

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CAMPUS DE BOTUCATU

**VARIABILIDADE ESPACIAL DE ATRIBUTOS QUÍMICOS DO SOLO
EM ARAGUARI-MG**

RODRIGO LILLA MANZIONE

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Agronômicas da UNESP - Câmpus de Botucatu, para obtenção do título de Mestre em Agronomia - Área de Concentração em Energia na Agricultura.

BOTUCATU-SP
Agosto - 2002

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CAMPUS DE BOTUCATU

**VARIABILIDADE ESPACIAL DE ATRIBUTOS QUÍMICOS DO SOLO
EM ARAGUARI-MG**

RODRIGO LILLA MANZIONE

Orientadora: Célia Regina Lopes Zimback

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Agronômicas da UNESP - Câmpus de Botucatu, para obtenção do título de Mestre em Agronomia - Área de Concentração em Energia na Agricultura.

BOTUCATU-SP
Agosto – 2002

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA SEÇÃO TÉCNICA DE AQUISIÇÃO E
TRATAMENTO DA INFORMAÇÃO
SERVIÇO TÉCNICO DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO - FCA
UNESP - LAGEADO - BOTUCATU (SP)

Manziona, Rodrigo Lilla, 1977-
M296v Variabilidade espacial de atributos químicos do solo
em Araguari-MG / Rodrigo Lilla Manziona. -- Botucatu,
[s.n.], 2002
ix, 141 f. : il. color., gráfs., mapas, tabs.

Dissertação (mestrado) -- Universidade Estadual Pau-
lista, Faculdade de Ciências Agrônômicas
Orientador: Célia Regina Lopes Zimback
Inclui bibliografia

1. Geoestatística 2. Agricultura de precisão 3.
Agricultura - Mapas 4. Solos - Fertilidade 5. Levanta-
mentos do solo I. Zimback, Célia Regina Lopes II.
Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho"
(Campus de Botucatu). Faculdade de Ciências Agrônômicas

OFEREÇO

A Deus, que me abençoou com a vida e iluminou-me na trilha do conhecimento.

DEDICO

Aos meus avós Laura e Romeu, e aos meus pais Sylvia e Ricardo que além de proporcionarem a oportunidade de estudar incentivaram-me na busca do saber e do crescimento intelectual.

AGRADECIMENTOS

À Faculdade de Ciências Agronômicas da UNESP – Botucatu pela oportunidade de realizar o curso de Pós Graduação.

À Professora Célia Regina Lopes Zimback pela orientação, paciência, incentivo nas horas difíceis e pela convivência saudável.

À Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado de São Paulo – FAPESP pelo apoio financeiro para realização do projeto.

Ao Professor Kleber Pereira Lanças, coordenador do curso de Pós Graduação em Energia na Agricultura.

Ao Professor Jorge Kazuo Yamamoto e ao Professor assistente Marcelo Monteiro da Rocha, do Instituto de Geociências / USP - São Paulo pela receptividade e pela atenção dispensada.

Aos professores Angelo Cataneo, Dirceu Maximino Fernandes, Roberto Lyra Villas Bôas e Ulisses Rocha Antuniassi pelos ensinamentos e contribuições nesse trabalho.

Ao amigo e parceiro de trabalho João Batista Tolentino Rodrigues pelo compartilhamento de seus conhecimentos e auxílio incondicional.

Aos colegas Alberto, André Orsi, André Salvador, Caetano, Débora, Edson, Ivana, João Lopes, Juliana, Luciana, Mauricio e Robson pelo companheirismo.

Ao meu irmão Guilherme, Adriano, Juliana, Paola, Paulo e Renata, pessoas que fizeram parte do convívio diário nessa empreitada, e de quem tive apoio e suporte incondicional em todos os momentos.

Aos funcionários do Departamento de Recursos Naturais – Ciência do Solo.

Ao Engº Agrº Antonio Carlos Menezes de Mendonça por permitir os estudos em sua propriedade e a seus funcionários João Vieira de Andrade e Fábio Vieira de Andrade pelo auxílio nas atividades de campo.

