoestatísticas multivariadas, como a Cokrigagem Ordinária Multivariada, permite definir com boa precisão a espacialização de valores preditos das variáveis estudadas. A análise de componentes principais resultou em estimativas adequadas com explicação de 69,85% da variância total.

Palavras-chave: Variabilidade espacial. Cokrigagem. Componentes principais.

ABSTRACT

Geostatistics is based on the regionalized variables theory, in which the value of a given variable on a point of the field depends on its location. The spatial characterization of a variable of interest is performed through the study of its distribution and spatial variability, determining the associated uncertainties. The objective of this study was to use a Geographic Information System (GIS) as a tool in order to analyze data using multivariate statistical methods to characterize the spatial variability of the physical and hydraulic properties of the soil in an Atlantic forest reserve, located in the Municipality of Cruz das Almas, Bahia, Brazil. The properties analyzed were: macroporosity, soil density, hydraulic conductivity of a saturated soil, relation between retained soil moisture (33 kPa) / total porosity (Uv33/PT) and available water/total porosity (AD / PT) relation, pH, cation exchange capacity (CTC), base saturation percentage (V %), aluminum saturation percentage (m %) and organic matter (OM). In order to analyze the spatial variability, we used multivariate geostatistics techniques, by means of analyzing semi-variograms, data interpolation and the construction of prediction maps. The analyses were performed by the ArcGIS 9.3 program. We performed an exploratory analysis of the data, as well as the construction of semi-variograms, and the data were interpolated to verify the spatial dependence of the variables. For the multivariate geostatistics analysis we performed the principal component analysis, constructed semi-variograms and performed the interpolation performed in order to verify the spatial dependence of the variables. We verified that all the studied variables presented from medium to strong spatial dependence degree, suggesting the use of geostatistics. The integration of geoprocessing with the multivariate geostatistics techniques such as Multivariate Ordinary Cokriging allows us to define, with good precision, the spatial distribution of predicted values of the variables. The principal component analysis resulted in adequate estimates with 69.85 % explanation of the total variance.

Keywords: Spatial variability. Cokriging. Principal components.

LISTA DE FIGURAS

| | | |
|-----------|---|----|
| Figura 1 | Estrutura de um variograma experimental | 29 |
| Figura 2 | Representação gráfica de modelos transitivos normalizados | 33 |
| Figura 3 | Representação gráfica do modelo potência..... | 34 |
| Figura 4 | Representação gráfica de um modelo duplo esférico | 35 |
| Figura 5 | Direções usadas na observação do semivariograma..... | 36 |
| Figura 6 | Mapa com a localização da cidade de Cruz das Almas na região do recôncavo Sul da Bahia onde foram coletadas as amostras para o estudo | 62 |
| Figura 7 | Croqui da área estudada..... | 63 |
| Figura 8 | Histograma de frequência da variável Macroporosidade, utilizado para exemplificar o uso no ArcGis..... | 71 |
| Figura 9 | Gráfico Box – Plot para cada uma das variáveis analisadas | 72 |
| Figura 10 | Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: Saturação por bases (v%) x Saturação por Alumínio (m%) obtidos pelo software ArcGis 9.3 | 74 |
| Figura 11 | Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: macroporosidade (MP) x umidade retida no solo a 33 Kpa (UV) obtidos pelo software ArcGis 9.3..... | 74 |
| Figura 12 | Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: densidade do solo (DS) x condutividade hidráulica (K0) obtidos pelo software ArcGis 9.3..... | 75 |
| Figura 13 | Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: Umidade retida no solo a 33 Kpa x Água disponível (AD) obtidos pelo software ArcGis 9.3..... | 75 |

| | | |
|-----------|---|----|
| Figura 14 | Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: saturação por alumínio (M) x potencial de Hidrogênio (PH) obtidos pelo software ArcGis 9.3 | 76 |
| Figura 15 | Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: Macroporosidade (MP) x Densidade do solo (DS) obtidos pelo software ArcGis 9.3 | 76 |
| Figura 16 | Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: potencial de hidrogênio (PH) x Saturação por bases (V) obtidos pelo software ArcGis 9.3..... | 77 |
| Figura 17 | Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: Densidade do Solo (Ds) x Umidade retida no Solo a 33 KPA (UV) obtidos pelo software ArcGis 9.3 | 77 |
| Figura 18 | Modelos de semivariograma ajustados: esférico, exponencial e gaussiano para a variável Saturação por Alumínio (M) | 79 |
| Figura 19 | Comparação dos modelos gaussiano e exponencial realizada pela ferramenta “Compare” do software ArcGis 9.3 | 80 |
| Figura 20 | Comparação dos modelos exponencial e esférico realizada pela ferramenta “Compare” do software ArcGis 9.3 | 81 |
| Figura 21 | Semivariogramas das variáveis: percentagem de saturação por alumínio (M) (a), percentagem de saturação por bases (V)(b), relação umidade volumétrica retida a 33 kPa/porosidade total (UV)(c), relação de água disponível/porosidade total (AD)(d), matéria orgânica (MO)(e) ajustados pelo modelo exponencial e efeito pepita puro para a macroporosidade (MP) | 82 |
| Figura 22 | Semivariogramas das variáveis: densidade do solo (DS)(a), condutividade hidráulica em solo saturado (K0)(b), potencial de hidrogênio (pH)(c) e capacidade de troca catiônica (CTC)(d), ajustadas pelo modelo esférico | 83 |

| | |
|--|----|
| Figura 23 Mapas de predição da krigagem das variáveis: Saturação por alumínio (M%) (a), Saturação por bases (V%) (b), Condutividade Hidraulica (K0)(c), Umidade do Solo a 33 KPA (UV33)(d), Potencial de Hidrogenio (pH)(e), Água Disponível (AD)(f), Capacidade de Troca Cationica (CTC)(g), Densidade do solo (DS)(h), Matéria Orgânica (MO)(i), ajustadas no modelo esférico do software ArcGis 9.3..... | 86 |
| Figura 24 Semivariogramas das Cokrigagens entre as variáveis: Saturação por bases (v%) x Potencial de Hidrogênio (pH) (a), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Água Disponível (AD) (b), Saturação por Alumínio (m%) x Potencial de hidrogênio (pH)(c), ajustadas no modelo esférico e Saturação por Alumínio (m%) x : Saturação por bases (v%) (d), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Densidade do Solo (Ds) (e), Condutividade Hidráulica (k0) x Densidade do Solo (Ds) (f) ajustadas no modelo exponencial pelo software ArcGis 9.3 | 88 |
| Figura 25 Mapas de Predição das Cokrigagens entre as variáveis: entre as variáveis: Saturação por bases (v%) x Potencial de Hidrogênio (pH) (a), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Água Disponível (AD) (b), Saturação por Alumínio (m%) x Potencial de hidrogênio (pH)(c), Saturação por Alumínio (m%) x Saturação por bases (v%) (d), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Densidade do Solo (Ds) (e), Condutividade Hidráulica (k0) x Densidade do Solo (Ds) (f) realizados pelo software ArcGis 9.3..... | 91 |
| Figura 26 Semivariogramas dos Componentes Principais 1, 2 e 3, modelo esférico obtidos pelo programa ARCGis 9.3 | 94 |

| | |
|---|----|
| Figura 27 Mapas de predições das krigagens das componentes 1, 2 e 3 obtidos pelo programa ARCGIS 9.3 | 95 |
| Figura 28 Semivariograma de Cokrigagem ordinária entre a variável Condutividade Hidráulica (k_0) e as componentes principais 1, 2 e 3, ajustadas no modelo esférico obtidos pelo programa ArcGIS 9.3..... | 97 |

LISTA DE TABELAS

| | | |
|----------|---|----|
| Tabela 1 | Análise exploratória dos dados | 70 |
| Tabela 2 | Matriz de Correlação entre as variáveis: macroporosidade (MP), densidade do solo (DS), condutividade hidráulica em solo saturado (K0), relação umidade volumétrica retida a 33 kPa/porosidade total (UV) e relação de água disponível/porosidade total (AD), potencial de hidrogênio (pH), capacidade de troca catiônica (CTC), percentagem de saturação por bases (V), percentagem de saturação por alumínio (M) e matéria orgânica (MO) | 73 |
| Tabela 3 | Estimativas dos parâmetros efeito pepita (C0), patamar (C), e alcance (A), de todas as variáveis estudadas, no modelo esférico, o grau de dependência espacial (RD), e classificação da dependência de acordo com Camdarbella et al. (1994)..... | 85 |
| Tabela 4 | Estimativas dos parâmetros efeito pepita (C0), patamar (C), e alcance (A), das variáveis com correlação superior a $\pm 0,5$; no modelo esférico, o grau de dependência espacial (RD), e classificação da dependência de acordo com Camdarbella et al. (1994) | 89 |
| Tabela 5 | Autovalores e Percentual de variância e variância acumuladas para os dez componentes principais | 92 |
| Tabela 6 | Correlações e dimensões entre Variáveis e as componentes principais | 93 |

| | | |
|----------|---|----|
| Tabela 7 | Estimativas dos parâmetros efeito pepita (C0), patamar (C), e alcance (A), dos componentes principais encontrados, ajustados, no modelo esférico, o grau de dependência espacial (RD), e classificação da dependência de acordo com Camdarbella et al. (1994) | 95 |
| Tabela 8 | Estimativas dos parâmetros efeito pepita (C0), patamar (C), e alcance (A), da Cokrigagem da variável Condutividade Hidráulica (k0) e os componentes principais 1, 2 e 3, ajustados, no modelo esférico, o grau de dependência espacial (RD), e classificação da dependência de acordo com Camdarbella et al. (1994) | 97 |

SUMÁRIO

| | | |
|----------------|---|----|
| 1 | INTRODUÇÃO | 15 |
| 2 | REVISÃO BIBLIOGRÁFICA | 18 |
| 2.1 | Contextualização | 18 |
| 2.2 | Princípios de Geoestatística | 20 |
| 2.2.1 | Variáveis regionalizadas | 21 |
| 2.2.2 | Dependência Espacial | 22 |
| 2.2.3 | Estacionaridade | 23 |
| 2.2.4 | Covariograma, Variograma e Semivariograma | 25 |
| 2.2.4.1 | Covariograma | 26 |
| 2.2.4.2 | Variograma | 26 |
| 2.2.4.3 | Semivariograma | 28 |
| 2.2.5 | Modelagem da Variabilidade Espacial do Processo | 31 |
| 2.2.5.1 | Modelo de Anisotropia | 36 |
| 2.2.5.2 | Krigagem | 37 |
| 2.2.5.3 | Validação Cruzada | 39 |
| 2.2.6 | Características Multivariadas | 41 |
| 2.2.6.1 | Corregionalização | 41 |
| 2.2.6.2 | Modelo Linear de Corregionalização | 43 |
| 2.2.6.3 | Cokrigagem | 44 |
| 2.3 | Predição Multivariada | 45 |
| 2.3.1 | Análise de Componentes Principais (ACP) | 46 |
| 2.4 | Atributos do Solo Estudados | 50 |
| 2.4.1 | Condutividade Hidráulica Saturada do Solo (Ksat) | 51 |
| 2.4.2 | Macroporosidade (MP) | 53 |
| 2.4.3 | Água Disponível / Porosidade Total (AD/PT) | 54 |
| 2.4.4 | Relação umidade volumétrica retida a -33 kPa/porosidade total (Uv33/PT) (UV) | 55 |
| 2.4.4.1 | Porosidade total | 55 |
| 2.4.5 | Densidade do solo (DS) | 56 |
| 2.4.6 | Capacidade de Troca Catiônica (CTC) | 57 |
| 2.4.7 | Saturação por alumínio (m%) (M) | 58 |
| 2.4.8 | Potencial de Hidrogênio pH (PH) | 58 |
| 2.4.9 | Saturação por bases (v%) (V) | 59 |
| 2.4.9.1 | Matéria Orgânica (MO) | 59 |
| 3 | MATERIAL E MÉTODOS | 61 |
| 3.1 | Local e amostragem | 61 |
| 3.2 | Amostragem do solo e análises | 62 |
| 3.3 | Análises Estatísticas | 63 |
| 3.3.1 | Semivariograma cruzado | 66 |

| | | |
|-------|--|-----|
| 3.3.2 | Cokrigagem..... | 66 |
| 3.3.3 | Geostatística Multivariada..... | 67 |
| 3.4 | Software | 68 |
| 4 | RESULTADOS E DISCUSSÃO | 69 |
| 4.1 | Análises exploratórias dos dados..... | 69 |
| 4.2 | Estudo semivariográfico | 78 |
| 4.3 | Predição por Geostatística Multivariada..... | 87 |
| 4.4 | Componentes Principais | 92 |
| 5 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 98 |
| | REFERÊNCIAS | 100 |

1 INTRODUÇÃO

A natureza, em geral, não apresenta variáveis com um padrão de distribuição usual da estatística clássica, tais como a normalidade e a independência dos dados. A estatística clássica apresenta modelos geralmente relacionados à verificação da distribuição de frequência dos dados, enquanto a geoestatística relaciona a interpretação da distribuição estatística, bem como a correlação espacial das amostras. Com isso a geoestatística associa a distribuição estatística dos dados no espaço, ferramenta de extrema importância para análise de dados geotécnicos.

A geoestatística leva em consideração o comportamento espacial das variáveis, constituindo grande potencial de aplicação na área de solos, ciências ambientais, entre outras. A grande diferença entre a geoestatística e a estatística clássica é o fato da geoestatística considerar que os valores de uma variável estão, de alguma forma, relacionados à sua distribuição espacial, o que nos leva a crer que observações tomadas a curtas distâncias serão mais próximas do que aquelas tomadas a distâncias longas.

Os métodos geoestatísticos foram fundamentados na Teoria das Variáveis Regionalizadas, a partir de estudos práticos desenvolvidos no cálculo de reservas em minas de ouro na África do Sul, o que evidencia tratar-se de um método prático e aplicável a experimentos na área de solos.

A ideia de considerar que a posição e/ou o relacionamento entre amostras pode interferir nos resultados não é levada em consideração na estatística clássica, que se baseia na ideia de que todas as amostras são aleatórias e independentes de uma distribuição de probabilidade simples. Nesse contexto, a geoestatística passa a ser uma ferramenta de grande importância para experimentos em que haja a correlação entre parcelas vizinhas.

Apesar dos Sistemas de Informação Geográficos (SIG) serem comumente usados para elaboração de mapas temáticos, esse programa não se limita à elaboração dos mapas, contendo em suas ferramentas muitas opções para analisar, selecionar, evidenciar, caracterizar atributos contidos nos dados, cruzar os atributos, realizar a análise multivariada e obter mapas de classes. Um exemplo é a Análise Clusters que é uma técnica multivariada e exploratória de dados e que permite reunir sujeitos ou variáveis em grupos homogêneos com base em características comuns.

Na área de solos, quando os experimentos são realizados a campo, devem ser realizados estudos que verifiquem a variabilidade espacial e temporal. A adoção de tecnologia associada a esse conhecimento é imprescindível, sobretudo na pesquisa agrícola que estuda o solo e a sua capacidade produtiva. Conhecer a variabilidade dos atributos do solo e das culturas, no espaço e no tempo, constitui o princípio básico para o manejo preciso das áreas agrícolas, qualquer que seja sua escala.

Os experimentos de campo são, em sua maioria, divididos em parcelas ou áreas relativamente pequenas amostradas aleatoriamente. Contudo, ao considerar as parcelas experimentais uniformes quanto aos seus atributos, mesmo em pequenas áreas, podem-se interpretar erroneamente as respostas obtidas às questões existentes, pois a hipótese de ocorrência de dependência espacial estará sendo ignorada. Nesse contexto, tornam-se interessantes estudos que visem conhecer a variabilidade espacial dos atributos do solo.

O objetivo deste trabalho é utilizar um SIG como ferramenta para realizar a análise de dados por meio de métodos estatísticos uni e multivariados para caracterizar a variabilidade espacial dos atributos físico-hídricas e químicos do solo de uma reserva de Mata Atlântica, situada no Município de Cruz das Almas, Bahia. Bem como apresentar as principais noções básicas de

geoestatística para o tratamento de dados geográficos, com exemplos práticos no Sistema de Informações Geográficas – Arcgis.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Contextualização

A variabilidade espacial dos atributos do solo pode ocorrer tanto horizontal quanto verticalmente, em decorrência de seu material de origem, localização, grau de intemperismo ou manejo (GREGO; COELHO; VIEIRA, 2011).

A variabilidade espacial do solo foi verificada em áreas de dimensões variadas: no estudo de Vieira (1997) em que foram analisados os atributos químicos de uma parcela de 900 m² foi detectada variabilidade suficiente para concluir que amostragem ao acaso provavelmente esconderia a realidade, bem como nos trabalhos de Biggar e Nielsen (1976), 150 ha; por Lima e Silans (1999), 5.000 m² e mesmo em áreas menores do que 100 m² por Reichardt et al. (1978).

Es, Cassel e Daniels (1991), Fietz et al. (1999), Joaquim Junior et al. (2002), Nielsen, Tollotson e Vieira (1993), Sousa, Queiroz e Gheyi (1999), Souza et al. (2001) e Vieira et al. (1992), também verificaram variabilidade dos atributos diversos do solo de um local para outro, apresentando dependência espacial ou continuidade. Souza et al. (2006) mostram que, em Latossolos, em áreas de formas côncavas e convexas, independentemente do histórico de manejo, há mais variabilidade de atributos químicos e físicos do que em áreas de formas lineares.

Carvalho, Silveira e Vieira (2002) constataram que a profundidade é um fator importante no estudo de dependência espacial, fato corroborado por Beutler et al. (2002) que verificou que os atributos hídricos, como a curva de retenção de água, dependiam do tipo de solo, histórico de uso e preparo do solo, pois solos manejados por diferentes preparos são alterados em profundidade.

A partir das coordenadas geográficas do ponto amostrado, podem-se analisar os dados, possibilitando representar a área com maiores detalhes (VENDRUSCULO, 2001). O nível de detalhamento é obtido por meio da distância entre pontos de amostragem e depende tanto da propriedade a ser analisada quanto da escala de trabalho (tamanho da área amostrada).

Para a adequada caracterização dos atributos do solo, de acordo com Grego, Coelho e Vieira (2011), é importante considerar sua variabilidade espacial. Nesse contexto a geoestatística constitui-se ferramenta importante na análise e descrição detalhada da variabilidade dos atributos do solo (CARVALHO; SILVEIRA; VIEIRA, 2002; VIEIRA, 2000; VIEIRA et al., 2002), pois sua análise permite detectar a existência da variabilidade e distribuição espacial das medidas estudadas, podendo assim compreender o relacionamento entre os atributos de caráter estritamente diagnóstico, e os dados quantificados e que influenciam os aspectos agronômicos.

Algumas áreas das ciências agrárias, como a ciência do solo, apresentam dados referentes a variáveis que possuem uma natureza multivariada, por tratar-se de áreas com mudanças contínuas, gradativas e uniformes pelo terreno, mas sujeitas a diferentes manejos e tratamentos que podem influir na sua caracterização pela própria atividade agrícola.

Esses dados, frequentemente, apresentam situações em que existe a correlação espacial entre duas variáveis e, a estimativa de uma delas pode ser feita usando-se informações de ambas expressas no semivariograma cruzado e no método chamado cokrigagem (VIEIRA, 2000).

Vale ressaltar que a aplicação da cokrigagem torna-se bastante evidente quando as duas ou mais variáveis (amostradas nos mesmos locais dentro de um mesmo domínio espacial) apresentam significativo grau de correlação. Os valores ausentes não se tornam problemáticos, pois o método deve ser usado

exatamente quando uma das variáveis apresenta-se sub-amostrada em relação às demais (LANDIM, 2002).

Diversas pesquisas vêm sendo desenvolvidas com o intuito de se estudar a correlação entre essas variáveis, a exemplo dos trabalhos de: Bourgault e Marcotte (1991), Bourgault, Marcotte e Legendre (1992), Castrignanò et al. (2000), Goulard e Voltz (1992), Raspa et al. (1992) e Wackernagel (1995).

2.2 Princípios de Geoestatística

A geoestatística é uma divisão da estatística que alia o conceito de variáveis aleatórias com o conceito de variáveis regionalizadas, gerando assim um conceito de funções aleatórias.

Para estudar os fenômenos que variam no espaço, preocupa-se com o entendimento, por meio de análise matemática, da gênese e leis naturais que governam esses fenômenos interpretados como regionais; da estimativa das variáveis regionais, ou algumas de suas características espaciais, usando informações e relações a partir de um conjunto discreto de amostras; e da avaliação dos erros de estimativa, para estabelecer o grau de segurança em previsões e os padrões ótimos de amostragem, que assegure que um erro máximo de estimativa não seja excedido.

A fundamental diferença entre a análise geoestatística e a estatística clássica consiste no fato da geoestatística levar em consideração, na análise estatística, a posição geográfica em que cada observação é tomada. De acordo com Landim (1998) é a estatística que trata de problemas referentes às variáveis com comportamento espacial mostrando características intermediárias entre as variáveis verdadeiramente aleatórias e as totalmente determinísticas.

Vale ressaltar que essas variáveis são aleatórias uma vez que os valores numéricos observados podem variar consideravelmente de uma posição a outra

no espaço, mas são espaciais, pois, apesar de variar no espaço, preservam certo grau de dependência, uma vez que as variáveis mais próximas tendem a apresentar valores parecidos (GUERRA, 1988). Partindo dessa observação, surge a teoria fundamental da geoestatística que utiliza como base a esperança de que, na média, as amostras próximas no tempo e espaço sejam mais similares entre si do que as que estiverem distantes (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

Os métodos geoestatísticos mais frequentemente usados para a estimativa de variáveis regionalizadas estão baseados em funções aleatórias estacionárias. O comportamento das funções aleatórias estacionárias é interrelacionado ao variograma, ao correlograma e à função de covariância (SANTANA, 2011).

O conceito da geoestatística, que leva em consideração a localização geográfica e a dependência espacial proposto por Krige (1951), em seu trabalho com dados de concentração de ouro, onde verificou que a informação dada pela variância não seria suficiente para explicar o fenômeno em estudo. Para tal, seria necessário levar em consideração a distância entre as observações.

Cerca de doze anos mais tarde Matheron (1963), baseado nas observações de Krige, desenvolveu a Teoria das Variáveis Regionalizadas. O sucesso e as suposições das técnicas geoestatísticas estão fundamentadas nessa teoria.

2.2.1 Variáveis regionalizadas

A Teoria das Variáveis Regionalizadas diz que alguma medida pode ser vista como uma realização de uma função aleatória (ou processo aleatório, ou campo aleatório, ou processo estocástico).

A variável regionalizada é uma função que varia de um lugar a outro no espaço, assumindo diferentes valores de acordo com a sua posição na área de

estudo, com certa aparência de continuidade (ALVES, 2008). À medida que todos os valores de uma variável regionalizada são considerados, em todos os pontos, dentro de uma área amostral, podemos dizer que a variável regionalizada é apenas uma de infinitas variáveis aleatórias, ao conjunto damos o nome de função aleatória $Z(x)$ (PANOSSO, 2006).