Ao Engº Agrº Rogério Oliveira de Castro por compartilhar os dados da área anteriormente estudada por ele.

SUMÁRIO

Página

LISTA DE FIGURAS	V
LISTA DE QUADROS	VII
1. RESUMO	1
2. SUMMARY	3
3. INTRODUÇÃO	5
4. REVISÃO DE LITERATURA.....	9
4. 1. Geoestatística	9
4. 1. 1. Histórico.....	9
4. 1. 2. Aplicações.....	11
4. 1. 3. Conceitos e hipóteses	12
4. 1. 4. Semivariograma	18
4. 1. 4. 1. Características	18
4. 1. 4. 2. Direções e Relações de Isotropia / Anisotropia	20
4. 1. 4. 3. Ajuste dos Modelos	21
4. 1. 5. Semivariograma cruzado.....	25
4. 1. 5. 1. Características	28
4. 1. 6. Geoestatística multivariada.....	29
4. 1. 6. 1. Análise de Corregionalização.....	31
4. 1. 6. 2. Modelo linear de corregionalização.....	32

4. 1. 7. Interpolação de dados.....	33
4. 1. 7. 1. Krigagem.....	34
4. 1. 7. 2. Cokrigagem.....	36
4. 1. 7. 3. Validação Cruzada.....	39
4. 2. Amostragem de solo	40
4. 3. Sistemas de Informações Geográficas (SIG).....	43
4. 4. Mapas de fertilidade.....	44
4. 5. Mapas de recomendação e aplicação de fertilizantes.....	45
4. 6. Sistema de posicionamento global (GPS)	46
4. 7. Agricultura de precisão	48
5. MATERIAIS E MÉTODOS.....	51
5. 1. Materiais	51
5. 1. 1. Área de estudo	51
5. 1. 2. Equipamentos e programas.....	52
5. 2. Métodos.....	53
5. 2. 1. Amostragem de solo.....	53
5. 2. 2. Manipulação dos dados georreferenciados	55
5. 2. 3. Análise exploratória.....	55
5. 2. 4. Análise espacial.....	56
5. 2. 4. 1. Geoestatística univariada.....	57
5. 2. 4. 1. 1. Validação cruzada	58
5. 2. 4. 2. Geoestatística multivariada.....	59
5. 2. 5. Elaboração de mapas de fertilidade	60

5. 2. 6. Mapa de recomendação de adubação.....	60
6. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	63
6. 1. Análise exploratória dos dados.....	63
6. 1. 1. Estatística descritiva.....	63
6. 1. 2. Verificação de “outliers”	65
6. 1. 3. Distribuição de frequências.....	66
6. 1. 4. Coeficientes de correlação.....	68
6. 2. Análise espacial.....	70
6. 2. 1. Geoestatística univariada.	70
6. 2. 1. 1. Validação cruzada.....	80
6. 2. 2. Geoestatística multivariada.....	83
6. 2. 2. 1. Concentração de cátions.....	83
6. 2. 2. 2. Acidez.....	90
6. 2. 2. 3. Correção da acidez.....	97
6. 2. 2. 4. Aplicação de fertilizantes	103
6. 3. Interpolação de dados	108
6. 3. 1. Mapas de fertilidade.....	108
6. 3. 2. Mapas de recomendação de adubação	119
6. 3. 2. 1. Mapa de necessidade de calcário	119
6. 3. 2. 2. Mapa de necessidade de Fósforo.....	122
6. 3. 2. 3. Mapa de necessidade de Potássio.....	124
6. 3. 2. 4. Mapa de aplicação de fertilizantes	126
6. 4. Considerações finais	127