A interpretação probabilística de uma variável regionalizada, como realização de um processo estocástico $Z(x)$, tem sentido somente se for possível inferir, pelo menos em parte, qual é a função de distribuição ou lei de probabilidade de $Z(x)$ (JOURNEL; HUIJBREGTS, 1978).

Segundo Burrough (1987), a variação espacial de uma variável regionalizada pode ser expressa pela soma de três componentes: a) uma componente estrutural, associada a um valor médio constante ou a uma tendência constante; b) uma componente aleatória, espacialmente correlacionada; e c) um ruído aleatório ou erro residual.

Se x representa uma posição em uma, duas ou três dimensões, a Geoestatística pressupõe que cada dado $z(x)$ é modelado como uma variável aleatória $Z(x)$, denominada variável regionalizada (ALVES, 2008), dada por:

$$Z(x) = m(x) + \varepsilon'(x) + \varepsilon'' \quad (1)$$

Em que:

- a) $m(x)$ é uma função determinística que descreve a componente estrutural de Z em x ;
- b) $\varepsilon'(x)$ é um termo estocástico, isto é, uma variável aleatória que varia localmente;
- c) ε'' é um ruído aleatório não correlacionado, com média zero e variância σ^2 .

2.2.2 Dependência Espacial

Considerando que observações mais próximas geograficamente tendem a ter valores mais similares e que tal fato pode ser avaliado por medidas de associação, a análise geoestatística determina o grau de dependência espacial (autocorrelação espacial) entre observações, com base na direção e na distância entre elas (ALVES, 2008).

Para se efetuar medidas em locais não amostrados, é necessário que seja obtido um modelo do comportamento do fenômeno natural que deu origem às variáveis em estudo, tornando essa tarefa complexa, pois é difícil se ter total conhecimento dos fenômenos naturais. Somente a partir do conhecimento de todos os fatores envolvidos nos fenômenos seria possível elaborar modelos determinísticos que simulariam o processo de acordo com uma lei bem definida, onde todos os fatores estariam bem caracterizados e a influência dos mesmos, bem conhecida.

Uma das limitações de dados com dependência espacial está relacionada com a impossibilidade de repetir indefinidamente um experimento e realizar inferência a partir de uma única realização. Dessa forma, para se realizar inferência em Geoestatística, é preciso que o processo estocástico $Z(x)$ atenda a algumas hipóteses e a hipótese central em Geoestatística é a de estacionaridade (CAMARA et al., 2002).

2.2.3 Estacionaridade

Quando retiramos uma amostra de solo em um local com coordenadas definidas, teremos apenas uma realização da função aleatória. Para estimar valores em locais não amostrados, devemos introduzir as restrições de estacionaridade estatística.

A existência de estacionaridade permite que o experimento possa ser repetido mesmo que as amostras sejam coletadas em pontos diferentes, pois elas pertencem à mesma população com os mesmos momentos estatísticos (VIEIRA, 2000).

São três as hipóteses de estacionaridade de uma função aleatória: hipótese de estacionaridade de 1ª ordem, hipótese de estacionaridade de 2ª ordem e hipótese intrínseca (OLIVEIRA, 2003).

Uma função aleatória $Z(x)$ é considerada estacionária de 1ª ordem quando o valor esperado para a sua realização é o mesmo para todos os pontos na área de estudo, ou seja, admite-se que a componente determinística, $m(x)$, é constante (não há tendências na região). Então, $m(x)$ é igual ao valor esperado da variável aleatória Z na posição x , e a diferença média entre os valores observados em, x e $x + h$, separados por um vetor de distância h (módulo e direção) é nula.

$$E[Z(x) - Z(x + h)] = 0 \quad \text{ou} \quad E[Z(x)] = E[Z(x + h)] = m(x) = m \quad (2)$$

Para a análise geoestatística é necessário também a estacionaridade de segunda ordem e implica que para cada par de uma variável aleatória, a função de covariância $Cov(h)$ exista e seja dependente da distância h (VAUCLIN et al., 1983).

Desse modo admite-se também a estacionariedade da covariância, isto é, a covariância entre dois pares quaisquer $Z(x)$ e $Z(x + h)$, separados por um vetor distância h , existe e depende somente de h . Então:

$$C(h) = Cov[Z(x), Z(x + h)] = E[Z(x). Z(x + h)] - m^2, \quad \forall x; \quad (3)$$

A estacionariedade da covariância também implica na estacionariedade do variograma, chamada de função variograma ($2\gamma(h)$) definido por:

$$2\gamma(h) = E\{[Z(x) - Z(x + h)]^2\} \quad (4)$$

As considerações acima resumem a hipótese de estacionariedade de 2ª ordem. Para alguns fenômenos físicos que apresentam dispersão infinita, esta hipótese de variância finita, considerada muito forte, pode não ser satisfeita; podendo, portanto, ser substituída por uma hipótese menos restritiva, mais fraca, chamada de *hipótese intrínseca* (VIEIRA, 2000).

A geoestatística adota a hipótese Intrínseca. Neste caso, admite-se que $E[Z(x)] = m(x) = m, \forall x$ e que a variância das diferenças depende somente do vetor distância h , supondo $m(x)$ ser constante, a variação local das amostras (e seu relacionamento espacial) pode ser caracterizado pelo variograma $2\gamma(h)$:

$$\text{Var}[Z(x) - Z(x + h)] = E\{[Z(x) - Z(x + h)]^2\} = 2\gamma(h) \quad (5)$$

Na prática, a forma do variograma não é muito utilizada e sim a forma $\gamma(h)$, denominada de semivariograma que é estimado como a média do quadrado das diferenças entre todas as observações separadas pela distância h (PANOSSO, 2006).

2.2.4 Covariograma, Variograma e Semivariograma

Para determinação da dependência espacial ou temporal de variáveis, as duas funções mais utilizadas na geoestatística são o variograma ou semivariograma e o correlograma.

2.2.4.1 Covariograma

Estuda a variabilidade de uma variável reamostrando uma população para conter apenas os pares de pontos que se encontrem a uma dada distância h , calculando a correlação espacial entre pares de amostras.

Indica a continuidade espacial dos coeficientes de correlação, sendo matematicamente expressa por:

$$\rho_v(h) = \frac{Cov\{Z(x), Z(x+h)\}}{\sqrt{Var\{Z(x)\} \cdot Var\{Z(x+h)\}}} \quad (6)$$

Como a covariância entre variáveis na mesma posição é a variância da função aleatória,

$$C_z(0) = Cov\{Z(x), Z(x)\} = Var\{Z(x)\} \quad (7)$$

$$C_z(0) = E\{Z^2(x)\} - \{Z(x)\}^2 \quad (8)$$

Então:

$$\rho_z(h) = \frac{C_z(h)}{C_z(0)} \quad (9)$$

observando-se que $\rho_z(0) = 1$

2.2.4.2 Variograma

O variograma é a ferramenta básica, que permite descrever quantitativamente a variação no espaço de um fenômeno regionalizado. A

natureza estrutural de um conjunto de dados, assumido pela variável regionalizada, é definida a partir da comparação de valores tomados simultaneamente em dois pontos, segundo uma determinada direção. A função variograma $2\gamma(h)$ é definida como sendo a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados por uma distância h .

$$2\gamma(h) = E\{[Z(x) - Z(x+h)]^2\} = Var[Z(x) - Z(x+h)] \quad (10)$$

Através de uma amostra $Z(x_i)$, $i=1, 2, \dots, n$, o variograma pode ser estimado por:

$$2\gamma(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i+h)]^2 \quad (11)$$

Em que:

- a) $2\gamma(h)$: é o variograma estimado;
- b) $N(h)$ é o número de pares de valores medidos, $Z(x_i)$ e $Z(x_i+h)$, separados por um vetor distância h ;
- c) $Z(x_i)$ e $Z(x_i+h)$, são valores da i -ésima observação da variável regionalizada, coletados nos pontos x_i e x_i+h , ($i = 1, \dots, n$), separados pelo vetor h .

O variograma é uma ferramenta básica de suporte às técnicas de krigagem, que permite representar quantitativamente a variação de um fenômeno regionalizado no espaço (HUIJBREGTS, 1975).

2.2.4.3 Semivariograma

A medida de dispersão dos dados em torno da média na estatística clássica é realizada pela variância. Na geoestatística, a variância das variáveis regionalizadas é caracterizada pela semivariância, que corresponde à metade da variância espacial (SANTANA, 2011). Portanto, a função semivariograma corresponde à metade da função variograma.

A interpretação do semivariograma permite obter parâmetros que descrevem o comportamento espacial das variáveis regionalizadas, dado por:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E\{[Z(x) - Z(x+h)]^2\} = \frac{1}{2} Var[Z(x) - Z(x+h)] \quad (12)$$

Analogamente, a função semivariograma pode ser estimada por:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i+h)]^2 \quad (13)$$

O gráfico da semivariância em função das várias distâncias de separação é o chamado semivariograma experimental (Figura 1) e ao contrário das funções de covariância e correlação, as quais medem a similaridade, a semivariância mede a dissimilaridade média entre dados separados por um vetor h (PANOSSO, 2006).

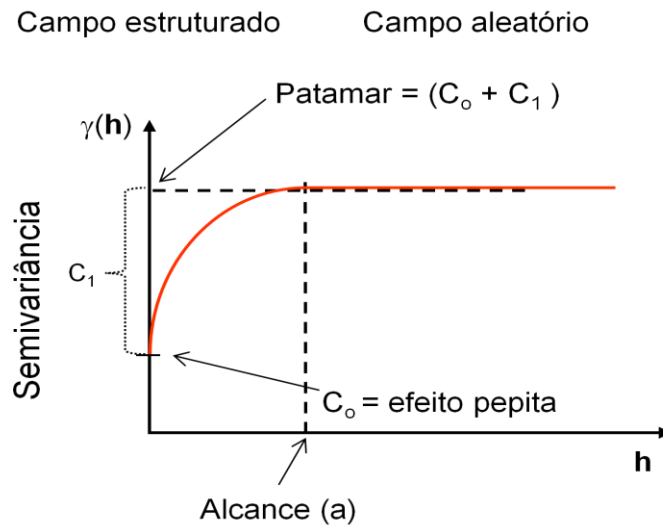


Figura 1 Estrutura de um variograma experimental

Nota: Onde: $\gamma(h)$ = variância dos pares de dados separados pela distância h ; h = distância entre os dados que formam um par; C_0 = efeito pepita; C_1 = variância dos dados.

A menor variância ocorre quando a distância $h = 0$, ponto onde a covariância é máxima. Mesmo em distâncias ínfimas, ocorre uma variação significativa entre os pares de dados, é o chamado efeito pepita. Esse efeito pode ter origem na preparação e análise das amostras, processo de amostragem, tempo de coleta dos dados, o espaçamento dessa coleta pode ser grande e influenciar na captura da variabilidade a curta distância.

O efeito pepita C_0 é o valor da semivariância para (h) igual à zero. Seu valor representa a descontinuidade do semivariograma na origem. O efeito pepita representa a variância aleatória que o modelo de semivariograma conseguiu captar. Geralmente, ele é atribuído a erros de mensuração (LANDIM, 2003).

Se não existir dependência espacial entre as variáveis regionalizadas, o modelo ajustado é de efeito pepita puro, muito difícil de ocorrer na prática.

Nesse caso, deverá ser sugerido outro método de interpolação. Pode-se atribuir a esse resultado o fato de a malha de amostragem não ter sido suficiente para captar a variabilidade espacial (ASSIS, 2005).

O efeito pepita é um parâmetro muito importante do semivariograma, pois reflete o erro analítico, indicando uma variabilidade não explicada (ao acaso) de um ponto para o outro, que pode ser devida tanto a erros de medidas ou microvariação não detectada em função da distância de amostragem utilizada, sendo impossível quantificar a contribuição individual dos erros de medições ou da variabilidade.

O patamar é o valor-limite do semivariograma, o que corresponde à soma do efeito pepita com a variação dos dados (contribuição), tal que essa contribuição se estabiliza a partir de determinada distância. A distância (h), a partir da qual os valores das semivariâncias se estabilizam, é denominada alcance.

O alcance também é utilizado para definir o raio de ação ("*range*") máximo de interpolação por krigagem, onde os pesos utilizados na ponderação podem afetar os valores estimados (SOUZA, 1992). Amostras separadas por distâncias menores do que o alcance são espacialmente dependentes, enquanto aquelas separadas por distâncias maiores, não são, ou seja, um semivariograma igual à variância dos dados implica em variação aleatória.

O modelamento variográfico consiste, após gerar-se o variograma experimental, em definir uma função matemática que represente o comportamento dos dados em função da distância para qualquer distância de separação h . Para o ajuste da função são escolhidos modelos matemáticos, sendo os mais utilizados os modelos exponencial, esférico e gaussiano (SOUZA, 2007). O ajuste do modelo espacial ao semivariograma experimental é feito de forma visual ("a sentimento", sem nenhum procedimento matemático), pelo

Método dos Quadrados Mínimos Ordinários, Ponderados e pelo Método da Máxima Verossimilhança.

2.2.5 Modelagem da Variabilidade Espacial do Processo

O maior objetivo da análise variográfica é ajustar um variograma teórico sobre o variograma experimental, de forma a se modelar o variograma verdadeiro (ASSIS, 2005). É importante que o modelo ajustado represente a tendência de $\hat{\gamma}(h)$ em relação a h , para que as estimativas obtidas sejam mais exatas e, portanto mais confiáveis. No procedimento de ajuste o intérprete faz um primeiro ajuste e verifica a adequação do modelo teórico, podendo redefinir o modelo até obter um que seja considerado satisfatório.

Os modelos aqui apresentados são considerados modelos básicos, denominados de modelos isotrópicos (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989) e estão divididos em dois tipos: modelos com patamar e modelos sem patamar.

Modelos com patamar são referenciados na geoestatística como modelos transitivos. Alguns dos modelos transitivos atingem o patamar (C) assintoticamente. Para tais modelos, o alcance (a) é arbitrariamente definido como a distância correspondente a 95% do patamar. Os mais conhecidos são os modelos: esférico (Sph), exponencial (Exp) e gaussiano (Gau).

O modelo esférico apresenta um crescimento rápido na origem, alcança um patamar a uma distância h finita (VIEIRA, 1995). É um dos modelos mais utilizados (Figura 2). A equação normalizada do modelo esférico é:

$$Sph(|h|) = \begin{cases} 0 & , & |h| = 0 \\ 1,5 \left(\frac{|h|}{a}\right) - 0,5 \left(\frac{|h|}{a}\right)^3 & , & 0 < |h| \leq a \\ 1 & , & |h| > a \end{cases} \quad (14)$$

O modelo exponencial também é bastante utilizado (Figura 2). Apresenta um comportamento linear na origem, alcança seu patamar apenas assintoticamente (VIEIRA, 1995), com o alcance prático definido como a distância na qual o valor do modelo é 95% do patamar (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989). A equação normalizada do modelo exponencial é:

$$Exp(|h|) = \begin{cases} 0 & , |h| = 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{|h|}{3a}\right) & , |h| \neq 0 \end{cases} \quad (15)$$

O modelo gaussiano é um modelo transitivo (Figura 2), muitas vezes usado para modelar fenômenos extremamente contínuos (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989). Apresenta comportamento parabólico nas vizinhanças da origem. É o modelo que reflete mais regularidade da variável estudada e a presença do efeito pepita tem como única explicação a existência de erros humanos, pois, o fenômeno tratado é muito regular (VIEIRA, 1995). Sua formulação é dada por:

$$Gau(|h|) = \begin{cases} 0 & , |h| = 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{|h|}{a}\right)^2 & , |h| \neq 0 \end{cases} \quad (16)$$

Semelhante ao modelo exponencial, o modelo gaussiano atinge o patamar assintoticamente e o parâmetro a é definido como o alcance prático ou distância na qual o valor do modelo é 95% do patamar (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

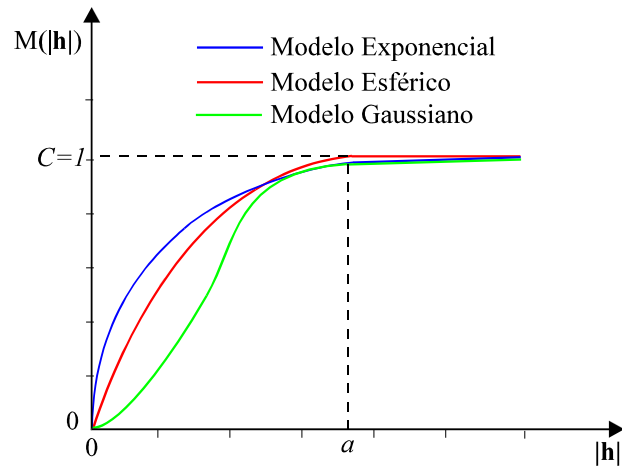


Figura 2 Representação gráfica de modelos transitivos normalizados

Fonte: Modificada de Isaaks e Srivastava (1989).

Os Modelos sem patamar não atingem o patamar, e continuam aumentando enquanto a distância aumenta, são utilizados para modelar fenômenos que possuem capacidade infinita de dispersão.

O modelo potência é utilizado para modelar fenômenos com capacidade infinita de dispersão. A Figura 3 ilustra o modelo potência, o qual é expresso através de:

$$Pot(|h|) = \begin{cases} 0 & , |h| = 0 \\ c \cdot |h|^e & , |h| \neq 0 \end{cases} \quad (17)$$

Em que:

- a) c é o coeficiente de declividade, e
- b) e é o expoente.

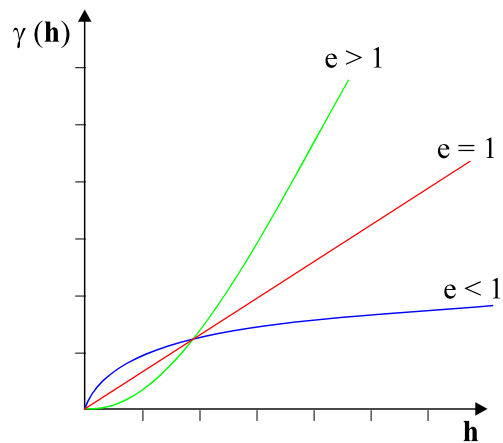


Figura 3 Representação gráfica do modelo potência

Alguns modelos apresentam efeito pepita puro. Nestes modelos, C_0 é um valor constante, que é o próprio efeito pepita. O modelo corresponde à correlação não-espacial.

$$\gamma(h) = C_0 \quad (18)$$

Existem modelos muito flexíveis em torno do efeito pepita, chamados de Modelos Matérn. Esses modelos são considerados os melhores para modelar variáveis com comportamentos complicados em torno do efeito pepita (MATÉRN, 1986) e são representados por:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2^{k-1} \Gamma(k)} \left(\frac{h}{a}\right) K_k \left(\frac{h}{a}\right) \quad (19)$$

Em que:

$\Gamma(k)$ é a função Gama e K_k é a função Bessel de terceiro tipo de ordem k .

Alguns modelos são combinações de modelos simples e complexos de semivariograma e são chamados de Modelos Aninhados. A escolha do modelo para caracterizar a variabilidade espacial vai depender do fenômeno em estudo, podendo ser duplo exponencial, exponencial com duplo esférico, linear com duplo esférico, etc.

Modelos aninhados são necessários para explicar a variação do solo decorrente de fatores independentes de formação (MCBRATNEY; WEBSTER, 1986), sendo o duplo esférico o mais utilizado.

No modelo apresentado a seguir, a_1 e C_1 correspondem aos parâmetros de alcance e contribuição, respectivamente, do primeiro modelo esférico ($\gamma_1(h)$) e a_2 e C_2 correspondem aos parâmetros de alcance e contribuição, respectivamente, do segundo modelo esférico ($\gamma_2(h)$) (Equação 20 e Figura 4).

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{|h|}{a_1} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{|h|}{a_1} \right)^3 \right] = \gamma(h) , & 0 < |h| \leq a_1 \\ C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{|h|}{a_1} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{|h|}{a_1} \right)^3 \right] = \gamma(h) , & 0 < |h| \leq a_1 \\ C_0 + C_1 , & 0 < |h| \leq a_1 \\ 0 , & |h| = 0 \end{cases} \quad (20)$$

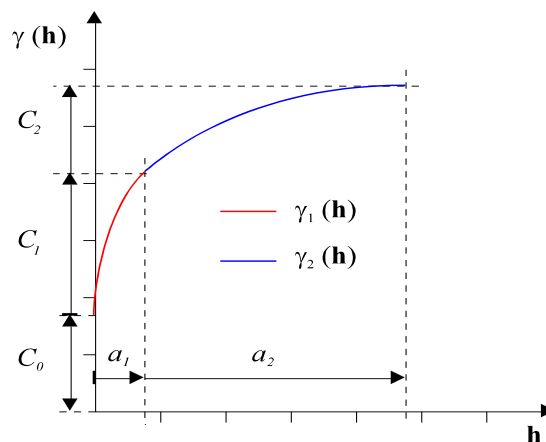


Figura 4 Representação gráfica de um modelo duplo esférico

2.2.5.1 Modelo de Anisotropia

A função variograma depende da distância h . Considerando essa distância como um vetor, o variograma deve ser construído segundo distintas direções no espaço, de modo a se estudar como se deforma a função variograma quando se muda a direção do vetor h (ASSIS, 2005). A anisotropia será constatada através da observação desses semivariogramas obtidos para diferentes direções (Figura 5).

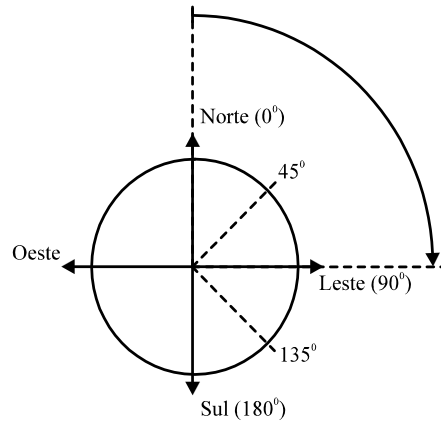


Figura 5 Direções usadas na observação do semivariograma

Se os semivariogramas são iguais em todas as direções, a distribuição é denominada isotrópica e um único modelo é suficiente para descrever a variabilidade espacial do fenômeno em estudo. Mas se os semivariogramas não são iguais em todas as direções, a distribuição é denominada anisotrópica. Se a anisotropia é observada e é refletida pelo mesmo Patamar (C) com diferentes Alcances (a) do mesmo modelo, então ela é denominada Geométrica (ASSIS, 2005).

2.2.5.2 Krigagem

A Geoestatística parte do princípio que a essência de qualquer estimativa não é apenas reproduzir um número pontual, mas também fornecer indicativos de como o valor real pode variar em relação ao valor estimado (ASSIS, 2005).

O semivariograma é a ferramenta da geoestatística que permite verificar e modelar a dependência espacial de uma variável. Uma aplicação imediata do semivariograma é a utilização das informações geradas por ele na interpolação, ou seja, na estimativa de dados e posterior mapeamento da variável (GUIMARÃES, 2004).

O interpolador que utiliza o semivariograma em sua modelagem é chamado de Krigagem. Desenvolvido por Matheron, na década de 60, recebeu o nome de krigagem em homenagem ao pioneiro a utilizar essa técnica, o engenheiro sul-africano D. G. Krige, em 1951.

A técnica de krigagem baseia-se no estudo da variabilidade espacial da característica de interesse. Conhecido o semivariograma da variável e havendo dependência espacial entre as amostras, podem-se interpolar valores em qualquer posição no campo de estudo, sem tendência e com variância mínima (VIEIRA, 2000).

A diferença entre a krigagem e outros métodos de interpolação é a maneira como os pesos são atribuídos às diferentes amostras (CAMARGO, 1997). De acordo com Zimback (2003), muitos autores pesquisaram métodos de interpolação e principalmente compararam os diversos métodos, como: método da triangulação (LAM, 1983), método dos polígonos (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989), método do inverso da distância (BROOKERS, 1991; GOTWAY et al., 1996), método do vizinho mais próximo (MYERS, 1991) e método da Krigagem (ALLI; NOWATZKI; MYERS, 1990; HOSSEINI; GALLICHAND; CARON, 1993; YOST; UEHARA; FOX, 1982).

A krigagem engloba um conjunto de métodos de estimação, desse modo existem distintos tipos de Krigagem na literatura, a exemplo da krigagem simples, krigagem ordinária, krigagem universal, cokrigagem, krigagem disjuntiva, etc. (OLIVER; WEBSTER, 1990).

Na krigagem simples, a média é considerada conhecida e constante, obtida através da frequência acumulada das amostras desagrupadas. Os pesos de krigagem resultam da solução da matriz das covariâncias dos indicadores para cada intervalo de teores considerados (SOUZA, 2007).

O valor estimado da variável é dado pela expressão:

$$Z_{x_0}^* = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (21)$$

em que n é o número de vizinhos medidos, $Z(x_i)$ utilizados na estimativa da variável e λ_i são os ponderadores aplicados a cada $Z(x_i)$, os quais são selecionados de forma que a estimativa obtida não seja tendenciosa. O que implica assumir duas condições:

Deseja-se um estimador não tendencioso, isto é:

$$E[Z_{x_0} - Z_{x_0}^*] = 0 \quad (22)$$

A relação acima impõe que as duas médias sejam iguais; assim aplicando-se a equação 21 em 22, obtêm:

$$E[Z_{x_0}] = E[\lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(x_i)] \Rightarrow m = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i m \quad (23)$$

A krigagem ordinária não requer o prévio conhecimento da média m . Neste caso, para que a igualdade da Equação seja satisfeita é necessário que:

$$\lambda_0 = 0 \quad \text{e} \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 .$$

Portanto, o estimador de krigagem ordinária é:

$$Z_{x_0}^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (24)$$

Com

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

o que garante que o estimador de krigagem seja o melhor estimador linear não tendencioso (BLUE = Best Linear Unbiased Estimator), pois apresenta variância mínima sendo não tendencioso, a variância mínima vem de um sistema (GENÚ, 2004).

2.2.5.3 Validação Cruzada

A técnica da validação cruzada ajuda na escolha entre diferentes modelos de semivariogramas, uma vez que permite a comparação entre os valores estimados e medidos utilizando apenas as informações disponíveis nos dados amostrais (PANOSSO, 2006).

“Validar” o modelo geoestatístico e o plano de Krigagem é uma boa prática antes de qualquer análise (UZUMAKI, 1994). Devido à subjetividade e variabilidade de resultados nos cálculos dos parâmetros do variograma, é importante que se tenha um meio para checar se o modelo ajustado é satisfatório

ou não (DAVID, 1988), bem como para validar o plano de Krigagem antes do seu uso na construção de mapas (ZIMBACK, 2003).

O valor medido num ponto específico da malha é temporariamente desconsiderado dos dados amostrais, e este mesmo valor é estimado utilizando os valores das amostras vizinhas (PANOSSO, 2006).

Remove-se um dado do conjunto de dados amostrais e, usando-se um estimador e função ponderada relacionada com a distância, estima-se o valor retirado, utilizando-se as amostras remanescentes. Tem-se, agora, dois valores para o mesmo ponto, o real e o estimado (ZIMBACK, 2003). Portanto, podemos construir um gráfico dos valores medidos contra os estimado e calcular a regressão linear entre eles. O erro da estimação pode ser calculado pela diferença entre o valor real e o estimado, sendo repetido para cada local amostrado. O semivariograma ajustado que fornecer uma equação de regressão mais próxima da bissetriz $Y = X$, ou seja, $Z^*(x_i) = Z(x_i)$ deve ser escolhido.

Ajustado o modelo ao semivariograma experimental da variável e havendo dependência espacial entre as amostras, podem-se estimar valores da variável em qualquer posição no campo não amostrado de estudo para posteriormente construir o seu respectivo padrão espacial (PANOSSO, 2006). A estimação do valor depende do modelo variográfico escolhido, aquele que teve o melhor ajuste (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

O erro padrão de estimação avalia quantitativamente o ajuste do variograma e os erros dele decorrentes na Krigagem (ZIMBACK, 2003). O número de amostragens vizinhas usadas para a estimação é um fator que afeta o cálculo de precisão do método de interpolação (GOOVAERTS, 1997).

Para Goovaerts (1999) e Isaaks e Srivastava (1989) o emprego da validação cruzada traz muitas vantagens sobre outros métodos na avaliação do ajuste do modelo do semivariograma e na exatidão da Krigagem.

2.2.6 Características Multivariadas

A análise de mensurações múltiplas efetuadas sobre uma amostra fornece um melhor entendimento na razão direta do número de variáveis utilizadas, considerando simultaneamente a variabilidade existente nas diversas propriedades envolvidas (LANDIM, 2010).

2.2.6.1 Corregionalização

A corregionalização é o comportamento espacial mútuo de variáveis regionalizadas (UZUMAKI, 1994). Modelar a corregionalização implica em inferir $p(p+1)/2$ semivariogramas diretos e cruzados, segundo critérios que determinam os modelos válidos ou permissíveis (ORTIZ et al., 2004). Consiste em definir o modelo, para duas ou mais variáveis, que fornecerá valores do semivariograma ou covariâncias para qualquer valor de h necessário no processo de interpolação.

Considerando-se p variáveis regionalizadas, $Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_p$ e n locações amostrais, o vetor $Z(x_\alpha)$ representa o valor de cada variável na locação α , isto é:

$$Z(x_\alpha) = [Z_1(x_\alpha), Z_2(x_\alpha), \dots, Z_p(x_\alpha)] \quad \alpha = 1, \dots, n \quad (24)$$

Como no caso univariado, a conduta simultânea de mais de uma variável deve ser considerada no contexto de estacionariedade e da hipótese intrínseca.

Para uma dada função aleatória $Z_k(x)$, a esperança $E[Z_k(x)]$ é uma constante m_k .

$$E[Z_k(x) - Z_k(x+h)] = 0 \quad \text{ou} \quad E[Z_k(x)] = E[Z_k(x+h)] = m_k(x) = m_k \quad (25)$$

A covariância cruzada entre duas funções aleatórias pode ser computada não somente nas localizações x , mas também para pares de localizações separadas por um vetor de distância h . Sob a suposição de estacionariedade de segunda ordem, uma função de covariância cruzada entre duas funções aleatórias é definida como dependente só do vetor h (WACKERNAGEL, 1995).

A covariância cruzada é dada por:

$$C_{jk}(h) = Cov[Z_j(x), Z_k(x+h)] = E[Z_j(x) \cdot Z_k(x+h)] - m_j m_k \quad (26)$$

Os semivariogramas cruzados descrevem a variação espacial de duas variáveis aleatórias correlacionadas, com regras estabelecidas pela correionalização (SILVA, 2006). Assim, considerando-se duas variáveis regionalizadas, $Z_j(x)$ e $Z_k(x)$, o variograma cruzado pode ser estimado pela equação:

O semivariograma cruzado e a covariância cruzada se relacionam através da equação:

$$2\gamma_{jk}(h) = E\{[Z_j(x) - Z_j(x+h)][Z_k(x) - Z_k(x+h)]\} \quad (27)$$

E o Semivariograma cruzado pela equação:

$$\gamma_{jk}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z_j(X_i) - Z_j(X_i+h)][Z_k(X_i) - Z_k(X_i+h)] \quad (28)$$

O semivariograma cruzado e a covariância cruzada se relacionam através da equação:

$$\gamma_{jk}(h) = C_{jk}(0) - C_{jk}(h) - C_{kj}(h) \quad (29)$$

Se $C_{jk}(h) = C_{kj}(h)$ então a equação é simplificada para:

$$\gamma_{jk}(h) = C_{jk}(0) - C_{jk}(h) \quad (30)$$

Um semivariograma cruzado, com características que podem ser identificadas como ideais, teria aparência do semivariograma de uma única variável, com patamar definido, semivariância crescente para pequenas distâncias, mas os significados seriam diferentes, por envolver o produto das diferenças de duas variáveis diferentes (GUIMARÃES, 2004).

2.2.6.2 Modelo Linear de Correção

Cada variável é caracterizada por seu próprio variograma direto e cada par de variáveis por seus próprios variogramas cruzados. Neste modelo, cada função de covariância (ou variograma) pode ser expressa como uma combinação linear de funções correlogramas (ou variogramas normalizados) (FOLLE, 2009).

O modelo para cada um dos variogramas amostrais pode consistir de um ou mais modelos básicos, porém o mesmo modelo básico deve aparecer em cada variograma e variograma cruzado (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1998; ORTIZ et al., 2004; UZUMAKI, 1994), que devem ser uma combinação linear de $N_s = s + 1$ coeficientes b_{jk}^u , construído utilizando o mesmo modelo variográfico básico $g_u(h)$:

$$\gamma_{jk}(h) = \sum_{u=0}^s \gamma_{jk}^u(h) = \sum_{u=0}^s b_{jk}^u g_u(h) \text{ com } b_{jk}^u = b_{kj}^u, \forall u \quad (31)$$

Onde j e k são índices para p variáveis diferentes; u é o índice das diferentes estruturas espaciais; $N_s = s + 1$ é o número de estruturas espaciais; $g_u(h)$ é uma função variográfica com amplitude específica; e b_{jk}^u é o coeficiente de uma função variográfica, e para um índice fixado u , a matriz de coeficientes $B_u = b_{kj}^u$ é positiva definida. Para um grupo de variáveis que mostram o mesmo comportamento espacial, um modelo variográfico multivariado pode ser criado assim:

$$\Gamma(h) = \sum_{u=0}^s \Gamma_u(h) = \sum_{u=0}^s B_u g_u(h) \quad (32)$$

em que $\Gamma(h)$ é uma matriz de valores do variograma para um lag h ; B_u é chamada de matriz de correionalização, e expressa a importância relativa da função variográfica básica $g_u(h)$ na modelagem de cada variograma.

2.2.6.3 Cokrigagem

A cokrigagem é um procedimento geoestatístico, segundo o qual, diversas variáveis regionalizadas podem ser estimadas em conjunto, com base na correlação espacial entre si (GENU, 2004). A cokrigagem é uma simples extensão da krigagem em que se leva em conta uma informação adicional correlacionada da variável secundária (WEBSTER; OLIVER, 2001). Para cada local amostrado obtém-se um vetor de valores em lugar de um único valor.

Uma vez que exista a dependência espacial para cada uma das variáveis Z_1 e Z_2 , e que também exista dependência espacial entre Z_1 e Z_2 , então é possível utilizar a cokrigagem para estimar valores (GUIMARÃES, 2004).

As equações da cokrigagem são formuladas na suposição que as variáveis, primária e secundária, apresentam covariâncias, com matriz positiva definitiva, para ser considerada uma matriz de covariâncias-cruzada válida. Uma maneira simples para a obtenção dessa matriz é utilizar o “*modelo linear de correionalização*” (LANDIM, 2002).

A aplicação da cokrigagem torna-se bastante evidente quando duas ou mais variáveis são amostradas nos mesmos locais dentro de um mesmo domínio espacial e apresentam significativo grau de correlação (FOLLE, 2009). Valores ausentes não se tornam problemáticos, pois o método deve ser usado exatamente quando uma das variáveis apresenta-se sub-amostrada em relação às demais (GENU, 2004; LANDIM, 2002).

O estimador da cokrigagem pode ser determinado pela equação:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^{n_1} \lambda_1 Z_1(x_i) + \sum_{i=1}^{n_2} \lambda_2 Z_2(x_i) \quad (33)$$

Onde n_1 e n_2 são os número de vizinhos medidos de Z_1 e Z_2 , respectivamente, e λ_1 e λ_2 são os ponderadores associados a Z_1 e Z_2 os quais são distribuídos de acordo com a dependência espacial de cada uma das variáveis entre si e com a correlação cruzada entre elas.

2.3 Predição Multivariada

Através das técnicas geoestatísticas é feita a junção do aspecto espacial (topológico) com o aspecto aleatório (probabilístico) das variáveis

regionalizadas. A cokrigagem constitui-se em uma alternativa para realizar o estudos das características multivariadas (no caso de suposição de correlação intrínseca), sendo a Análise de Componentes Principais, uma técnicas complementar na predição dessas variáveis regionalizadas.

2.3.1 Análise de Componentes Principais (ACP)

É o mais antigo método de ordenação, o mais conhecido e com mais exemplos de aplicação em Geologia. A análise das componentes principais nada mais é que o cálculo dos autovalores e correspondentes autovetores de uma matriz de variâncias-covariâncias ou de uma matriz de coeficientes de correlação entre variáveis (LANDIM, 2006).

Este tipo de análise estatística de dados tem a finalidade de transformar linearmente variáveis correlacionadas em seus componentes principais não correlacionados e organizar esses componentes em ordem decrescente de suas variâncias. A ideia é reduzir a quantidade de dados aos componentes que retêm a maior parte da variância total do conjunto de variáveis (SILVA, 2008).

A análise de componentes principais é uma técnica que permite descrever as relações de covariância entre muitas variáveis em termos de um número menor de dimensões (componentes), com perda mínima de informação. As componentes principais representam os padrões de relação entre as variáveis originais. Estes padrões podem ser pensados como diferentes tipos de influências (causas) nos dados. Consiste, essencialmente, em reescrever as coordenadas das amostras em outro sistema de eixo mais conveniente para a análise dos dados (FOLLE, 2009).

Na análise das componentes principais é verificado se as observações multivariadas ocupam um número de dimensões igual ao número de variáveis medidas inicialmente e para tanto os eixos do elipsóide devem ser dispostos de

tal modo a colocar o centro do elipsóide coincidente com o centro do sistema de coordenadas.

Uma breve definição é apresentada a seguir:

Seja $X_{(1,p)} = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ um vetor aleatório com matriz de covariância Σ com autovalores $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$.

Considerando-se as combinações lineares

$$\begin{aligned} Z_1 &= \mathbf{1}'_1 X_{(1,p)} = l_{11}X_1 + \dots + l_{1p}X_p \\ &\vdots \\ Z_p &= \mathbf{1}'_p X_{(1,p)} = l_{p1}X_1 + \dots + l_{pp}X_p \end{aligned} \quad (34)$$

em que $\mathbf{1}'_r = (1_{r1}, \dots, 1_{rp})$ é um vetor de dimensão $1 \times p$.

Pelas propriedades da variância, as combinações lineares possuem:

$$Var(Z_i) = \mathbf{l}'_i \Sigma \mathbf{l}_i \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (35)$$

$$Cov(Z_i, Z_k) = \mathbf{l}'_i \Sigma \mathbf{l}_k \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad (36)$$

As componentes principais são obtidas por escolher o vetor \mathbf{l}_i como o autovetor de Σ associado ao autovalor λ_i . Procedendo-se desta maneira têm-se:

$$Var(Z_i) = \lambda_i \quad i = 1, 2, \dots, \quad (37)$$

$$Cov(Z_i, Z_j) = 0 \quad i \neq j \quad (38)$$

As n-variáveis originais geram, por meio de suas combinações lineares, n-componentes principais, cuja principal característica, além da ortogonalidade, é serem obtidos em ordem decrescente de máxima variância, ou seja, a componente principal 1 detém mais informação estatística que a componente principal 2, que, por sua vez, tem mais informação estatística que a componente principal 3, e assim por diante.

Dessa forma as componentes principais são variáveis aleatórias não correlacionadas, a primeira componente é a combinação linear de variância máxima, a segunda componente possui a segunda maior variância e assim sucessivamente (JOHNSON; WICHERN, 1992).

Esse tipo de análise de dados é tido como um processo intermediário para investigações mais amplas como regressão múltipla ou análise de agrupamentos.

É importante explicar a estrutura de covariância desse processo para a redução de seu número de variáveis devido a redundâncias ou de uma interpretação correlacional (JOHNSON; WICHERN, 1992).

De acordo com Reboita, Pinto e Krusche (2002) os melhores resultados são obtidos quando as variáveis originais são todas altamente correlacionadas, positivamente ou negativamente, desse modo várias variáveis poderão ser adequadamente representadas por duas ou três componentes.

Mas é importante salientar que a falta de correlação nas componentes indica que elas são linearmente independentes. Deve-se tomar cuidado também com a redução do número de variáveis, é necessário verificar qual o número ideal de componentes a reter na análise, com perda mínima de informação.

Deve-se aqui atentar para o fato de que, na presença de valores discrepantes (*outliers*), a variabilidade dos dados poderá ser comprometida, alterando o papel da variável portadora desses valores no processo de análise dos

componentes do conjunto. Para processos gaussianos, os componentes escolhidos podem ser tidos como fatores (SILVA, 2008).

Se as variáveis apresentarem medidas de natureza diferente e/ou existir diferença discrepante entre as variâncias das variáveis X_i , deve-se utilizar as componentes principais da matriz de correlação ρ .

Uma vez que em casos reais, não se conhecem as matrizes de covariância e correlação, estas são estimadas a partir de n medidas das p variáveis. A matriz de correlação é estimada por R , uma matriz $p \times p$, com os elementos r_{km} (grau de multicolinearidade) e a matriz de covariância é estimada por S , uma matriz $p \times p$, com os elementos dados por:

$$s_{km} = \frac{1}{n-1} (\sum_{i=1}^n (X_{ik} - \bar{X}_k) (X_{im} - \bar{X}_m)). \quad (39)$$

A porcentagem de contribuição de cada componente é determinada como:

$$\%CCp_k = \lambda_k \left(\sum_{j=1}^p \lambda_j \right)^{-1} \quad (40)$$

O coeficiente de correlação entre as componentes e as variáveis primárias Y_k é dado por:

$$\rho(Cp_i; Y_k) = \frac{e_{ik} \sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{Var Y_k}} = \frac{e_{ik} \sqrt{\lambda_i}}{\sigma_{ii}} \quad \text{onde } i; k = 1, 2, \dots, p \quad (41)$$

Na análise de Componentes Principais, as componentes são definidas como funções lineares das variáveis observadas e então, os valores de cada componente, para cada indivíduo, podem ser facilmente encontrados. Já na análise fatorial, de acordo com Fachel (1976) os fatores não são funções lineares

das variáveis observadas apenas e os escores de um indivíduo sobre eles não podem ser encontrados da mesma maneira, desse modo deve-se introduzir um princípio de mínimos quadrados, para se obter razoáveis estimadores dos escores fatoriais.

2.4 Atributos do Solo Estudados

O solo, elemento fundamental da biosfera, base para a vida e sustentação de seres vivos, animais e vegetais, possui múltiplas funções no ambiente, como substrato para produção agrícola, regulador dos fluxos de água, gases e energia, filtro e tampão para materiais descartados e é fundamental para obras de engenharia. Desse modo, estudos que avaliem a qualidade do solo, ou seja, a sua capacidade de funcionar adequadamente, avaliando os seus constituintes, às influências de fatores relativos à sua gênese, variabilidade, uso, manejo e dadas às diversas funções que pode desempenhar, têm chamado a atenção de diversos pesquisadores principalmente e devido à dificuldade enfrentada para estabelecer critérios universais para definição e quantificação da sua qualidade.

Os Tabuleiros Costeiros, solos de formações terciárias, apresentam características geopedoclimáticas bem definidas, caracterizados por uma planície de 30 a 200 m de altitude, limitada por morros do cristalino na parte ocidental e pela baixada litorânea na parte oriental, sendo que as áreas remanescentes de floresta natural representavam apenas 18,6 % de sua área total. Os solos predominantes dessas áreas são os Latossolos Amarelos (67,5%) e os Argissolos Amarelos (25%), ambos apresentam horizonte coeso (impedimento físico), consistência muito dura quando secos, dificultando a penetração de raízes e o armazenamento e distribuição de água ao longo do perfil (MELO FILHO; SOUZA; SOUZA, 2007).

De acordo com os mesmos autores a presença dos horizontes coesos, associada às limitações químicas, elevada acidez e à presença de Al trocável em altas percentagens, indica que esses solos podem apresentar, sob condição natural, baixo índice de qualidade para crescimento das plantas e produção vegetal. A partir destas considerações os autores propõem a determinação do índice de qualidade do solo (IQS) para um Latossolo Amarelo coeso argissólico (L_{Ax}) dos Tabuleiros Costeiros sob floresta natural. Para o cálculo deste índice são estudadas as seguintes características: macroporosidade, densidade do solo, condutividade hidráulica do solo saturado, relação umidade volumétrica retida a tensão de -33 kPa / porosidade total (U_{v33}/PT) e relação de água disponível / porosidade total (AD/PT), pH, resistência à penetração (RP), capacidade de troca catiônica (CTC), percentagem de saturação por bases (V), percentagem de saturação por Al³⁺ (m) e matéria orgânica (MO).

As características de cada uma delas bem como as relações serão tratadas a partir de agora:

2.4.1 Condutividade Hidráulica Saturada do Solo (K_{sat})

A condutividade hidráulica saturada do solo (K_{sat}) informa sobre a capacidade de transporte de água, solutos e substâncias químicas. É utilizada nos cálculos de fluxos no solo (MESQUITA; MORAES, 2004).

Os processos de infiltração de água no solo, projetos de irrigação e drenagem, recarga subterrânea, perdas de fertilizantes e de solo por erosão e de substâncias químicas por lixiviação são geralmente relacionados ao fluxo de água e influenciam todo o processo de utilização dos recursos do solo e da água.

Dentre as variáveis que influenciam este fluxo, a condutividade hidráulica do solo (K) está entre as mais importantes, pois representa a facilidade com que o solo transmite água. O valor máximo de condutividade

hidráulica é atingido quando o solo se encontra saturado, e é denominado de condutividade hidráulica saturada (K_{sat}) (REICHARDT, 1990). A partir da condutividade hidráulica saturada do solo (K_{sat}) e utilizando modelos matemáticos pode-se determinar a condutividade hidráulica não saturada (K) do solo e assim obter informações sobre o movimento de água e solutos nos solos (MESQUITA; MORAES, 2004).