7. CONCLUSÕES.....	129
8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	130

LISTA DE FIGURAS

Página

FIGURA 1: Semivariograma esquemático.....	20
FIGURA 2: Campo experimental em Araguari – MG	53
FIGURA 3: Esquema de amostragem realizado em Araguari-MG.	54
FIGURA 4: Histogramas das distribuições de frequência para Al, H+Al, pH, CTC, SB, V%, Ca, Mg, MO, P e K.....	67
FIGURA 5: Variograma experimental e teórico do Al no solo.....	72
FIGURA 6: Variograma experimental e teórico do H+Al no solo.....	73
FIGURA 7: Variograma experimental e teórico do pH no solo	73
FIGURA 8: Variograma experimental e teórico do CTC no solo.....	74
FIGURA 9: Variograma experimental e teórico do SB no solo.....	75
FIGURA 10: Variograma experimental e teórico do V% no solo.	75
FIGURA 11: Variograma experimental e teórico do Ca no solo.	76
FIGURA 12: Variograma experimental e teórico do Mg no solo.	77
FIGURA 13: Variograma experimental e teórico do MO no solo.	77
FIGURA 14: Variograma experimental e teórico do P no solo.	78
FIGURA 15: Variograma experimental e teórico do K no solo.....	78
FIGURA 16: Validação cruzada para os modelos ajustados aos variogramas experimentais para Al, H+Al, pH, CTC, SB, V%, Ca, Mg, MO, P e K.....	82

FIGURA 17: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores originais das variáveis K, Ca, Mg, SB e CTC	84
FIGURA 18: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis pH, SB, V%, H+Al e Al	91
FIGURA 19: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores originais das variáveis Ca, Mg, V% e CTC	98
FIGURA 20: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis P, MO e K.....	104
FIGURA 21: Interpolação por krigagem do Al no solo (mmolc/dm^3)	109
FIGURA 22: Interpolação por krigagem do H+Al no solo (mmolc/dm^3)	110
FIGURA 23: Interpolação por krigagem do pH no solo (CaCl^2).....	111
FIGURA 24: Interpolação por krigagem do CTC no solo (mmolc/dm^3)	111
FIGURA 25: Interpolação por krigagem do SB no solo (mmolc/dm^3)	112
FIGURA 26: Interpolação por krigagem do V% no solo (%)	113
FIGURA 27: Interpolação por krigagem do Ca no solo (mmolc/dm^3)	113
FIGURA 28: Interpolação por krigagem do Mg no solo (mmolc/dm^3).....	114
FIGURA 29: Interpolação por krigagem do MO no solo (g/dm^3).....	115
FIGURA 30: Interpolação pelo IDW dos teores de P no solo (mg/dm^3)	116
FIGURA 31: Interpolação pelo IDW dos teores de K no solo (mmolc/dm^3).....	117
FIGURA 32: Mapa de recomendação de aplicação de calcário (t/ha)	120
FIGURA 33: Mapa de recomendação de aplicação P em doses de P_2O_5 (kg/ha).....	122
FIGURA 34: Mapa de recomendação de aplicação K em doses de K_2O (kg/ha).....	124

LISTA DE QUADROS

Página

QUADRO 1: Análise estatística exploratória para as variáveis químicas dos solos em Araguari-MG.....	64
QUADRO 2: Análise da dispersão dos dados para as variáveis químicas dos solos em Araguari-MG.....	66
QUADRO 3: Coeficientes de correlação para concentração de cátions no solo em Araguari- MG.....	69
QUADRO 4: Coeficientes de correlação para acidez do solo em Araguari-MG.....	69
QUADRO 5: Coeficientes de correlação para correção da acidez do solo em Araguari-MG.....	69
QUADRO 6: Coeficientes de correlação para aplicação de fertilizantes no solo em Araguari-MG.....	70
QUADRO 7: Parâmetros variográficos dos atributos químicos do solo em Araguari-MG.	71
QUADRO 8: Validação cruzada para os modelos teóricos ajustados	81
QUADRO 9: Matriz de correionalização (coeficientes de covariância) para cada escala espacial do conjunto de variáveis CTC, SB, Ca, Mg e K	87
QUADRO 10: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais para cada escala espacial do conjunto de variáveis Ca, Mg, CTC, K e SB	88
QUADRO 11: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais (Autovalores e Autovetores) para cada escala espacial do conjunto de variáveis Ca, Mg, CTC, K e SB.....	89
QUADRO 12: Matriz de correionalização (coeficientes de covariância) para cada escala	