A condutividade hidráulica saturada de um solo é determinada pela geometria e continuidade dos poros preenchidos com água, tornando-se dependente, portanto, da forma, quantidade, distribuição e continuidade dos mesmos. Métodos indiretos para obtenção de condutividade hidráulica saturada podem assumir algumas relações matemáticas e correlações entre K_{sat} e outras variáveis não hidráulicas do solo, tais como densidade do solo, porosidade total, macro e microporosidade, as quais influenciam a distribuição dos poros e, por consequência, a permeabilidade dos solos. Desta forma, os processos estatísticos utilizados para descrever estas variáveis devem ser diferentes (MESQUITA; MORAES, 2004).

A medida da K_{sat} e da macroporosidade do solo é proveniente do mesmo espaço poros. Portanto, entre estas variáveis, é de se esperar que haja uma correlação, uma vez que são relatadas, inclusive, para uma mesma escala de comprimento interno da geometria dos poros do solo (MESQUITA; MORAES, 2004).

A relação existente entre a K_{sat} e a macroporosidade deve ser descrita considerando as diferentes distribuições das variáveis, ou seja, ao correlacionar-se estas propriedades devem-se adotar os logaritmos de K_{sat} e os valores naturais de macroporosidade. Por consequência de sua definição, para uma variável log normalmente distribuída, seus valores transformados em logaritmos passam a apresentar uma distribuição normal, o que pode permitir a

determinação da correlação entre as variáveis, pois dessa forma ambas serão descritas pelo mesmo modelo de distribuição (MESQUITA; MORAES, 2004).

2.4.2 Macroporosidade (MP)

A macroporosidade e a capacidade de água disponível são os mais importantes aspectos da estrutura do solo (THOMASSON, 1978). A macroporosidade reflete a habilidade de o solo aceitar e transmitir o excedente das águas de precipitação e irrigação, permitindo, ainda, trocas gasosas entre a rizosfera e a atmosfera.

Deve-se ressaltar que valores de macroporosidade inferiores a 5% denotam uma condição de pouca movimentação de gases e água no perfil do solo, conferindo, aos solos assim classificados, uma baixa capacidade de redistribuição de água (THOMASSON, 1978).

Quanto ao uso da macroporosidade e da relação macroporos/microporos, não existe consenso na classificação, variando, nos diferentes estudos, os valores limites de diâmetro entre os parâmetros macroporosidade e microporosidade (BOUMA, 1991; PREVEDELLO, 1996), embora exista tendência de se adotar o diâmetro de 50 μm (OLIVEIRA, 1968; TORMENA; ROLOFF; SÁ, 1998).

Uma explicação para os macroporos não possuírem distribuição assimétrica pode ser a de que o movimento da água nos macroporos não segue a teoria capilar devido ao diâmetro do macroporo. Assim, macroporos contribuem para o fluxo de água (*bypass flow*) nos poros com pequeno ou nenhum fluxo, atuando como um reservatório transitório que permite o movimento da água mesmo quando o solo não está totalmente saturado, o que poderia contribuir para a simetria dos dados observados. Além disso, nos macroporos, predomina a forma de gravidade em relação à forma de capilaridade, relativa ao movimento de água no solo (BEVEN; GERMANN, 1982).

2.4.3 Água Disponível / Porosidade Total (AD/PT)

A capacidade de água disponível às plantas é a reserva hídrica que suporta o desenvolvimento das plantas durante os períodos onde a transpiração potencial excede a precipitação, ou seja, a planta perde água para atmosfera a uma taxa em que o solo por não ter água disponível não consegue repor.

O solo constitui um reservatório ao qual se repõe, periodicamente, a água retirada pela cultura, respeitando-se um valor limite inferior para a disponibilidade de água. Apesar de ser bastante criticado (RITCHIE, 1981), o conceito de água disponível (AD) entre a capacidade de campo (CC) e o ponto de murcha permanente (PMP), ($AD = CC - PMP$) é amplamente utilizado neste contexto.

A água disponível às plantas (total) e a fração da água disponível (razão entre a quantidade atual e a quantidade potencial de água no solo) são os indicadores do déficit hídrico mais utilizado (RITCHIE; BURNETT; HENDERSON, 1972; ROSENTHAL et al., 1987). Resumindo, a água extraível (disponível) do perfil de um solo é a quantidade de água compreendida entre o limite superior e o limite inferior de disponibilidade de água. Esses limites devem ser determinados em condições de campo, em condições normais de crescimento da cultura e, principalmente, considerando-se a profundidade efetiva do sistema radicular das plantas.

A maneira tradicional de avaliar os limites da água disponível tem sido feita através da medida do "ponto de murcha permanente", que é definido como o conteúdo de água de um solo no qual uma planta atinge um murchamento irreversível, e da "capacidade de campo", que é definida como a capacidade máxima do solo em reter água, acima da qual ocorrem perdas por percolação de água no perfil ou por escoamento superficial, das amostras de solo retiradas do campo (CARLESSO, 1995).

2.4.4 Relação umidade volumétrica retida a -33 kPa/porosidade total (Uv33/PT) (UV)

Conhecendo as variações de umidade no solo, é possível avaliar a influência das plantas sobre a disponibilidade de água, fazer inferências a respeito da transpiração das plantas, determinar as regiões onde o sistema radicular atua de modo mais efetivo e outros efeitos da vegetação sobre a água do solo.

Em geral, dois tipos de modelos são empregados, ambos utilizando análises de regressão: a estimativa de valores de retenção de água e a estimativa de parâmetros para cálculo da retenção de água (RAWLS; GISH; BRAKENSIEK, 1991). Em potenciais mais elevados (> -10 kPa), a quantidade de água retida depende da porosidade, da estrutura e da densidade do solo. À medida que a umidade diminui, a adsorção de água tende a prevalecer e a quantidade de água retida passa a ser cada vez mais dependente de propriedades relacionadas com a superfície específica do solo, tais como, textura, conteúdo de matéria orgânica e mineralogia da fração argila (WILLIAMS; PREBBLE; WILLIAMS, 1983).

2.4.4.1 Porosidade total

A porosidade é a fração volumétrica do solo ocupada com ar e, ou, água, representando o local onde circulam a solução (água e nutrientes) e o ar, sendo, portanto, o espaço em que ocorrem os processos dinâmicos do ar e solução do solo (HILLEL, 1970). A distribuição do diâmetro dos poros condiciona o seu comportamento físico-hídrico. O estudo da porosidade é, portanto, uma das maneiras de caracterizar e quantificar essas propriedades do solo (GUERIF, 1987).

Por ser um sistema trifásico disperso, a caracterização da porosidade total do solo é de grande importância para adoção de um manejo adequado, pois este sistema está estreitamente ligado à dinâmica do armazenamento e do movimento de solutos e de circulação de gases no seu interior, essenciais aos processos bioquímicos das plantas, sobretudo aqueles relacionados com a produtividade vegetal (EPSTEIN; BLOOM, 2006; KIEHL, 1979). Ainda, de acordo com Mercante et al. (2003) e Secco et al. (2005), a porosidade total tem apresentado grande relação com a compactação e a resistência à penetração do solo, as quais tendem a aumentar com a redução do espaço poroso.

2.4.5 Densidade do solo (DS)

A densidade do solo em ambientes não cultivados é uma propriedade física que depende dos fatores e processos pedogenéticos. O uso pode compactar o solo, expresso pelo aumento da densidade devido ao pisoteio animal, tráfego de máquinas e implementos agrícolas, cultivo intensivo e sistema de manejo inadequado (HAMZA; ANDERSON, 2005).

A densidade do solo é afetada por cultivos que alteram a estrutura e, por consequência, o arranjo e volume dos poros. Essas alterações influem nas propriedades físico-hídricas importantes, tais como: a porosidade de aeração, a retenção de água no solo, a disponibilidade de água às plantas e a resistência do solo à penetração (TORMENA; ROLOFF; SÁ, 1998).

As causas das alterações na densidade dos solos podem ser naturais, difíceis de ser definidas e avaliadas, agindo lentamente no solo, como, por exemplo, a eluviação de argilas e as forças mecânicas originadas da pressão causada pelas rodas das máquinas agrícolas e pela própria ação de implementos sobre o solo. (BELTRAME; TAYLOR, 1980).

Vários parâmetros da estrutura estão relacionados com a densidade do solo. A densidade é negativamente relacionada com a porosidade de aeração e positivamente relacionada com a resistência do solo à penetração das raízes (TORMENA; ROLOFF; SÁ, 1998).

2.4.6 Capacidade de Troca Catiônica (CTC)

Cátions retidos (adsorvidos) nos colóides do solo podem ser substituídos por outros cátions. Isto, em termos práticos, significa que eles são trocáveis. O cálcio pode ser trocado por hidrogênio e, ou, potássio, ou vice-versa. O número total de cátions trocáveis que um solo pode reter (a quantidade de sua carga negativa) é chamado de sua Capacidade de Troca (adsorção) de Cátions ou CTC. Quanto maior a CTC do solo, maior o número de cátions que este solo pode reter.

A capacidade de troca catiônica (CTC) é uma medida da distribuição das cargas elétricas disponíveis na superfície das partículas do solo para a retenção de água e cátions dispersos na solução do solo. Os valores de CTC de um solo dependem da classe textural, do tipo de mineral de argila presente e do teor de matéria orgânica (BRADY, 1989).

Dessa forma, solos mais argilosos apresentam maior CTC do que solos arenosos (BRADY, 1989). De outro modo, solos com predominância de argilas silicatadas tendem a apresentar maior CTC do que solos com predominância de óxidos de ferro e alumínio (BOUDOT et al., 1986).

A determinação da CTC dos solos tem sido um parâmetro utilizado para a avaliação não só da composição da fração mineral e da matéria orgânica do solo (GREENLAND; WILD; ADAMS, 1992), mas também na avaliação do efeito do manejo do solo, condições de oxi-redução, práticas culturais, estabilidade dos agregados em água, alterações na mineralogia dos solos

(BRYANT; MACEDO, 1990) e na separação das classes de solos no Sistema Brasileiro de Classificação de Solos.

2.4.7 Saturação por alumínio (m%) (M)

O principal efeito da acidez dos solos é a toxidez do Al, sendo a saturação por alumínio (m%) o índice que melhor afere esse componente da acidez do solo (SOUSA et al., 1980).

A acidificação dos solos ocorre de modo especial, em regiões tropicais úmidas e deve-se à substituição das bases por íons H^+ e Al^{+3} no complexo de troca. Esta substituição resulta da percolação da água, absorção de cátions básicos pelas plantas e, também pelo uso de fertilizantes de caráter ácido. A reação de hidrólise do Al^{+3} em solução contribui significativamente para a capacidade tampão dos solos. Além disso, o Al^{+3} quando presente em altas concentrações no solo pode ser tóxico às plantas, constituindo uma das principais limitações agrícolas em solos ácidos (SILVA et al., 2004).

2.4.8 Potencial de Hidrogênio pH (PH)

A variabilidade espacial do pH e a saturação por bases do solo (v%) são propriedades agrícolas e essas duas variáveis químicas são muito importantes para nortear decisões sobre o melhor trato do solo. A adoção de modelos geoestatísticos bivariados para determinar a evidência de forte correlação entre os dois atributos foi estudada por Fonseca e Ribeiro Júnior (2007). Além disso, observaram que o custo operacional para obtenção dos valores do pH é menos dispendioso, logo, estabelecendo a estrutura de correlação espacial conjunta dos dois processos estocásticos, em monitoramentos da mesma propriedade será possível fazer um número menor de observações da saturação por bases, uma

vez que, pode-se inferir sobre essa variável utilizando a informação do pH (FONSECA; RIBEIRO JÚNIOR, 2007).

2.4.9 Saturação por bases (v%) (V)

O conhecimento da percentagem de saturação por bases é muito importante para conhecer o nível de fertilidade do solo. Um solo que apresenta baixo V% significa que existe uma maior adsorção de Al^{3+} e H^+ e quantidades menores dos cátions básicos Ca^{2+} , Mg^{2+} e K^+ , adsorvidos nos colóides do solo. O V% indica quanto por cento dos pontos de troca de cátions, nos colóides, estão ocupados por bases, ou, em outras palavras, quanto por cento das cargas negativas estão ocupadas por Ca^{2+} , Mg^{2+} e K^+ , em relação aos pontos de troca dos cátions ácidos H^+ e Al^{3+} .

2.4.9.1 Matéria Orgânica (MO)

A matéria orgânica é composta por resíduos animais ou vegetais. Trata-se de substâncias que se encontram no solo e que o ajudam a ser fértil. Com efeito, para que um solo esteja apto para a produção agrícola.

Embora um solo produtivo seja composto de menos que 5% de matéria orgânica esta determina em grande parte a produtividade do solo. Serve como uma fonte de alimento para microrganismos através de reações químicas, influenciando nas propriedades físicas do solo.

Tisdall e Oades (1982) mostraram que a matéria orgânica exerce papel importante na formação e estabilização dos agregados do solo, pelas ligações de polímeros orgânicos com a superfície inorgânica por meio de cátions polivalentes.

A matéria orgânica beneficia a adsorção de cátions trocáveis (Ca, Mg, K) mediante trocas com o H⁺ dos grupos funcionais orgânicos, aumentando a saturação por bases no complexo coloidal.

As técnicas de fracionamento químico e físico da MO do solo (peneiramento e/ou densidade), juntamente com estudos de decomposição e radioisotópicos, têm sido utilizadas como ferramentas básicas para a obtenção das frações da MO que, de alguma forma, expressam os fluxos resultantes da mineralização e da estabilização dos compostos orgânicos no solo.

As diferentes frações da MO apresentam estabilidade e tempos de permanência no solo, que são determinadas pela sua constituição química ou pela proteção oferecida pela matriz mineral do solo à ação dos organismos decompositores.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Local e amostragem

A área estudada está localizada em uma reserva municipal de Mata Atlântica, floresta estacional semidecidual (BRAZÃO; ARAÚJO, 1981), situada no Município de Cruz das Almas - Bahia, cujas coordenadas geográficas são 39° 06' 26" de latitude sul e 12° 40' 39" de longitude oeste, com altitude média de 220 m (Figura 6). O clima local é caracterizado como subúmido, segundo a classificação de Thornthwaite, com tendência para o semi-árido. A precipitação média anual é de 1.206 mm, com variações entre 1.000 e 1.300 mm/ano, a temperatura média anual é de 24,2 °C, sendo os meses de janeiro e fevereiro os mais quentes (RIBEIRO, 1998). O relevo da área é plano e o solo foi classificado como LATOSSOLO AMARELO Coeso argissólico (L_{Ax}) (EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA, 1999; MELO FILHO; ARAÚJO FILHO, 1984).

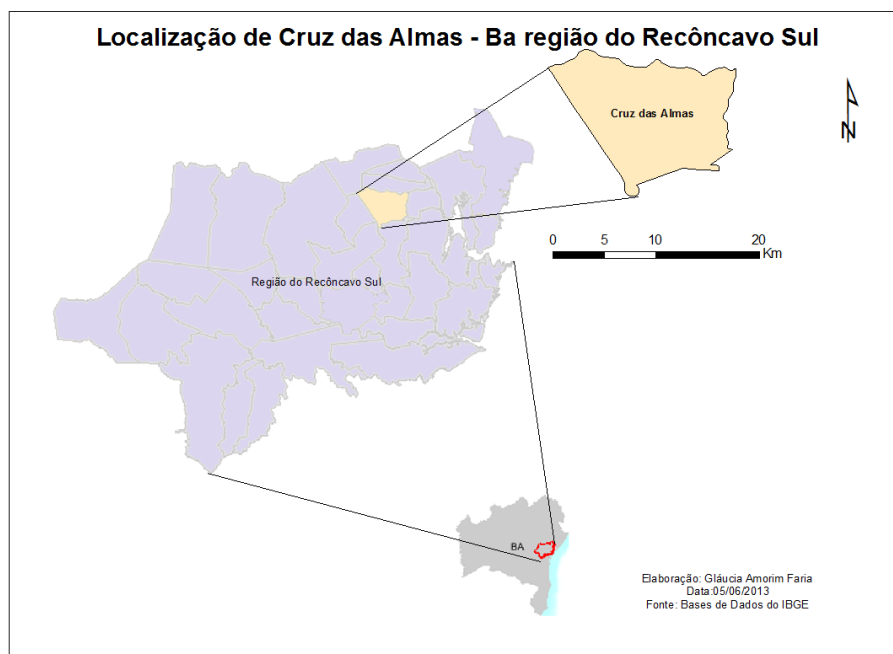


Figura 6 Mapa com a localização da cidade de Cruz das Almas na região do recôncavo Sul da Bahia onde foram coletadas as amostras para o estudo

3.2 Amostragem do solo e análises

As amostras foram coletadas nos pontos de cruzamento de uma malha de 18 x 8 m, com espaçamento regular de 2 metros, resultando em 50 pontos de amostragem para uma área total de 144 m² (Figura 7). Em cada ponto foram coletadas amostras indeformadas e deformadas. As amostras deformadas foram coletadas com trado tipo sonda e as indeformadas com trado tipo Uhland (Bravifer), na profundidade de 0,4 - 0,5.

Foram avaliados 10 (dez) indicadores: macroporosidade (MP), densidade do solo (DS), condutividade hidráulica em solo saturado (K0), relação umidade volumétrica retida a -33 Kpa / porosidade total (UV) e relação de água

disponível/porosidade total (AD), potencial de hidrogênio (pH), capacidade de troca catiônica (CTC), percentagem de saturação por bases (V), percentagem de saturação por alumínio (M) e matéria orgânica (MO). Utilizaram-se os seguintes métodos: porosidade total, macro e micro e densidade do solo (EMBRAPA, 1997); retenção de água em câmaras de pressão de Richards (KIEHL, 1979); condutividade hidráulica em solo saturado pelo método do permeâmetro de carga decrescente (LIBARDI, 2000); pH, capacidade de troca catiônica, saturação por bases e saturação por alumínio (EMBRAPA, 1997); matéria orgânica pelo método Walkley e Black (1937), descrito em Rajj e Quaggio (1983).

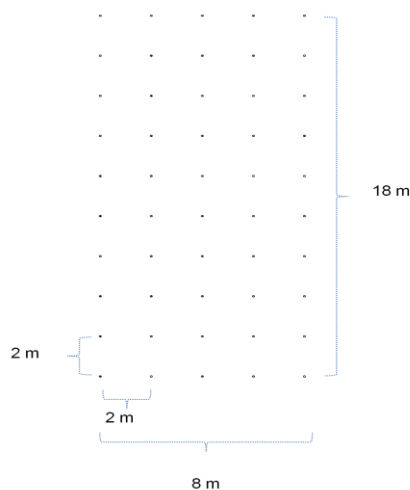


Figura 7 Croqui da área estudada

3.3 Análises Estatísticas

As análises estatísticas foram realizadas pelo programa ArcGIS 9.3 (ARCGIS, 2008). Foi realizada a análise exploratória dos dados, usando cálculos da estatística descritiva, obtendo-se média, variância, coeficiente de variação,

assimetria e curtose, para se ter uma visão geral do comportamento dos dados. Foram obtidos os gráficos Box Plot e realizado o histograma para cada uma das variáveis.

Os dados foram interpolados para verificar a dependência espacial das variáveis. Foram construídos semivariogramas, partindo das pressuposições de estacionaridade da hipótese intrínseca e do cálculo da semivariância $g(h)$ estimada na equação:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^N [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (49)$$

em que $N(h)$ é o número de pares dos valores medidos $Z(x_i)$, $Z(x_i + h)$, separados por um vetor h .

Os semivariogramas que apresentaram dependência espacial foram ajustados com o modelo apropriado. A exemplo do ajuste de Vieira et al. (2002).

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right]; 0 < h < a \quad (50)$$

ou

$$\gamma(h) = C_0 + C_1; h \geq a \quad (51)$$

em que foram definidos os parâmetros do semivariograma, a saber: C_0 = efeito pepita que é o valor de $\gamma(h)$ quando $h = 0$; a = alcance, que é a distância em que $g(h)$ permanece aproximadamente constante após aumentar com o aumento de h ; $C_0 + C_1$ = patamar que é o valor de $\gamma(h)$ a partir do alcance e que se aproxima da variância dos dados, e C_1 = variância estrutural, ou seja, a diferença entre o patamar e o efeito pepita.

A razão de dependência espacial RD , que é a proporção em percentagem do efeito pepita C_0 em relação ao patamar $C_0 + C_1$, foi calculada pela fórmula:

$$RD = \left(\frac{c_0}{c_0 + c_1} \right) \cdot 100 \quad (52)$$

Sendo escalonada de acordo com Cambardella et al. (1994), nas seguintes proporções: (a) dependência forte < 25 %; (b) dependência moderada de 26 a 75 %, e (c) dependência fraca > 75 %.

Uma vez que foi verificada existência de dependência espacial definida pelo semivariograma, foi realizada a krigagem, que segundo Vieira et al. (2002), estima valores com as condições de estimativa sem tendenciosidade e com desvios mínimos em relação aos valores conhecidos, ou seja, com variância mínima:

$$\sum_{j=1}^N \lambda_j \gamma(x_i, x_j) + \mu = \gamma(x_i, x_0), i = 1, N \quad \sum_{j=1}^N \lambda_j = 1 \quad (53)$$

em que $\gamma(x_i, x_j)$ é a semivariância estimada, usando o modelo ajustado ao semivariograma, correspondente à distância entre os pontos localizados na posição x_i e x_j e $\gamma(x_i, x_0)$ é a semivariância correspondente à distância entre os pontos localizados na posição x_i e x_0 .

Valores de peso 1 e um valor do multiplicador de Lagrange, μ , associado com a minimização da variância, são gerados e com os valores de λ_i podem-se estimar valores Z no espaço amostrado para qualquer posição x_0 .

Com os valores estimados através da Krigagem foram construídos mapas, em função da coordenada geográfica.

$$Z(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(x_i) \quad (54)$$

3.3.1 Semivariograma cruzado

Os semivariogramas cruzados foram realizados considerando-se as p variáveis, $\{Z_j(x); j = 1, \dots, p\}$ oriundas da mesma região S e nos mesmos pontos amostrais (pares de coordenadas $[x_i, y_i]$). Estabelecendo-se 2 variáveis medidas na região S para os mesmos pontos, onde tem-se $\{[Z_1(x)] \text{ e } [Z_2(x)]\}$ de tal forma que a covariância cruzada entre elas seja: $\text{Cov}_{12}(h) = E\{Z_1(x+h)Z_2(x)\} - m_1 m_2$ e $\text{Cov}_{21}(h) = E\{Z_2(x+h)Z_1(x)\} - m_2 m_1$. Consequentemente, o semivariograma cruzado entre estas variáveis é dado por:

$$\gamma_{12}^*(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} \{[Z_1(x+h) - Z_1(x)][Z_2(x+h) - Z_2(x)]\} \quad (55)$$

O alcance é a distância máxima de dependência espacial entre as variáveis. O patamar, se existir, deve aproximar-se do valor da covariância entre as duas variáveis. Desse modo, se as duas forem de correlação inversa o semivariograma cruzado será negativo.