espaial do conjunto de variáveis pH, SB, V%, H+Al e Al.....	94
QUADRO 13: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais para cada	
escala espaciaal do conjunto de variáveis pH, SB, V%, H+Al e Al.....	95
QUADRO 14: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais	
(Autovalores e Autovetores) para cada escala espaciaal do conjunto de	
variáveis pH, SB, V%, H+Al e Al	96
QUADRO 15: Matriz de correionalização (coeficientes de covariância) para cada escala	
espaial do conjunto de variáveis CTC, Ca, Mg e V%.	100
QUADRO 16: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais para cada	
escala espaciaal do conjunto de variáveis CTC, Ca, Mg e V%	101
QUADRO 17: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais	
(Autovalores e Autovetores) para cada escala espaciaal do conjunto de	
variáveis CTC, Ca, Mg e V%.	102
QUADRO 18: Matriz de correionalização (coeficientes de covariância) para cada escala	
espaial do conjunto de variáveis K, MO e P.....	105
QUADRO 19: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais para cada	
escala espaciaal do conjunto de variáveis K, MO e P	106
QUADRO 20: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais	
(Autovalores e Autovetores) para cada escala espaciaal do conjunto de	
variáveis K, MO e P.....	107
QUADRO 21: Áreas de aplicação de calcário	120
QUADRO 22: Áreas de aplicação de Fósforo.....	123
QUADRO 23: Áreas de aplicação de Potássio.....	125

1. RESUMO

Com o crescente interesse de produtores rurais e grandes empresas no ramo da agricultura de precisão, muito tem sido feito e desenvolvido para adequar essa tecnologia, na sua maioria estrangeira, para as condições tropicais. Aplicadores de insumos à taxa variável são cada vez mais comuns, otimizando as operações e reduzindo seu impacto ambiental. Mas para que isso funcione de maneira dinâmica como ocorre no solo, é necessário conhecer a dependência espacial entre os parâmetros analisados, aplicando a geoestatística uni e multivariada no lugar da estatística tradicional. Assim, mapas mais condizentes com a realidade podem ser elaborados por krigagem, com auxílio de um Sistema de Informações Geográficas (SIG). O objetivo desse trabalho foi investigar o comportamento de variáveis ligadas à química do solo por meio de técnicas geoestatísticas, a fim de entendê-lo e obter mapas de fertilidade da área, auxiliando na elaboração de um mapa final de aplicação de fertilizantes em formato digital.

A área estudada foi de 71,79 ha em uma propriedade rural localizada em Araguari-MG, utilizando-se como metodologia amostragens com grade conhecida e amostras georreferenciadas. Pôde-se concluir que a amostragem em malha (grid) regular de 60 m possibilitou a caracterização geoestatísticas das variáveis estudadas da fertilidade do solo, exceto para P e K; a análise de correlogram foi uma ferramenta eficaz no estudo do comportamento das variáveis envolvidas em diferentes processos no solo; a krigagem mostrou-se um interpolador eficaz na confecção de mapas de fertilidade quando detectada a dependência espacial entre as amostras; quando não detectada a dependência espacial, o Inverso do Quadrado da Distância foi uma boa alternativa de interpolação para a construção de mapas de fertilidade; a utilização de um Sistema de Informação Geográfica (SIG) otimizou o processo de gerenciamento dos dados, auxiliando a confecção de mapas de recomendação de fertilizantes e corretivos.

Palavras-chave: Geoestatística, agricultura de precisão, mapas de fertilidade.

SPATIAL VARIABILITY OF SOIL CHEMICAL ATTRIBUTES AT ARAGUARI –

MG. Botucatu, 2002. 141p. Dissertação (Mestrado em Agronomia / Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista.