3.3.2 Cokrigagem

Uma vez que em experimentos com solos, frequentemente encontram-se situações em que existe a correlação espacial entre duas variáveis, trabalhamos com a geoestatística multivariada, ou seja, a estimativa de uma das variáveis foi realizada usando-se informações de ambas expressas no semivariograma cruzado e na co-krigagem.

A cokrigagem é uma extensão multivariada do método da krigagem quando para cada local amostrado obtém-se um vetor de valores em lugar de um

único valor. Na cokrigagem diversas variáveis regionalizadas podem ser estimadas em conjunto, com base na correlação espacial entre elas. Da mesma forma que ocorre na krigagem, para que o estimador na cokrigagem seja ótimo, ele também deve ter variância mínima e ser não tendencioso. De acordo com Vauclin et al. (1983) esta estimativa pode ser mais precisa do que a krigagem de uma variável simples, quando o semivariograma cruzado apresentar dependência entre as duas variáveis.

A estimativa de uma variável Z^* para qualquer local x_0 deve ser uma combinação linear de Z_1 e Z_2 , ou seja:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^{n_1} \lambda_i Z_1(x_i) + \sum_{i=1}^{n_2} \lambda_i Z_2(x_i) \quad (56)$$

em que N_1 e N_2 são os número de vizinhos medidos de Z_1 e Z_2 , respectivamente, e λ_1 e λ_2 são os ponderadores associados a Z_1 e Z_2 os quais são distribuídos de acordo com a dependência espacial de cada uma das variáveis entre si e com a correlação cruzada entre ela.

3.3.3 Geoestatística Multivariada

Para predição de variáveis regionalizadas multivariadas, conforme foi descrito anteriormente, pode-se usar a cokrigagem. Entretanto, existem formas alternativas para realizar a predição com o auxílio de técnicas estatísticas multivariadas. Nesta dissertação foi explorada a Análise de Componentes Principais.

3.4 Software

O software escolhido para ser utilizado na dissertação foi o ArcGIS 9.3®. A ideia é mostrar o ArcGis como um software capaz de realizar análises geoestatísticas e geoestatísticas multivariadas.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para obter as análises exploratórias da base de dados e as análises geoestatísticas foi utilizado o software de informação geográfica ArcGis®, versão 9.3.1.

4.1 Análises exploratórias dos dados

Foi realizada a análise exploratória (Tabela 1) através da ferramenta “*Create Graph Wizard*” do software ArcGis 9.3, através dessa ferramenta pode-se também fazer os histogramas de frequência, conforme o exemplo da Figura 8.

Tabela 1 Análise exploratória dos dados

| | Mp | Ds | m | K0 | Mp | Uv33kPa/PT | AD/PT | pH | CTC | V | MO |
|-------------------|-----------|-----------|----------|-----------|-----------|-------------------|--------------|-----------|------------|----------|-----------|
| Média | 0,11 | 1,68 | 43,24 | 36,00 | 0,11 | 0,31 | 0,08 | 4,48 | 5,75 | 23,38 | 6,88 |
| Mediana | 0,11 | 1,69 | 42,64 | 21,76 | 0,11 | 0,31 | 0,08 | 4,47 | 5,67 | 23,27 | 7,02 |
| Moda | 0,08 | - | 40,85 | 2,31 | 0,08 | 0,32 | 0,08 | 4,41 | 6,11 | 18,93 | 7,04 |
| Variância | 0,00 | 0,00 | 28,43 | 1560,57 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,02 | 0,18 | 12,35 | 0,56 |
| Desvio padrão | 0,03 | 0,06 | 5,33 | 39,50 | 0,03 | 0,03 | 0,01 | 0,12 | 0,42 | 3,51 | 0,75 |
| Coef. de variação | 30,72 | 3,38 | 12,33 | 109,72 | 30,72 | 11,14 | 15,41 | 2,73 | 7,34 | 15,03 | 10,82 |

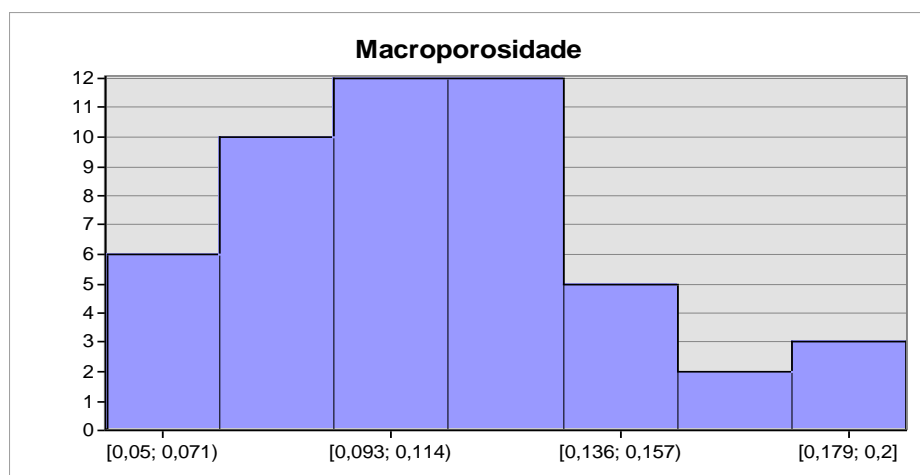


Figura 8 Histograma de frequência da variável Macroporosidade, utilizado para exemplificar o uso no ArcGis

Ainda com o auxílio desta ferramenta foi realizada a análise do gráfico de Box-Whisker Plot, que permite detectar a presença de valores discrepantes. Os resultados encontrados estão apresentados na Figura 9.

De acordo com Santana (2011) tais valores podem mascarar a modelagem da dependência espacial, representada pelo semivariograma. Desse modo é recomendado identificar os pontos atípicos e extremos, e posteriormente substituir os seus valores por uma média aritmética simples realizada com os valores dos pontos vizinhos mais próximos da grade.

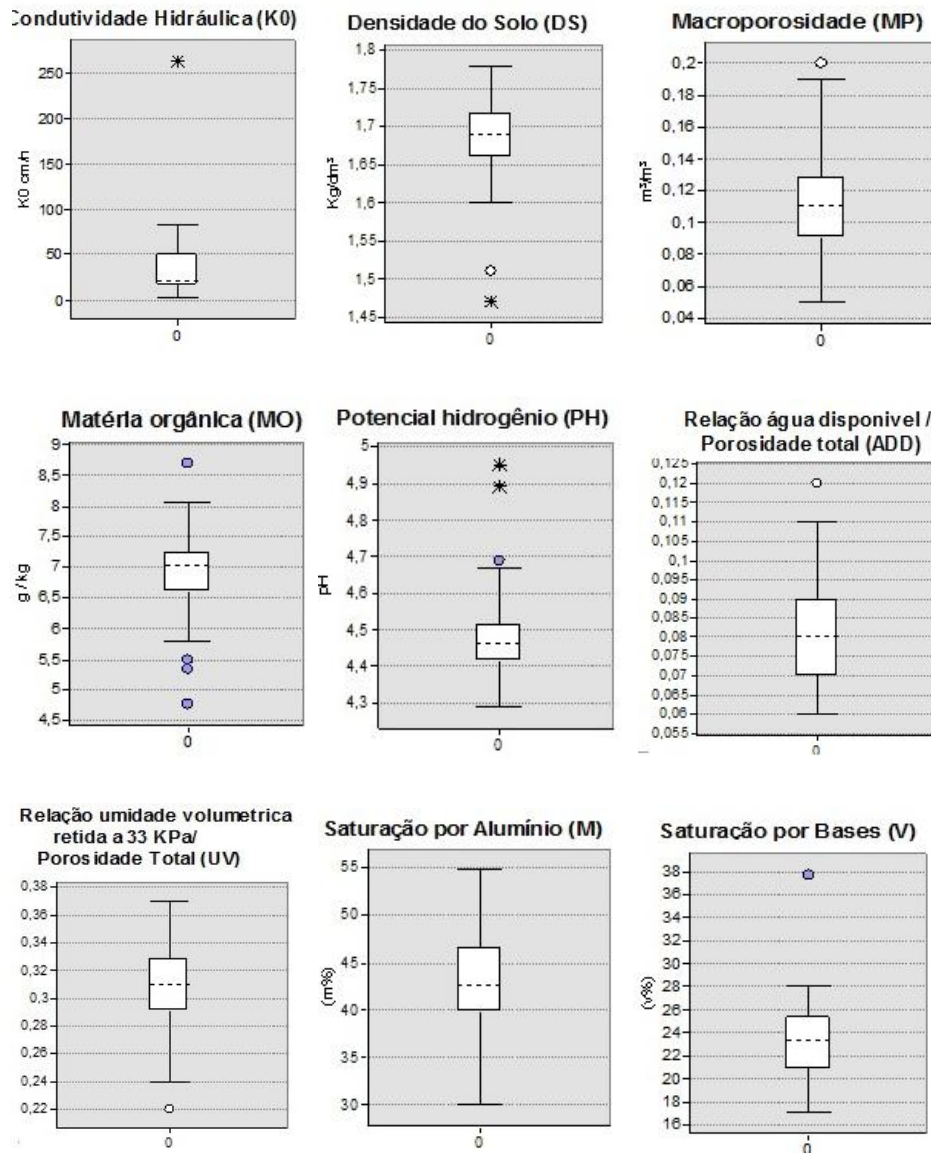


Figura 9 Gráfico Box – Plot para cada uma das variáveis analisadas

De acordo com Isaaks e Srisvastava (1989) as observações discrepantes ou assimétricas podem ser classificadas em pontos Atípicos ou Extremos, sendo

atípicos os pontos que apresentam valores compreendidos entre 1,5 e 3 vezes os valores correspondentes à faixa de 25 a 75% dos valores, e Extremos os pontos superiores a 3 vezes os valores correspondentes à faixa de 25 a 75% dos valores.

Para retirada desses pontos deve levar em consideração o conhecimento da natureza, importância e comportamento de cada variável. Optamos em não retirar esses pontos uma vez que obtivemos resultados satisfatórios nas análises.

Após a análise exploratória dos dados foram realizadas as possíveis correlações entre variáveis. Os resultados do coeficiente de correlação entre todas as variáveis podem ser vistos na Tabela 2.

Tabela 2 Matriz de Correlação entre as variáveis: macroporosidade (MP), densidade do solo (DS), condutividade hidráulica em solo saturado (K0), relação umidade volumétrica retida a 33 kPa/porosidade total (UV) e relação de água disponível/porosidade total (AD), potencial de hidrogênio (pH), capacidade de troca catiônica (CTC), percentagem de saturação por bases (V), percentagem de saturação por alumínio (M) e matéria orgânica (MO)

| | Mp | Ds | M | K0 | Uv33 | AD/PT | pH | CTC | V |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| Ds | -0,61 | | | | | | | | |
| M | -0,04 | -0,01 | | | | | | | |
| K0 | 0,49 | -0,65 | 0,02 | | | | | | |
| Uv33 | -0,77 | 0,51 | 0,18 | -0,36 | | | | | |
| AD/PT | -0,27 | 0,22 | 0,20 | -0,11 | 0,68 | | | | |
| pH | -0,01 | -0,15 | -0,63 | 0,23 | 0,01 | 0,00 | | | |
| CTC | -0,01 | -0,36 | 0,02 | 0,18 | -0,01 | -0,12 | 0,02 | | |
| V | -0,05 | 0,07 | -0,78 | -0,06 | -0,03 | 0,02 | 0,61 | -0,21 | |
| MO | -0,24 | 0,50 | -0,10 | -0,30 | 0,15 | -0,01 | -0,07 | -0,24 | 0,07 |

Através da ferramenta “Create Graph Wizard” foram realizados os gráficos de pontos (**Scatter plot**) entre as variáveis que apresentaram correlação maior que $\pm 0,5$.

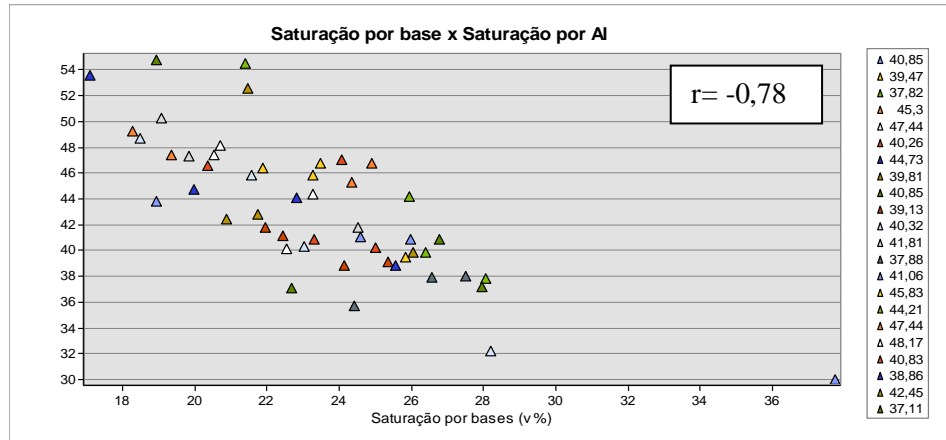


Figura 10 Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: Saturação por bases (v%) x Saturação por Alumínio (m%) obtidos pelo software ArcGis 9.3

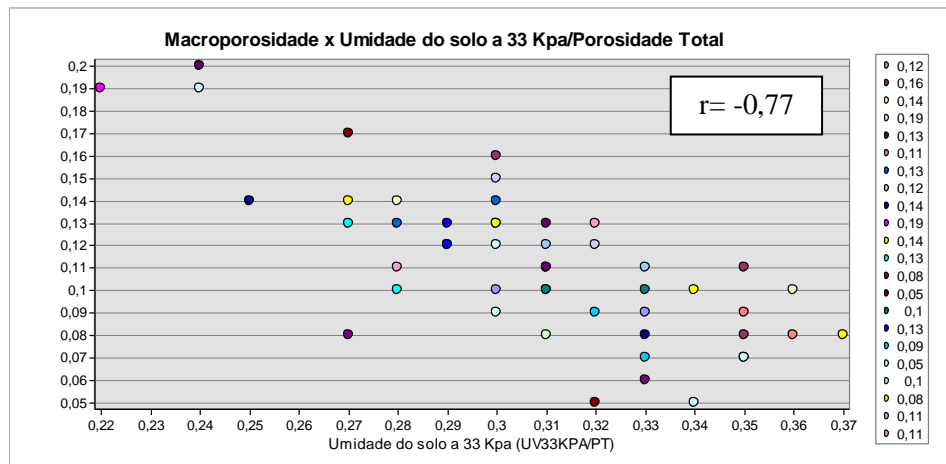


Figura 11 Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: macroporosidade (MP) x umidade retida no solo a 33 Kpa (UV) obtidos pelo software ArcGis 9.3

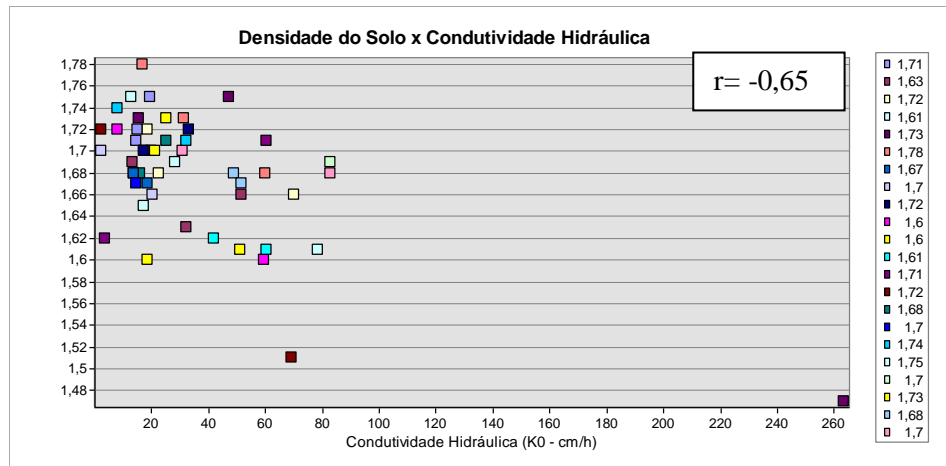


Figura 12 Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: densidade do solo (DS) x condutividade hidráulica (K0) obtidos pelo software ArcGis 9.3

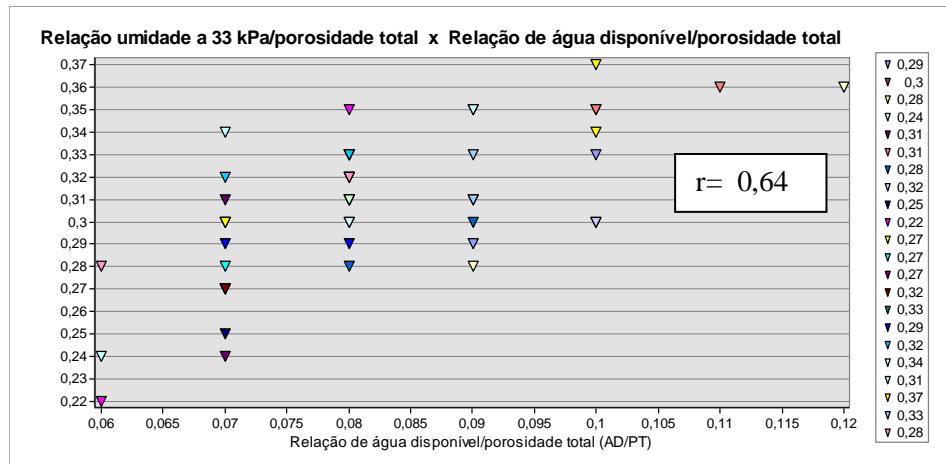


Figura 13 Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: Umidade retida no solo a 33 Kpa x Água disponível (AD) obtidos pelo software ArcGis 9.3

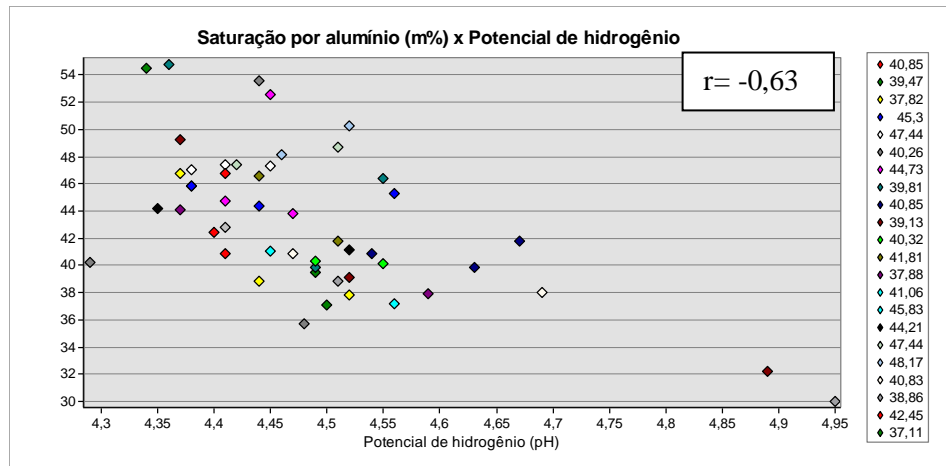


Figura 14 Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: saturação por alumínio (M) x potencial de Hidrogênio (PH) obtidos pelo software ArcGis 9.3

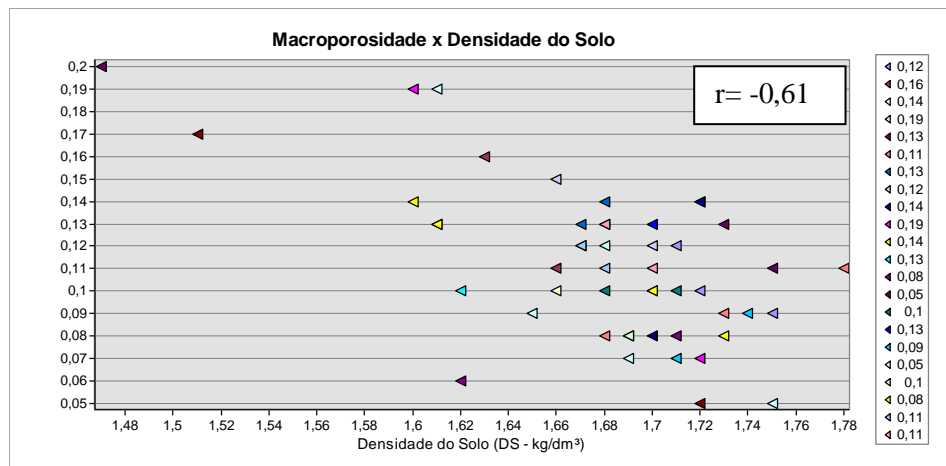


Figura 15 Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: Macroporosidade (MP) x Densidade do solo (DS) obtidos pelo software ArcGis 9.3

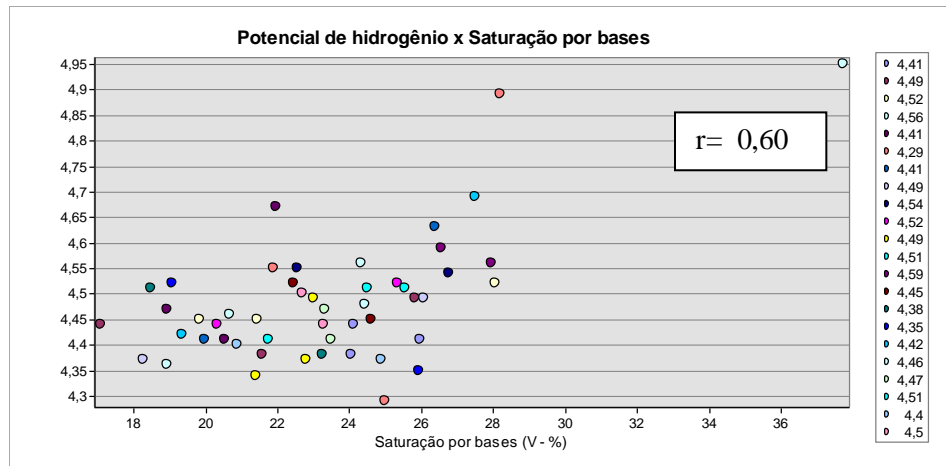


Figura 16 Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: potencial de hidrogênio (PH) x Saturação por bases (V) obtidos pelo software ArcGis 9.3

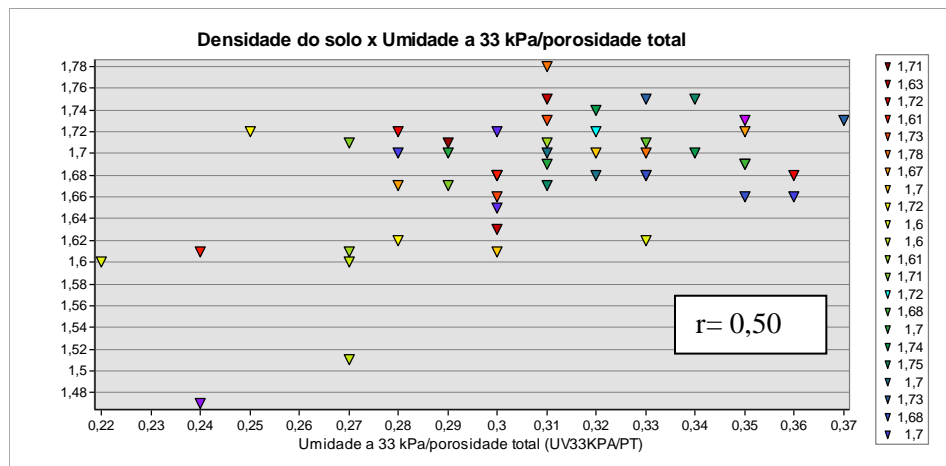


Figura 17 Gráfico de correlação e coeficiente de correlação (r) entre as variáveis: Densidade do Solo (Ds) x Umidade retida no Solo a 33 KPA (UV) obtidos pelo software ArcGis 9.3

4.2 Estudo semivariográfico

O estudo do semivariograma tem como objetivo detectar a estrutura de dependência espacial para as variáveis na região de estudo. Os semivariogramas foram construídos através da ferramenta “*Geostatistical Analyst*” do software ArcGis 9.3.