Author: Rodrigo Lilla Manzione

Adviser: Célia Regina Lopes Zimback

2. SUMMARY

Following the great interest of farmers and big companies in precision farming, lot of things have been done to adapt this technology, in majority foreigner, for tropical conditions. Agrottoxics variable rate applicators are each time more commons, optimizing operations and reducing environmental impact. But to make that work dynamically as the soil as, is necessary to know spatial dependence among analyed parameters, using univariate and multivariate geostatistics instead of traditional statistics. In this way, maps can be elaborate with Geografical Informations Systems (GIS).

The area studied covers 71,79 ha of a rural property at Araguari-MG, in which georeferenced samples were taken allow a known grid. It could be concluded that 60m grid soil sampling allowed geostatistic characterization of the studied soil fertility variables, excepted P and K; correogionalization analysis was a efficient tool on studied variables behavior involved in different soil process; kriging has proved to be a efficient interpolator for fertility maps when there was spatial correlation; otherwise inverse distance weight was used as an good alternative for fertility maps; finally Geographic Information

System (GIS) optimize data management process, helping maps preparation for the prescription of fertilizers and liming.

Keywords: Geostatistics, precision farming, fertility maps.

3. INTRODUÇÃO

Agricultura de precisão não é um termo recente. O conceito de se tratar pequenas áreas de maneira diferenciada vem sendo aplicado desde quando a agricultura era feita pelos primeiros produtores, quando adubavam e enterravam sementes com as próprias mãos, utilizando-se da sabedoria empírica que a natureza lhes mostrava, para através de observações elegerem as melhores terras para fazê-lo; seja pelas produções, incidência solar, ocorrência de pragas e doenças ou até mesmo pelo crescimento de determinadas espécies na área.

Com a atual agricultura de larga escala, muito tem-se falado na agricultura de precisão, uma das áreas de mais alta sofisticação em matéria de prestação de serviço ao produtor rural. Trata-se de uma novidade até mesmo nos Estados Unidos, e sua implantação vem ocorrendo no Brasil nos últimos anos. Ao utilizar-se de satélites, sensores remotos e mapas, pretende-se atingir o mais alto grau de eficácia no planejamento do plantio através da informatização das operações agrícolas e criação de um banco de dados das áreas cultivadas através dos anos. O que viabiliza essa nova tecnologia é o uso intensivo da

informática aliado a técnicas de posicionamento global (GPS), muito desenvolvidas nos últimos anos e cada vez mais disponíveis.

A partir de detalhadas amostragens seguidas de análises de solo, tem-se fertilizantes praticamente sob medida, metro a metro, permitindo o manejo específico de cada parâmetro. Aplicação à dose variável (VRT), por processo automatizado usando avançadas tecnologias para o manejo da fertilidade do solo, é o passo seguinte. Essa tecnologia estende-se também ao manejo de plantas daninhas e aplicação de defensivos, completando-se com amostras da produção de cada área da lavoura retiradas na colheita. Essas informações alimentam softwares usados para monitorar as áreas, que servirão para o planejamento do plantio seguinte. Com isso, as correlações entre os fatores que afetam a produção de uma área e sua produtividade podem ser interpretadas com o auxílio desses softwares ou sistemas de informações geográficas (SIG).

Podem também estar envolvidas na agricultura de precisão, decisões sobre o preparo do solo, manejo de resíduos das culturas, seleção de melhor cultivar, aplicação de água na irrigação, drenagem, etc. Dessa maneira, pressupõe-se um aumento na produtividade das culturas, otimização do uso dos insumos agrícolas e minimização dos efeitos indesejáveis da agricultura ao meio ambiente. Por outro lado, o manejo convencional assume que os solos de uma determinada área são homogêneos e somente uma única prática de manejo seria usada em toda a área. Se as áreas de produção agrícola fossem homogêneas, não haveria necessidade da agricultura de precisão para o manejo específico. Mas porque essas áreas, via de regra, contêm um complexo arranjo de solos e paisagens, a variabilidade espacial nas propriedades do solo e na produtividade das culturas existe e não deve ser deixada de lado. Com isso, pode-se entender os fatores limitantes da produção, que nem sempre são

tão evidentes como no caso da fertilidade, casos de disponibilidade de água, aeração do solo ou competição por plantas daninhas.