O semivariograma é uma função matemática que descreve as semivariâncias ou variâncias espaciais em função da distância, e seus parâmetros podem detectar até que distância há estrutura de dependência espacial da variável na região em estudo (SANTANA, 2011).

Ajustar o modelo do semivariograma significa escolher um método de *interpolação da superfície* para estimar valores de dados em locais onde as medidas não foram tomadas, o método de interpolação escolhido nesse trabalho foi a Krigagem.

Foram ajustados três modelos teóricos de semivariograma: esférico, exponencial e gaussiano. Foi utilizado o método da validação cruzada para a escolha do modelo, por ser um método que permite selecionar o modelo de semivariograma que melhor expressa a estrutura da dependência espacial, proporcionando que cada valor observado seja comparado com a respectiva predição obtida pela krigagem, o erro de predição é obtido quando se realiza esse processo para todas as observações.

Para a escolha do modelo é levada em consideração a análise da Média dos erros preditos (M), Média dos erros padronizada (MS), Raiz quadrada da média do erro ao quadrado (RMS), Média da variância dos erros padronizados (ASE) e Raiz quadrada da média dos erros padronizados ao quadrado (RMSS), estatísticas obtidas pelos resíduos da validação cruzada.

Através da ferramenta “Geostatistical Wizard” foram realizadas as Krigagens e obtidas as validações cruzadas dos modelos. Foi escolhido o modelo

de acordo com as recomendações de Environmental Systems Research Institute - ESRI (2001): o melhor modelo de semivariograma será aquele que apresentar as estatísticas M e MS próximas de zero, valores semelhantes em RMS e ASE e RMSS próximo de 1.

O programa ArcGIS fornece uma ferramenta para comparação dos modelos. Através da ferramenta “Compare” pode ser realizada a comparação das validações cruzadas dos modelos.

Um exemplo dessa aplicação pode ser visto para a variável Saturação por Alumínio (M) (Figura 18). Foram ajustados para esta variável os três modelos teóricos de semivariograma: esférico, exponencial e gaussiano,

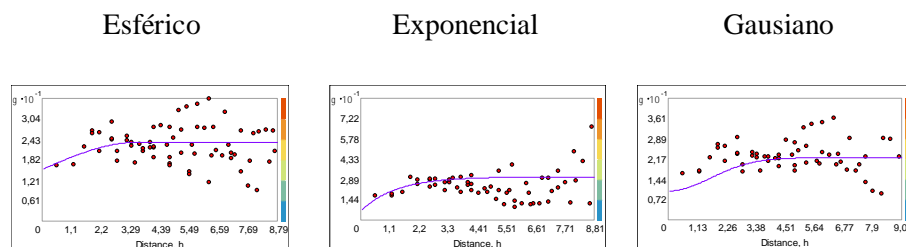


Figura 18 Modelos de semivariograma ajustados: esférico, exponencial e gaussiano para a variável Saturação por Alumínio (M)

A Figura 19 mostra um quadro comparativo dos modelos gaussiano e exponencial e a Figura 20 um quadro comparativo dos modelos esférico e exponencial.

O ajuste do modelo é realizado de maneira interativa, através da escolha das distâncias entre os pares de pontos (comprimento da lag), o número de pares de pontos, a avaliação dos parâmetros do modelo e a análise gráfica do modelo. Para a escolha do melhor modelo deve-se comparar valor da Raiz quadrada da média dos erros padronizados ao quadrado (RMSS) (parte inferior da janela). Quanto menor for a raiz quadrada da média, mais próximo o modelo chega, em

média, para prever os valores medidos que foram retirados da análise. O modelo com o menor RMS é provavelmente o que desejamos manter.

Para todos os semivariogramas utilizados no trabalho os parâmetros foram ajustados através da função de Máxima Verossimilhança e digitados nos campos respectivos.

A partir do critério acima descrito foi escolhido o modelo mais adequado para cada uma das variáveis em que foi realizada a Krigagem ordinária.

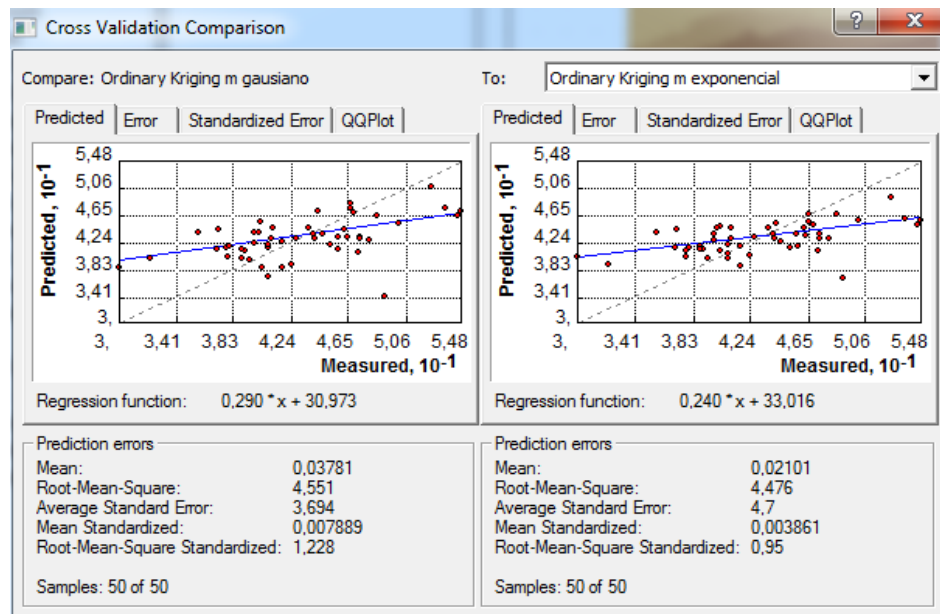


Figura 19 Comparação dos modelos gaussiano e exponencial realizada pela ferramenta “Compare” do software ArcGis 9.3

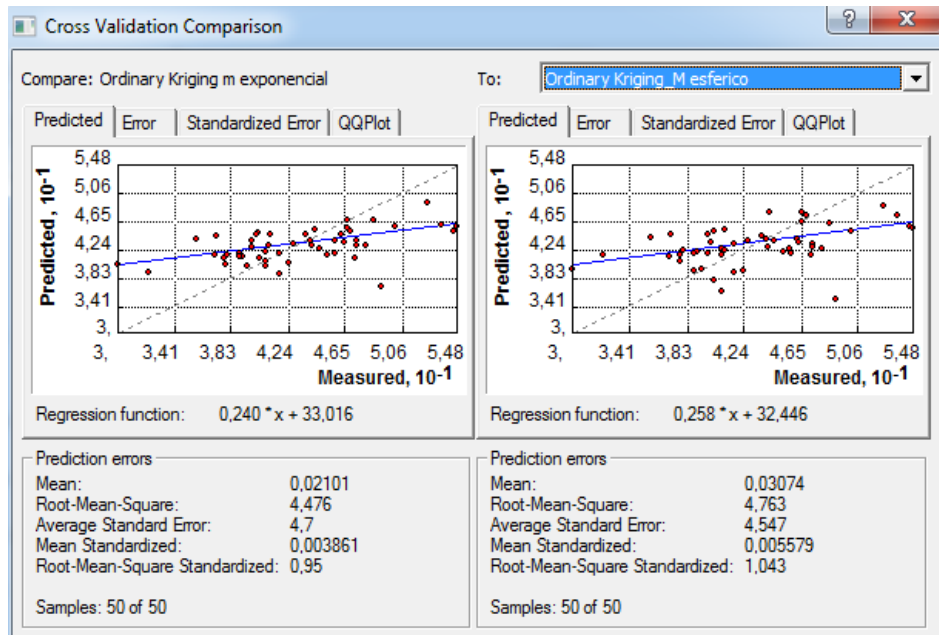


Figura 20 Comparação dos modelos exponencial e esférico realizada pela ferramenta “Compare” do software ArcGis 9.3

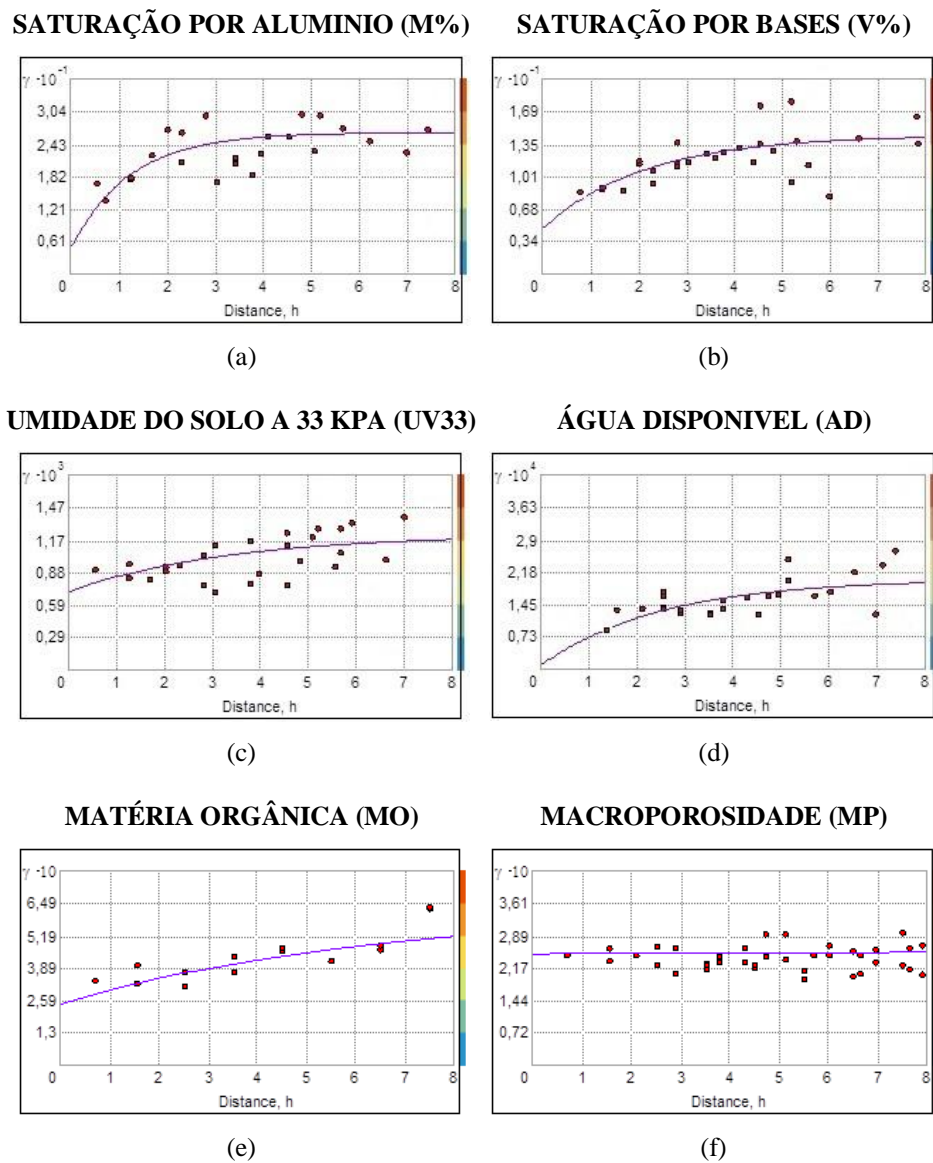
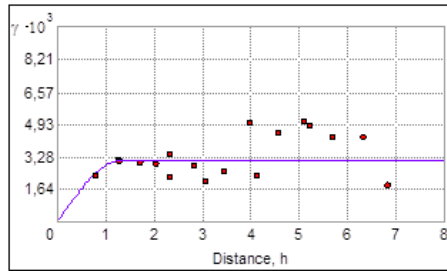
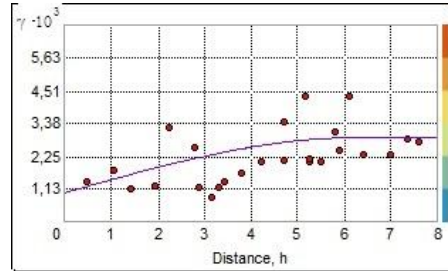


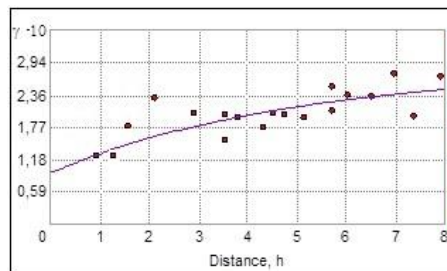
Figura 21 Semivariogramas das variáveis: percentagem de saturação por alumínio (M) (a), percentagem de saturação por bases (V)(b), relação umidade volumétrica retida a 33 kPa/porosidade total (UV)(c), relação de água disponível/porosidade total (AD)(d), matéria orgânica (MO)(e) ajustados pelo modelo exponencial e efeito pepita puro para a macroporosidade (MP)

DENSIDADE DO SOLO (DS)

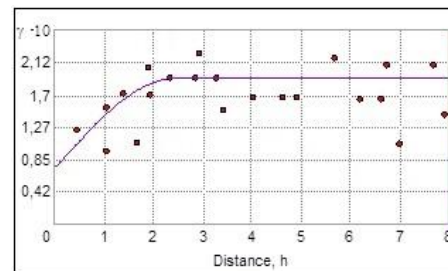
(a)

CONDUTIVIDADE HIDRAULICA (K0)

(b)

POTENCIAL DE HIDROGENIO (pH)

(c)

CAPACIDADE DE TROCA CATIONICA (CTC)

(d)

Figura 22 Semivariogramas das variáveis: densidade do solo (DS)(a), condutividade hidráulica em solo saturado (K0)(b), potencial de hidrogênio (pH)(c) e capacidade de troca catiônica (CTC)(d), ajustadas pelo modelo esférico

Foi observado efeito pepita puro para a variável macroporosidade (MP) (Figura 21f). Os semivariogramas das variáveis: percentagem de saturação por alumínio (M), percentagem de saturação por bases (V), relação umidade volumétrica retida a 33 kPa/porosidade total (UV), relação de água disponível/porosidade total (AD) e matéria orgânica (MO), foram ajustados pelo modelo exponencial (Figura 21), enquanto que os semivariogramas das variáveis: densidade do solo (DS), condutividade hidráulica em solo saturado (K0), potencial de hidrogênio (pH) e capacidade de troca catiônica (CTC), foram ajustadas pelo modelo esférico (Figura 22).

A partir do critério acima descrito foi escolhido o modelo mais adequado para cada uma das variáveis em que foi realizada a Krigagem ordinária.

Na Tabela 3, estão as predições dos parâmetros dos modelos ajustados utilizando a caixa de ferramentas Geostatistical Wizard, do módulo Geostatistical Analyst do software ArcGis®, versão 9.3.1. Adicionalmente, é apresentado o índice de dependência espacial, o qual foi obtido pela razão entre o efeito pepita e o patamar do modelo ajustado, método proposto por Camdarbella et al. (1994), e, a classificação do grau de dependência espacial (GD) em três categorias de dependência espacial: forte quando o índice é menor que 25%, moderado quando estiver entre 25 e 75% e fraco quando for maior que 75%.

De acordo com a Tabela 3, utilizando o Grau de dependência proposto por Camdarbella et al. (1994), podemos perceber que o grau de dependência para as variáveis estudadas foi entre 59,83 e 0,12 %, classificando as variáveis como dependência moderada e dependência forte. Sendo que as variáveis Condutividade hidráulica (K0), Umidade do solo a 33 kpa (UV33), Potencial de hidrogênio Saturação por bases (V%), Capacidade de troca catiônica (CTC) e Matéria orgânica (MO) apresentaram dependência moderada e as variáveis

Saturação por alumínio (M%), Água disponível (AD) e Densidade do Solo apresentaram grau de dependência forte.

Os mapas de predições das variáveis são apresentados na figura abaixo (Figura 23). A partir do critério acima descrito foi escolhido o modelo mais adequado para cada uma das variáveis em que foi realizada a Krigagem ordinária.

Tabela 3 Estimativas dos parâmetros efeito pepita (C0), patamar (C), e alcance (A), de todas as variáveis estudadas, no modelo esférico, o grau de dependência espacial (RD), e classificação da dependência de acordo com Camdarbella et al. (1994)

| Variáveis | C | C0 | C1 | A | RD | Classificação |
|-------------------------------------|------|-------|------|-------|-------|---------------|
| SATURAÇÃO POR ALUMINIO (M%) | 2,70 | 0,45 | 2,25 | 4,37 | 16,59 | Forte |
| SATURAÇÃO POR BASES (V%) | 1,40 | 0,46 | 0,94 | 6,42 | 32,86 | Moderado |
| UMIDADE DO SOLO A 33 KPA (UV33) | 1,17 | 0,70 | 0,47 | 11,81 | 59,83 | Moderado |
| ÁGUA DISPONIVEL (ADD) | 2,00 | 0,10 | 1,90 | 4,99 | 5,00 | Forte |
| CONDUTIVIDADE HIDRAULICA (K0) | 3,10 | 1,05 | 2,05 | 5,62 | 33,87 | Moderado |
| CAPACIDADE DE TROCA CATIONICA (CTC) | 1,90 | 0,79 | 1,11 | 2,55 | 41,58 | Moderado |
| DENSIDADE DO SOLO (DS) | 3,28 | 0,004 | 3,28 | 1,32 | 0,12 | Forte |
| POTENCIAL DE HIDROGENIO (pH) | 2,50 | 0,90 | 1,60 | 17,55 | 36,00 | Moderado |
| MATÉRIA ORGÂNICA (MO) | 7,60 | 2,40 | 5,20 | 18,01 | 31,58 | Moderado |

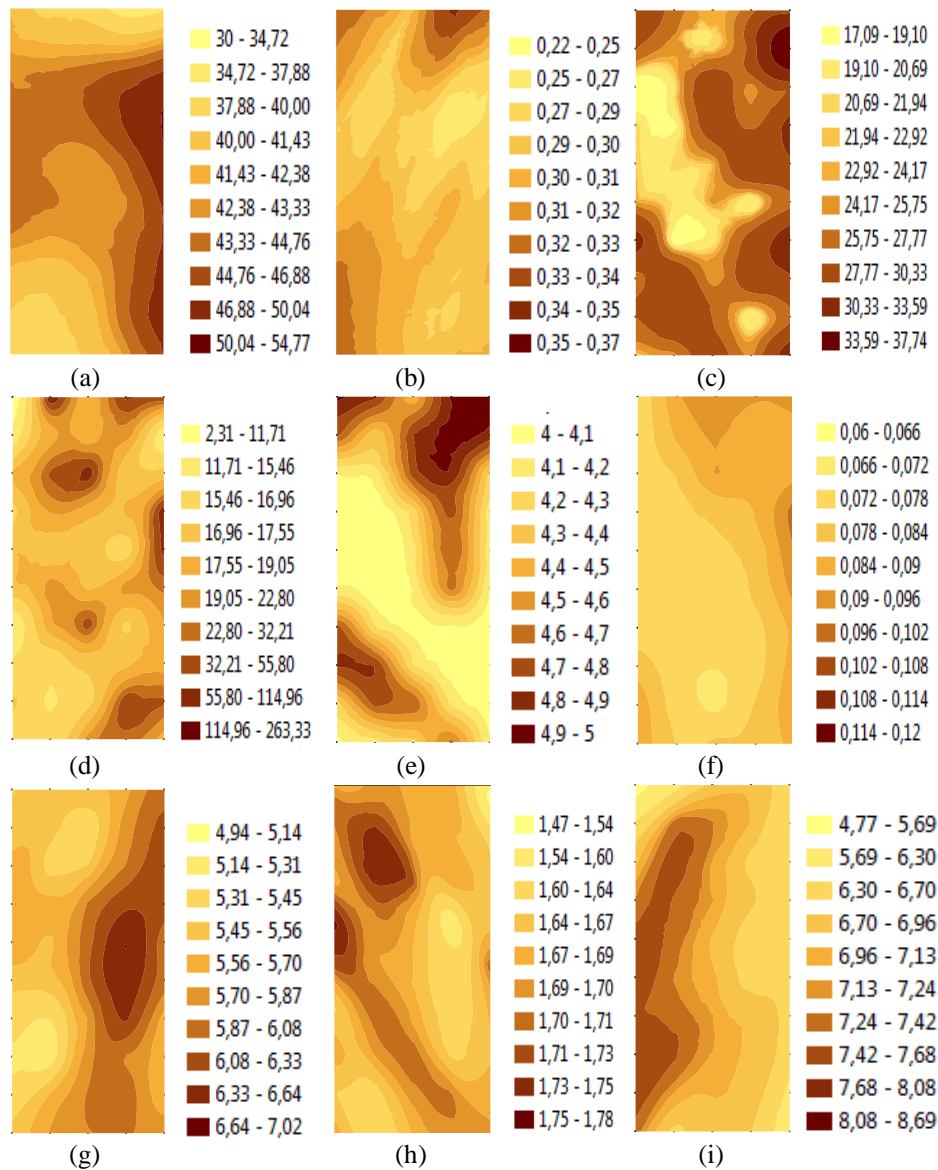


Figura 23 Mapas de predição da krigagem das variáveis: Saturação por alumínio (M%) (a), Saturação por bases (V%) (b), Condutividade Hidraulica (K0)(c), Umidade do Solo a 33 KPA (UV33)(d), Potencial de Hidrogenio (pH)(e), Água Disponível (AD)(f), Capacidade de Troca Cationica (CTC)(g), Densidade do solo (DS)(h), Matéria Orgânica (MO)(i), ajustadas no modelo esférico do software ArcGis 9.3

4.3 Predição por Geoestatística Multivariada

Na Cokrigagem, a correlação espacial entre as variáveis adicionais deve ser "suficientemente forte" para que se obtenha algum ganho de informação.

Optamos por realizar a Cokrigagem apenas entre duas variáveis, por acreditarmos ser de mais fácil explicação. Elegemos apenas quatro variáveis para apresentar detalhadamente algumas ferramentas do ArcGIS, a escolha dessas variáveis foi o fato de estarem envolvidas na maior correlação negativa e na maior correlação positiva. São estas: Saturação por Alumínio (m%) x Saturação por bases (v%), correlação de -0,73 e Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Água Disponível (AD) com correlação de 0,638.

Para as demais variáveis que apresentaram correlação acima de $\pm 0,5$ serão apresentados os semivariograma, o grau de dependência espacial entre elas e os mapas de predição.

A Figura 24 apresenta os semivariogramas das Cokrigagens entre as variáveis: Saturação por Alumínio (m%) x Saturação por bases (v%), Densidade do Solo (Ds) x Condutividade Hidráulica (k0), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Água Disponível (AD), Saturação por Alumínio (m%) x Potencial de hidrogênio (pH), Macroporosidade (MP) x Densidade do Solo (DS), Saturação por bases (v%) x Potencial de Hidrogênio (pH), Densidade do Solo (Ds) x Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa), ajustadas no modelo esférico pelo software ArcGis 9.3.

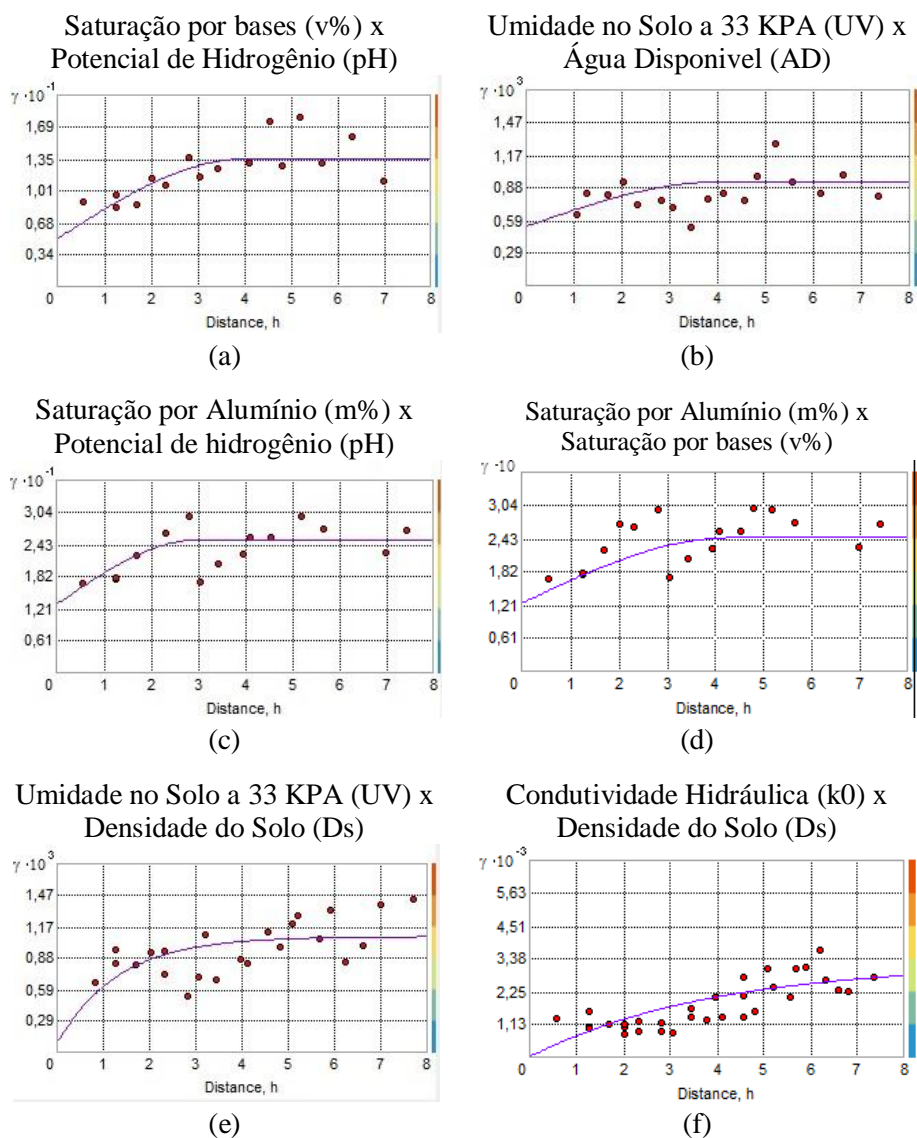


Figura 24 Semivariogramas das Cokrigagens entre as variáveis: Saturation por bases (v%) x Potencial de Hidrogênio (pH) (a), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Água Disponível (AD) (b), Saturation por Alumínio (m%) x Potencial de hidrogênio (pH)(c), ajustadas no modelo esférico e Saturation por Alumínio (m%) x : Saturation por bases (v%) (d), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Densidade do Solo (Ds) (e), Condutividade Hidráulica (k0) x Densidade do Solo (Ds) (f) ajustadas no modelo exponencial pelo software ArcGis 9.3

Foi verificada alta dependência espacial na cokrigagem entre as variáveis Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Densidade do Solo (Ds) e Condutividade Hidráulica (k0) x Densidade do Solo (Ds). De acordo com os semivariogramas da cokrigagem, entre as variáveis Saturação por bases (v%) x Potencial de hidrogênio (pH), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Água Disponível (ADD), Saturação por Alumínio (m%) x Potencial de hidrogênio (pH) e Saturação por Alumínio (m%) x Saturação por bases (v%) foi verificado grau de dependência espacial moderado de acordo com a classificação de Camdarbella et al. (1994).

Tabela 4 Estimativas dos parâmetros efeito pepita (C0), patamar (C), e alcance (A), das variáveis com correlação superior a $\pm 0,5$; no modelo esférico, o grau de dependência espacial (RD), e classificação da dependência de acordo com Camdarbella et al. (1994)

| Cokrigagens | C | C0 | C1 | A | RD | Classificação |
|---|------|------|------|-------|-------|---------------|
| Saturação por bases (v%) x Potencial de hidrogênio (pH) | 1,35 | 0,50 | 0,85 | 3,70 | 37,04 | Moderado |
| Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Água Disponível (ADD) | 0,88 | 0,57 | 0,31 | 3,70 | 64,77 | Moderado |
| Saturação por Alumínio (m%) x Potencial de hidrogênio (pH) | 2,45 | 1,25 | 1,20 | 2,80 | 51,02 | Moderado |
| Saturação por Alumínio (m%) x Saturação por bases (v%) | 2,43 | 1,22 | 1,21 | 4,37 | 50,21 | Moderado |
| Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Densidade do Solo (Ds) | 1,00 | 0,14 | 0,86 | 4,10 | 14,00 | Forte |
| Condutividade Hidráulica (k0) x Densidade do Solo (Ds) | 3,40 | 0,14 | 3,26 | 11,81 | 4,12 | Forte |

De acordo com Mesquita e Moraes (2004) é de se esperar que existam correlações, condutividade hidráulica e outras variáveis, tais como densidade do solo, porosidade total, macro e microporosidade, por essas variáveis influenciarem a distribuição dos poros e, por consequência, a permeabilidade dos solos. Ainda, de acordo com Mercante et al. (2003) e Secco et al. (2005), a

porosidade total tem apresentado grande relação com a compactação e a resistência à penetração do solo, as quais tendem a aumentar com a redução do espaço poroso.

À medida que a umidade diminui, a adsorção de água tende a prevalecer e a quantidade de água retida passa a ser cada vez mais dependente de propriedades relacionadas com a superfície específica do solo, tais como: textura, conteúdo de matéria orgânica e mineralogia da fração argila (WILLIAMS; PREBBLE; WILLIAMS, 1983).

A densidade é negativamente relacionada com a porosidade de aeração e positivamente relacionada com a resistência do solo à penetração das raízes (TORMENA; ROLOFF; SÁ, 1998).

Os valores de CTC de um solo dependem da classe textural, do tipo de mineral de argila presente e do teor de matéria orgânica (BRADY, 1989). Neste trabalho, as amostras observadas não apresentaram correlação acima de $\pm 0,5$.

Os Mapas de Predição das Cokrigagens entre as variáveis: entre as variáveis: Saturação por bases (v%) x Potencial de Hidrogênio (pH) (a), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Água Disponível (AD) (b), Saturação por Alumínio (m%) x Potencial de hidrogênio (pH)(c), Saturação por Alumínio (m%) x Saturação por bases (v%) (d), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Densidade do Solo (Ds) (e), Condutividade Hidráulica (k0) x Densidade do Solo (Ds) (f) realizados pelo software ArcGis 9.3 estão demonstrados na Figura 25.

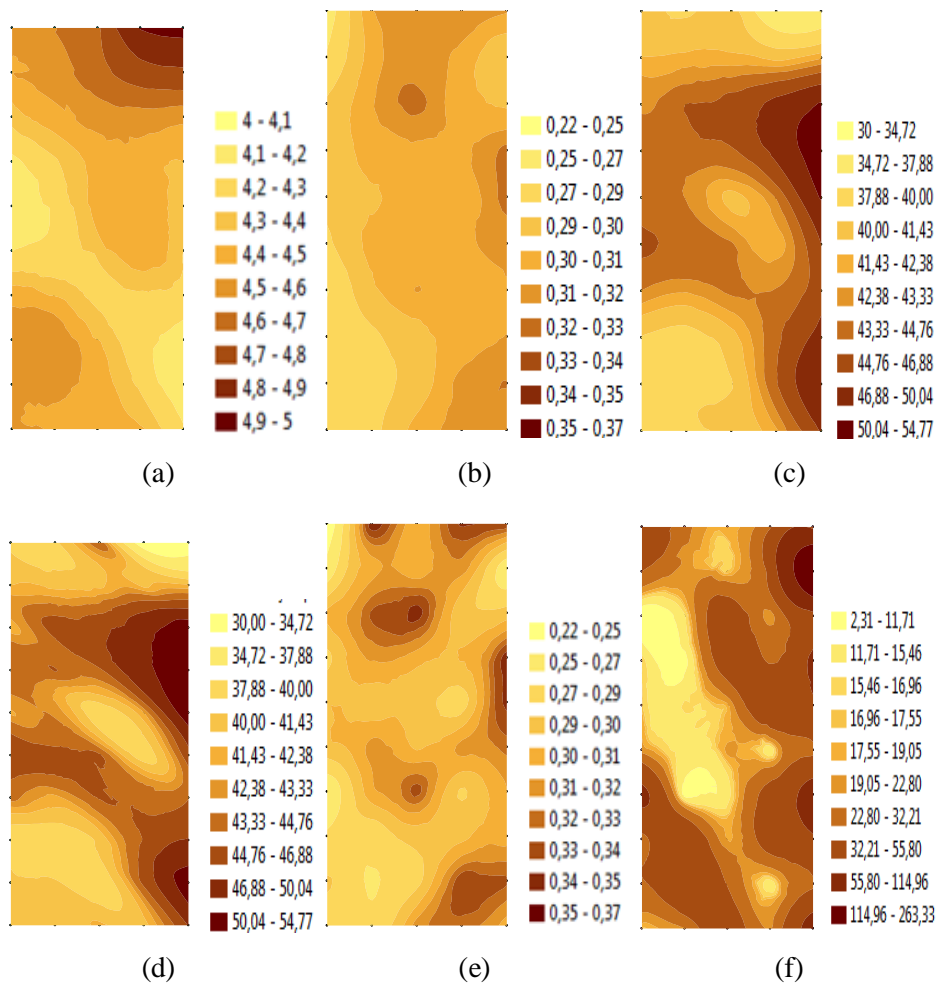


Figura 25 Mapas de Predição das Cokrigagens entre as variáveis: entre as variáveis: Saturação por bases (v%) x Potencial de Hidrogênio (pH) (a), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Água Disponível (AD) (b), Saturação por Alumínio (m%) x Potencial de hidrogênio (pH)(c), Saturação por Alumínio (m%) x Saturação por bases (v%) (d), Umidade no Solo a 33 KPA (UV33Kpa) x Densidade do Solo (Ds) (e), Condutividade Hidráulica (k0) x Densidade do Solo (Ds) (f) realizados pelo software ArcGis 9.3

4.4 Componentes Principais

Através da ferramenta “*Principal Components*” do software ArcGis 9.3, foi realizada uma análise dos Componentes Principais para as variáveis estudadas. Foram encontrados 10 componentes principais, cujos resultados referentes aos autovalores, percentual de variância e variância acumulada encontram-se na Tabela 5 abaixo:

Tabela 5 Autovalores e Percentual de variância e variância acumuladas para os dez componentes principais

| Componente | Autovalor | Percentual de Variância | Variância acumulada |
|------------|-----------|-------------------------|---------------------|
| 1 | 3,146 | 31,46 | 31,46 |
| 2 | 2,373 | 23,73 | 55,19 |
| 3 | 1,466 | 14,66 | 69,85 |
| 4 | 0,987 | 9,87 | 79,72 |
| 5 | 0,704 | 7,04 | 86,76 |
| 6 | 0,502 | 5,02 | 91,78 |
| 7 | 0,306 | 3,06 | 94,84 |
| 8 | 0,244 | 2,44 | 97,27 |
| 9 | 0,163 | 1,63 | 98,90 |
| 10 | 0,110 | 1,10 | 100,00 |

Somente os três primeiros componentes apresentaram autovalores superiores a 1, sendo o quarto componente muito próximo de 1 (0,987). Essas quatro componentes ao mesmo tempo ajudaram a explicar 79,72% da variância total (Tabela 5).

No software ArcGis 9.3 há uma limitação do uso do número de componentes ou variáveis explicativas, pois além da variável principal pode-se

usar somente três componentes principais ou variáveis explicativas para o método da Cokrigagem multivariada. Desse modo para o nosso exemplo em questão teríamos aproximadamente 69,85% da variância total acumulada associada até o terceiro componente principal (CP1 à CP3), sugerindo uma tendência de estimativa promissora, via Cokrigagem multivariada, de qualquer variável principal eleita nos locais não amostrados.

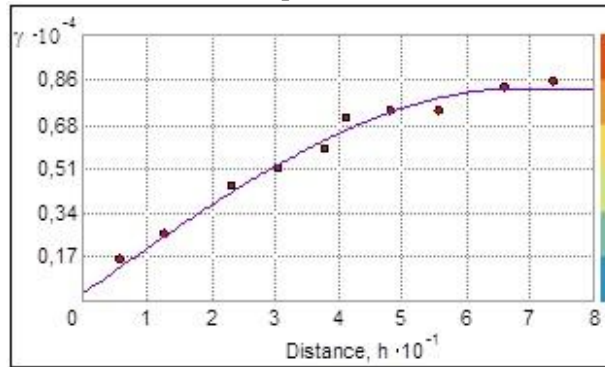
Na tabela 6 abaixo apresentamos as correlações entre as variáveis estudadas em relação a cada uma das quatro componentes com maior autovalor e suas dimensões.

Tabela 6 Correlações e dimensões entre Variáveis e as componentes principais

| Variável | Comp 1 | Comp 2 | Comp 3 | Comp 4 |
|------------|--------|--------|--------|--------|
| Mp | -0,81 | -0,09 | -0,23 | 0,32 |
| Ds | 0,85 | 0,08 | -0,30 | -0,05 |
| M | 0,12 | -0,91 | 0,07 | 0,18 |
| nK0 | -0,70 | -0,03 | 0,32 | 0,29 |
| Uv33kPa/PT | 0,81 | -0,05 | 0,52 | 0,02 |
| AD/PT | 0,52 | -0,07 | 0,59 | 0,48 |
| pH | -0,15 | 0,80 | 0,36 | 0,04 |
| CTC | -0,29 | -0,18 | 0,48 | -0,73 |
| V | 0,03 | 0,91 | 0,02 | 0,09 |
| MO | 0,48 | 0,14 | -0,50 | 0,01 |

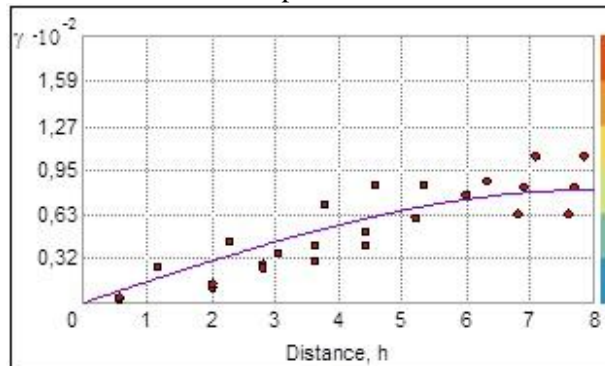
Na Figura 26 são apresentados os semivariogramas dos três componentes principais escolhidos pela análise de componentes principais. Podemos perceber que todos apresentam estrutura espacial com semivariância de comportamento modelável. Aplicamos o método da Krigagem ordinária e os mapas de cada um desses componentes podem ser visto na Figura 27.

Componente 1



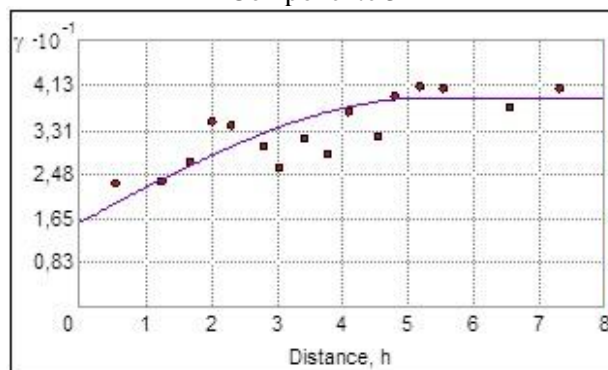
Esférico ($C0 = 0,01$; $C1 = 0,80$; $a = 6,65$)

Componente 2



Esférico ($C0 = 0,01$; $C1 = 0,69$; $a = 6,9$)

Componente 3



Esférico ($C0 = 1,65$; $C1 = 2,35$; $a = 4,80$)

Figura 26 Semivariogramas dos Componentes Principais 1, 2 e 3 modelo esférico obtidos pelo programa ARCGIS 9.3

De acordo com a classificação do Grau de dependência proposto por Camdarbella et al. (1994), podemos verificar na Tabela 7 que os componentes 1 e 2 apresentaram grau de dependência forte e o componente 3 apresentou grau de dependência moderado. Isto mostra que houve uma ótima estimativa, com o modelo esférico nos locais não amostrados.

Tabela 7 Estimativas dos parâmetros efeito pepita (C0), patamar (C), e alcance (A), dos componentes principais encontrados, ajustados, no modelo esférico, o grau de dependência espacial (RD), e classificação da dependência de acordo com Camdarbella et al. (1994)

| Variáveis | C | C0 | C1 | A | RD | Classificação |
|--------------|------|------|------|------|-------|---------------|
| Componente 1 | 0,81 | 0,01 | 0,8 | 6,65 | 1,23 | Forte |
| Componente 2 | 0,7 | 0,01 | 0,69 | 6,9 | 1,43 | Forte |
| Componente 3 | 4,01 | 1,65 | 2,35 | 4,8 | 41,25 | Moderado |

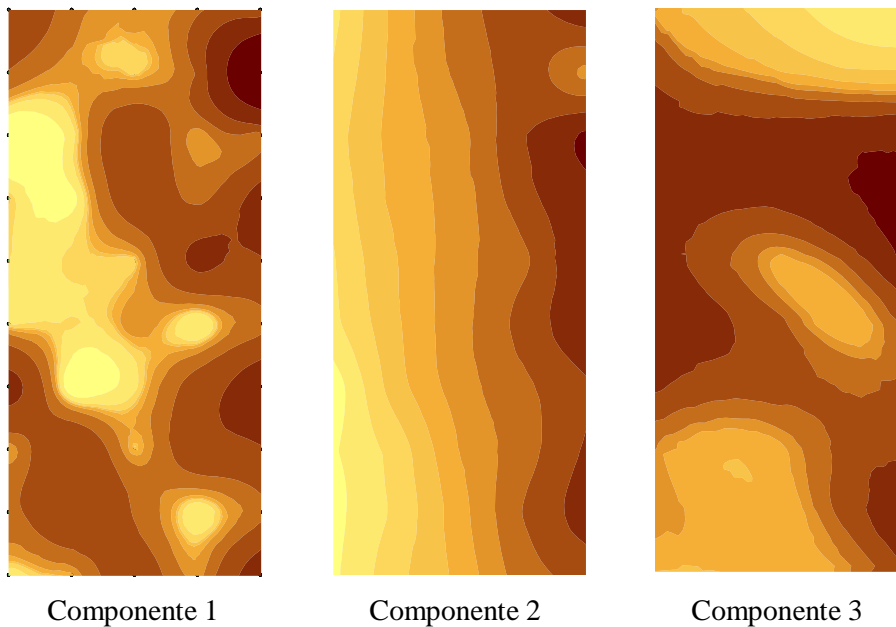


Figura 27 Mapas de predições das krigagens das componentes 1, 2 e 3 obtidos pelo programa ARCGIS 9.3

Uma vez que é considerada uma variável ou um grupo de variáveis como variável principal pode-se realizar a cokrigagem dessa variável ou grupo de variáveis com uma, duas ou três componentes principais, utilizando a ferramenta “Geostatistical Wizard”, onde seriam obtidas as validações cruzadas e realizada a escolha dos modelos. Vale a pena ressaltar que pode ser feita com maior número de componentes, mas no ArcGis 9.3 esse número é limitado a três.

A título de exemplificação escolheu-se a variável Condutividade Hidráulica (k_0), com a suposição que essa variável seja a mais representativa no comportamento dos dados. A variável Condutividade Hidráulica (k_0) será a variável principal, tendo como variáveis secundárias os componentes principais 1, 2 e 3. O semivariograma, a estimativa dos parâmetros efeito pepita (C_0), patamar (C), e alcance (A), da Cokrigagem da variável Condutividade Hidráulica (k_0) e dos componentes principais 1, 2 e 3, ajustados, no modelo exponencial, o grau de dependência espacial (RD), e classificação da dependência encontram-se na Tabela 8 abaixo.

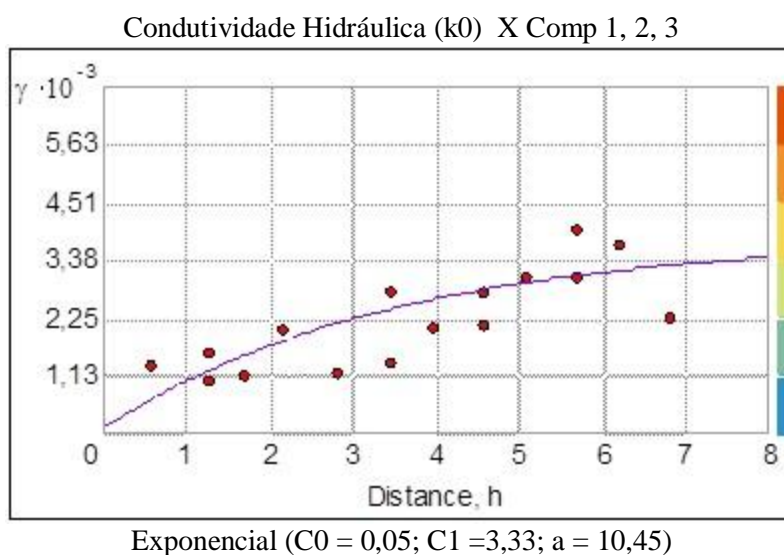


Figura 28 Semivariograma de Cokrigagem ordinária entre a variável Condutividade Hidráulica (k0) e as componentes principais 1, 2 e 3, ajustadas no modelo esférico obtidos pelo programa ArcGIS 9.3

Tabela 8 Estimativas dos parâmetros efeito pepita (C0), patamar (C), e alcance (A), da Cokrigagem da variável Condutividade Hidráulica (k0) e os componentes principais 1, 2 e 3, ajustados, no modelo esférico, o grau de dependência espacial (RD), e classificação da dependência de acordo com Camdarbella et al. (1994)

| Cokrigagem | C | C0 | C1 | A | RD | Classificação |
|-------------------------------|------|------|------|-------|------|---------------|
| Condutividade Hidráulica (k0) | | | | | | |
| X Comp 1, 2, 3 | 3,38 | 0,05 | 3,33 | 10,45 | 1,48 | Forte |

A escolha da variável foi aleatória. Pelo resultado da Cokrigagem podemos perceber alta dependência espacial entre a variável e as componentes. Pode ser que o grau de dependência encontrado pode ser explicado pela variável ser fortemente correlacionada com as variáveis mais representativas nas componentes estudadas, mostrando ainda que o ajuste realizado foi satisfatório e que o modelo seria o mais indicado para sua representação.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Uma vez que todas as variáveis estudadas apresentaram grau de dependência espacial de moderado a forte, sugere que a análise de dados com as características estudadas seja realizada pela geoestatística.

O tamanho da amostra apesar de pequeno para o estudo geoestatístico foi suficiente nesse conjunto de dados para o estudo de algumas técnicas geoestatísticas, melhores resultados poderão ser obtidos com um número maior de amostra.

A Cokrigagem foi satisfatória para todas as variáveis que apresentaram correlação superior a $\pm 0,5$.

A integração de geoprocessamento com técnicas geoestatísticas multivariadas, como a Cokrigagem Ordinária Multivariada, permite definir com boa precisão a espacialização de valores preditos das variáveis estudadas.

A análise de componentes principais resultou em estimativas adequadas com explicação de 69,85% da variância total. Para aplicação da krigagem nos componentes recomendamos estudos sobre a influência da dependência espacial.

O programa ArcGIS ainda oferece outros recursos que não foram explorados nessa dissertação tais como: o Gaussian Geostatistical Simulations é uma das suas ferramentas que executa simulações geoestatísticas baseadas em um modelo Krigagem Simples; o *Moving Window Kriging* que calcula automaticamente um modelo da krigagem para cada setor, como os movimentos de interpolação à krigagem; o *Semivariogram Sensitivity* que analisa a sensibilidade do semivariograma baseado na covariância. Ainda na caixa de ferramentas estatística espacial encontra-se: *Spatial Autocorrelation* que faz medidas de autocorrelação espacial, com base em recursos locais e valores de atributos; e o *Geographically Weighted Regression* que faz regressões

geográficas ponderadas, tais recursos podem ser utilizados como ferramentas para futuros trabalhos.

REFERÊNCIAS

- ALLI, M. M.; NOWATZKI, E. A.; MYERS, D. E. Probabilistic analysis of collapsing soil by indicator kriging. **Mathematical Geology**, New York, v. 22, n. 1, p. 15-38, Jan. 1990.
- ALVES, G. de F. **Estudo da variabilidade espacial da ocorrência do bicho-mineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Menève & Perrottet, 1842) (Lepidoptera: Lyonetiidae) em cultivo de cafeeiro (*Coffea arabica* L.) orgânico em formação, usando geostatística**. 2008. 130 p. Dissertação (Mestrado em Estatística) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2008.
- ARCGIS. **Licence type desktop**. Version 9.3. Washington: ESRI®, 2008. 1 CD-ROM.
- ASSIS, A. L. **Definição da estratégia amostral em plantios de *Eucalyptus* spp pelo uso de geostatística**. 2005. 127 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2005.
- BELTRAME, L. F. S.; TAYLOR, J. C. Causas e efeitos da compactação do solo. **Lavoura Arrozeira**, Porto Alegre, v. 33, p. 59-62, 1980.
- BEUTLER, A. N. et al. Retenção de água em dois tipos de Latossolo sob diferentes usos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 26, n. 3, p. 829-834, 2002.
- BEVEN, K.; GERMANN, P. Macropores and water flow in soils. **Water Resources Research**, Washington, v. 18, n. 5, p. 1311-1325, 1982.
- BIGGAR, J. N.; NIELSEN, D. R. The spatial variability of the leaching characteristics of a field soil. **Water Resources Research**, Washington, v. 14, p. 263-271, 1976.

BOUDOT, J. P. et al. Carbon mineralization in andosols and aluminum-rich highland soils. **Soil Biology and Biochemistry**, Elmsford, v. 18, p. 457-461, 1986.

BOUMA, J. Influence of soil macroporosity on environmental quality. **Advances in Agronomy**, San Diego, v. 46, n. 3, p. 1-37, 1991.

BOURGAULT, G.; MARCOTTE, D. Multivariate variogram and its application to the linear model of coregionalization. **Mathematical Geology**, New York, v. 23, p. 899-928, 1991.

BOURGAULT, G.; MARCOTTE, D.; LEGENDRE, P. The multivariate (co)variogram as a spatial weighting function in classification methods. **Mathematical Geology**, New York, v. 24, n. 7, p. 463-478, 1992.

BRADY, N. C. **Natureza e propriedades dos solos**. 7. ed. Rio de Janeiro: F. Bastos, 1989. 898 p.

BRAZÃO, J. F. M.; ARAUJO, A. P. **Vegetação: as regiões fitoecológicas, sua natureza e seus recursos econômicos: estudo fitogeográfico**. Rio de Janeiro: Ministério das Minas e Energia, 1981. 59 p.

BROOKERS, P. I. **A geostatistical primer**. London: World Scientific, 1991. 95 p.

BRYANT, R. B.; MACEDO, J. Differential chemoreductive dissolution of iron oxides in a Brazilian oxisol. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v. 54, n. 3, p. 819-821, 1990.

BURROUGH, P. A. **Principles of geographical information systems for land resources assessment**. Oxford: Clarendon, 1987. 193 p.

CAMARA, G. et al. **Análise espacial e geoprocessamento**. São José dos Campos, INPE, 2002. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro>>. Acesso em: 20 dez. 2007.

CAMARGO, E. C. G. **Desenvolvimento implementação e teste de procedimentos geoestatísticos (krigagem) no sistema de processamento de informações georeferenciadas**. São José dos Campos: INPE, 1997. 14 p.

CAMBARDELLA, C. A. et al. Field scale variability of soil properties in central Iowa soil. **Soil Science America Journal**, Madison, v. 47, n. 5, p. 1501-1511, 1994.

CARLESSO, R. Absorção de água pelas plantas: água disponível versus extraível e a produtividade das culturas. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 25, n. 1, p. 183-188, jan./fev. 1995.

CARVALHO, J. R. P.; SILVEIRA, P. M.; VIEIRA, S. R. Geoestatística na determinação da variabilidade espacial de características químicas do solo sob diferentes preparos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 37, n. 8, p. 1151-1159, ago. 2002.

CASTRIGNANÒ, A. et al. Study of spatial relationships among some soil phyco-chemical properties of a field in central Italy using multivariate geoestatistics. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, n. 1/2, p. 39-60, 2000.

DAVID, M. **Handbook of applied advanced geostatistical ore sererve estimation**. New York: Elsevier, 1988. 216 p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Manual de métodos de análise de solo**. 2. ed. Rio de Janeiro, 1997. 212 p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Rio de Janeiro, 1999. 412 p.

ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE. **ArcGIS™ geostatistical analyst**: statistical tools for data exploration, modeling, and advanced surface generation. New York, 2001. Disponível em: <<http://www.esri.com/library/whitepapers/pdfs/geostat.pdf>>. Acesso em: 10 mar. 2013.

EPSTEIN, E.; BLOOM, A. **Nutrição mineral de plantas: princípios e perspectivas**. 2. ed. Londrina: Planta, 2006. 403 p.

ES, H. M. V.; CASSEL, D. K.; DANIELS, R. B. Infiltration variability and correlations with surface soil properties for eroded Hapludult. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v. 55, n. 2, p. 486-492, Mar./Apr. 1991.

FACHEL, J. M. G. **Análise fatorial**. 1976. 81 f. Dissertação (Mestrado em Zootecnia) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 1976.

FIETZ, C. R. et al. Efeito da variabilidade do armazenamento de água no solo na qualidade da irrigação por aspersão. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 3, n. 2, p. 150-153, jul. 1999.

FOLLE, D. **Análise e aplicações da geoestatística no contexto geológico-geotécnico urbano**. 2009. 233 p. Tese (Doutorado em Engenharia) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

FONSECA, B. H. F.; RIBEIRO JÚNIOR, P. J. **Modelando saturação por bases e ph do solo: uma aplicação de modelos geoestatísticos multivariados**. Curitiba: UFPR, 2007. 15 p. Disponível em: <<http://www.leg.ufpr.br/lib/exe/fetch.php/pessoais:artigo1.pdf>>. Acesso em: 10 mar. 2013.

GENÚ, A. M. **Geoestatística multivariada**. Piracicaba: ESALQ, 2004. 17 p. Apostila. Disponível em: <<http://www.lce.esalq.usp.br/tadeu/aline.pdf>>. Acesso em: 10 mar. 2013.

GOOVAERTS, P. Geostatistics in soil science: state-of-art and perspectives. **Geoderma**, Amsterdam, v. 89, n. 1/2, p. 1-45, Apr. 1999.

GOTWAY, C. A. et al. Comparison of kriging and inverse-distance methods for mapping soil parameters. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v. 60, n. 4, p. 1237-1247, 1996.

GOULARD, M.; VOLTZ, M. Linear coregionalization model: tools for estimation and choice of cross-variogram matrix. **Mathematical Geology**, New York, v. 24, n. 3, p. 269-286, 1992.

GREENLAND, D. J.; WILD, A.; ADAMS, D. Organic matter dynamics in soils of the tropics-from myth to complex reality. In: LAL, R.; SANCHEZ, P. A. (Ed.). **Myths and science of soils of the tropics**. Madison: SSSA, 1992. p. 17-34.

GREGO, C. R.; COELHO, R. M.; VIEIRA, S. R. Critérios morfológicos e taxonômicos de Latossolo e Nitossolo validados por propriedades físicas mensuráveis analisadas em parte pela geoestatística. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 35, n. 2, p. 337-350, abr. 2011.

GUERIF, J. L'analyse de la porosité: application à l'étude du compactage des sols. In: MONIER, G.; GROSS, M. J. (Ed.). **Soil compaction and regeneration**. Roterdan: CEE, 1987. p. 122-131.

GUERRA, P. A. G. **Geoestatística operacional**. Brasília: MME/DNPM, 1988. 145 p.

GUIMARÃES, E. C. **Geoestatística básica e aplicada**. Uberlândia: UFU, 2004. 77 p. Apostila.

HAMZA, M. A.; ANDERSON, W. K. Soil compaction in cropping systems: a review of the nature, causes and possible solutions. **Soil Tillage Research**, Amsterdam, v. 82, n. 2, p. 121-145, June 2005.

HILLEL, D. **Solo e água: fenômenos e princípios físicos**. Porto Alegre: UFRGS, 1970. 231 p.

HOSSEINI, E.; GALLICHAND, J.; CARON, J. Comparison of several interpolators for smoothing hydraulic conductivity data in south west Iran. **Transaction of the ASAE**, Saint Joseph, v. 36, n. 6, p. 1687-1693, Nov./Dec. 1993.

HUIJBREGTS, C. J. Regionalized variables and quantitative analysis of spatial data. In: DAVIS, J. C.; MCCULLAGH, M. J. (Ed.). **Display and analysis of spatial data**. New York: J. Wiley, 1975. p. 38-53.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, M. **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University, 1989. 600 p.

JOAQUIM JUNIOR, G. O. et al. Padrões de variabilidade espacial para densidade e umidade em um Latossolo Vermelho-Amarelo álico. In: REUNIÃO BRASILEIRA DE MANEJO E CONSERVAÇÃO DO SOLO E DA ÁGUA, 14., 2002, Cuiabá. **Anais...** Cuiabá: UFMT, 2002. 1 CD-ROM.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 3rd ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1992. 642 p.

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. London: Academic, 1978. 600 p.

KIEHL, E. J. **Manual de edafologia**: relações solo-planta. Piracicaba: Agronômica Ceres, 1979. 264 p.

KRIGE, D. G. A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand. **Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society of South Africa**, Johannesburg, v. 52, p. 119-139, 1951.

LAM, N. Spatial interpolation methods. **The American Cartographer**, Washington, v. 10, p. 129-149, 1983.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: UNESP, 1998. 226 p.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: UNESP, 2002. 242 p.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: UNESP, 2003. 242 p.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística espacial de dados geológicos multivariados**. Rio Claro: UNESP, 2006. 158 p. (Texto Didático, 15). Disponível em: <<http://www.rc.unesp.br/igce/aplicada/textodi.html>>. Acesso em: 20 jun. 2013.

LIBARDI, P. L. **Dinâmica da água no solo**. 2. ed. Piracicaba: ESALQ, 2000. 509 p.

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.

MATÉRN, B. **Spatial variation**. Berlin: Spinger Verlag, 1986. 365 p.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**, Lancaster, v. 58, p. 1246-1266, 1963.

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

MELO FILHO, H. F. R.; ARAÚJO FILHO, J. O. Descrição de perfil: 1984. In: REUNIÃO TÉCNICA SOBRE SOLOS COESOS DOS TABULEIROS COSTEIROS, 1., 1996, Cruz das Almas. **Anais...** Cruz das Almas: SBS, 1996. p. 7-10.

MELO FILHO, J. D.; SOUZA, A. L. V.; SOUZA, L. D. S. Determinação do índice de qualidade subsuperficial em um Latossolo Amarelo Coeso dos Tabuleiros Costeiros, sob floresta natural. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 31, n. 6, p. 1599-1608, nov./dez. 2007.

MERCANTE, E. et al. Variabilidade espacial e temporal da resistência mecânica do solo à penetração em áreas com e sem manejo químico localizado. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 27, n. 6, p. 1149-1159, nov./dez. 2003.

MESQUITA, M. G. B. F.; MORAES, S. O. A dependência entre a condutividade hidráulica saturada e atributos físicos do solo. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 34, n. 3, p. 963-969, maio/jun. 2004.

MYERS, D. E. Interpolation and estimation with spatially located data. **Intelligent Laboratory Systems**, New York, v. 11, n. 3, p. 209-228, Oct. 1991.

NIELSEN, D. R.; TOLLOTTSON, P. M.; VIEIRA, S. R. Analysing field-measured soil-water properties. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 6, p. 93-109, 1983.

OLIVEIRA, L. B. de. Determinação da macro e microporosidade pela mesa de tensão em amostras de solo com estrutura indeformada. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Rio de Janeiro, v. 3, p. 197-200, jan./fev. 1968.

OLIVEIRA, M. C. N. **Métodos de estimação de parâmetros em modelos geoestatísticos com diferentes estruturas de covariâncias**: uma aplicação ao teor de cálcio no solo. 2003. 153 p. Tese (Doutorado em Agronomia) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, 2003.

OLIVER, M. A.; WEBSTER, R. Kriging: a method of interpolation for geographical information systems. **International Journal of Geographical Information Systems**, London, v. 4, n. 3, p. 313-332, 1990.

ORTIZ, J. O. et al. **Avaliação do procedimento geoestatístico de cokrigagem para determinação da distribuição espacial de propriedades de solos**. São José dos Campos: INPE, 2004. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/yolanda/2004/07.08.08.38>>. Acesso em: 27 jun. 2013.

PANOSSO, A. R. **Variabilidade espacial da emissão de co₂, temperatura e umidade em latossolo sob cultivo de cana-de-açúcar em sistemas de colheita manual com queima e mecanizada**. 2006. 53 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 2006.

PREVEDELLO, C. L. **Física do solo**. Curitiba: [s.n.], 1996. 446 p.

RAIJ, B. V.; QUAGGIO, J. A. **Métodos de análise de solo para fins de fertilidade**. Campinas: Instituto Agrônômico, 1983. 31 p. (Boletim Técnico, 81).

RASPA, G. et al. Multivariate geostatistics for soil classification. In: SOARES, A. (Ed.). **Geostatistics Tróia'92**. Dordrecht: Kluwer Academic, 1992. v. 2, p. 793-804. (Quantitative Geology and Geostatistics, 5).

RAWLS, W. J. T.; GISH, T. J.; BRAKENSIEK, D. L. Estimating soil water retention from soil physical properties and characteristics. **Advances in Soil Sciences**, New York, v. 16, p. 213-234, 1991.

REBOITA, M. S.; PINTO, S. S.; KRUSCHE, N. Variação climatológica não-sazonal através da análise de componentes principais. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 12., 2002, Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu: SBM, 2002. 1 CD-ROM.

REICHARDT, K. **A água em sistemas agrícolas**. São Paulo: Manole, 1990. 188 p.

REICHARDT, K. et al. Condutividade hidráulica saturada de um perfil de Terra Roxa estruturada (Alfisol). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 2, p. 21-24, 1978.

RIBEIRO, L. P. **Os Latossolos amarelos do Recôncavo Baiano: gênese, evolução e degradação**. Salvador: Seplantec-CADCT, 1998. 99 p.

RITCHIE, J. T. Soil water availability. **Plant and Soil**, Dordrecht, v. 58, p. 327-338, 1981.

RITCHIE, J. T.; BURNETT, E.; HENDERSON, R. C. Dryland evaporative flux in a subhumid climate: III., soil water influence. **Agronomy Journal**, Madison, v. 64, p. 168-173, 1972.

ROSENTHAL, W. D. et al. Water deficits effects on transpiration and leaf growth. **Agronomy Journal**, Madison, v. 79, p. 1019-1026, 1987.

SANTANA, R. A. **Avaliação de técnicas geoestatísticas no inventário de povoamentos de *Tectona grandis* L.f.** 2011. 42 p. Dissertação (Mestrado em Biometria) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2011.

SECCO, D. et al. Atributos físicos e produtividade de culturas em um Latossolo Vermelho argiloso sob diferentes sistemas de manejo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 29, n. 3, p. 407-414, 2005.

SILVA, C. A. et al. **Saturação de alumínio em diferentes regiões do cafeeiro na cafeicultura tecnificada do cerrado.** São José dos Campos: UNIVAP, 2004. Disponível em:
<http://www.inicepg.univap.br/cd/INIC_2004/trabalhos/inic/pdf/IC5-26.pdf>. Acesso em: 10 mar. 2013.

SILVA, E. A. A. da. **Aplicação de métodos geoestatísticos multivariados em problemas de mapeamento de variáveis do sistema Solo-planta.** 2008. 155 p. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2008.

SILVA, G. C. da. **Aplicação da geoestatística usando a predição espacial de monóxido de carbono pelo tráfego veicular urbano.** 2006. 157 p. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2006.

SOUSA, D. M. G. et al. Avaliação de métodos para determinar as necessidades de calcário em solos de Cerrados de Goiás e do Distrito Federal. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v. 4, n. 2, p. 144-148, 1980.

SOUSA, J. R.; QUEIROZ, J. E.; GHEYI, H. R. Variabilidade espacial de características físico-hídricas e de água disponível em um solo aluvial no semi-árido paraibano. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 3, n. 2, p. 140-144, 1999.

SOUZA, F. S. de. **Uso de métodos geoestatísticos no auxílio à modelagem geológica**. 2007. 157 f. Dissertação (Mestrado em Geociências) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2007.

SOUZA, L. S. **Variabilidade espacial do solo em sistemas de manejo**. 1992. 162 p. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1992.

SOUZA, M. Z. et al. Variabilidade espacial de atributos físicos em um Latossolo Vermelho distrófico sob semeadura direta em Selvíria, MS. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 25, n. 3, p. 699-707, jul./set. 2001.

SOUZA, Z. M. et al. Otimização amostral de atributos de Latossolos considerando aspectos solo-relevo. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 36, n. 3, p. 829-836, maio/jun. 2006.

THOMASSON, A. J. Towards an objective classification of soil structure. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 29, p. 38-46, 1978.

TISDALL, J. M.; OADES, J. M. Organic matter and water-stable aggregates in soils. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 33, p. 141-163, 1982.

TORMENA, C. A.; ROLOFF, G.; SÁ, J. C. Propriedades físicas do solo sob plantio direto influenciadas por calagem, preparo inicial e tráfego. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 22, n. 2, p. 301-309, abr./jun. 1998.

UZUMAKI, E. T. **Geoestatística multivariada**: estudo de métodos de predição. 1994. 104 f. Dissertação (Mestrado em Estatística) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1994.

VAUCLIN, M. et al. The use of cokriging with limited field observation. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v. 47, n. 2, p. 175-184, 1983.

VENDRUSCULO, L. G. **Desenvolvimento de um sistema computacional para análise geoestatística**. 2001. 87 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade de Estadual de Campinas, Campinas, 2001.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ, V. H.; SCHAEFER, C. E. (Ed.). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa, MG: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. p. 1-54.

VIEIRA, S. R. Uso da geoestatística em estudos de variabilidade espacial. In: INSTITUTO AGRONÔMICO. **Curso de atualização em conservação do solo**. Campinas, 1995. p. 61.

VIEIRA, S. R. Variabilidade espacial de argila, silte e atributos químicos em uma parcela experimental de um Latossolo Roxo de Campinas, SP. **Bragantia**, Campinas, v. 56, p. 181-190, 1997.

VIEIRA, S. R. et al. **Caracterização da variabilidade espacial de propriedades físicas**. Campinas: IAC, 1992. 51 p. (Documentos IAC, 29).

VIEIRA, S. R. et al. Handbook for geostatistical analysis of variability in soil and climate data. In: ALVAREZ, V. H. et al. (Ed.). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa, MG: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2002. v. 2, p. 1-45.

WACKERNAGEL, H. **Multivariate geostatistics: an introduction with applications**. Berlin: Springer-Verlag, 1995. 256 p.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for environmental scientists**. Chichester: J. Wiley, 2001. 271 p.

WILLIAMS, J. R.; PREBBLE, E.; WILLIAMS, W. T. The influence of texture, structure and clay mineralogy on the soil moisture characteristic. **Australian Journal Soil Research**, Melbourne, v. 21, n. 1, p. 15-31, 1983.

YOST, R. S.; UEHARA, G.; FOX, R. L. Geostatistical analysis of soil chemical properties of large land areas: II., kriging. **Mathematical Geology**, New York, v. 46, p. 1033-1037, 1982.

ZIMBACK, C. R. L. **Geoestatística**. Botucatu: UNESP, 2003. 25 p.