Assim, um bem sucedido sistema de agricultura de precisão deve ser capaz de identificar cada um dos processos potencialmente limitantes e caracterizá-los, no sentido de conhecer suas causas e a variabilidade espacial dos fatores que controlam o sistema solo-planta-atmosfera.

Algumas técnicas podem ser empregadas para caracterizar a variabilidade das propriedades dos solos, como levantamento de solos, amostragem, utilização de sensores eletrônicos, ou mesmo métodos indiretos como o sensoriamento remoto e modelos de simulação. Uma forma de coletar amostras ou fazer medidas no campo é de acordo com um plano espacial, sendo regionalizada segundo transecções em dada direção ou segundo uma malha (grid) em duas direções. Assim, ao contrário de amostras casualizadas, tem-se uma constância amostral na área, percorrendo todo espaço possibilitando a caracterização da sua distribuição. Esse tipo de amostragem pode ser feito a partir de diversos tamanhos e formas de grid, dependendo do tipo de trabalho e nível de detalhamento que se deseja obter, além da tecnologia disponível e do tamanho da área.

Ao estudar a fertilidade de um solo, há necessidade de fazer-se um levantamento completo da mesma e caracterizar sua variabilidade espacial através de autocorrelogramas, variogramas, e métodos de interpolação, como a krigagem, que definem o grau de dependência no espaço da grandeza medida e o alcance ou domínio de cada amostragem. Análises estatísticas clássicas que consideram a independência entre as amostras, baseadas na média, vem sendo substituídas por análises geoestatísticas fundamentadas na teoria das variáveis regionalizadas, através do variograma e da dependência espacial.

Para que sejam feitos avanços na área de agricultura de precisão é necessário, então, que se estude não só os fatores que afetam a produção mas também a relação de dependência existente entre eles para uma melhor caracterização do solo. Isso é de fundamental importância na aplicação de fertilizantes à taxa variável a fim de torná-la mais eficiente.

Os objetivos do presente estudo foram: caracterizar a área de estudo quanto a fertilidade através de malha (grid) regular de amostragem; estudar a variabilidade espacial e o comportamento das variáveis químicas no solo por meio de técnicas geoestatísticas; elaborar os mapas de fertilidade através da krigagem, utilizando os parâmetros de dependência espacial obtidos nos variogramas; e elaborar mapas de recomendação de corretivos e fertilizantes em sistema digital, através de um Sistema de Informação Geográfica (SIG).

4. REVISÃO DE LITERATURA

4. 1. Geoestatística

4. 1. 1. Histórico

Por muitos anos presumiu-se que, para um determinado tipo de solo, as propriedades físicas e químicas relacionadas a determinada profundidade poderiam ser expressas através da média e da variância, a partir de um número suficientemente grande de amostras (Couto & Klamt, 1999). Esse tipo de enfoque, baseado na estatística clássica, supõe que a variabilidade de determinada propriedade não contém referência à distribuição espacial das diferenças, dentro de uma mesma mancha de solo (Trangmar et al., 1985). Porém, a variabilidade espacial é uma preocupação antiga. Vieira (2000a) citou trabalhos de pesquisadores datados do início do século passado, como Smith em 1910, que estudou a disposição de parcelas no campo em experimentos de variedades de milho, numa tentativa de eliminar o efeito de variações no solo. Montgomery em 1913, preocupado, com o efeito do

nitrogênio no rendimento de trigo, elaborou um experimento com 224 parcelas nas quais mediu o rendimento de grãos. E assim, vários outros, como Robinson e Lloyd, em 1915 e Pendleton, em 1919, estudaram erros em amostragens e diferenças em solos de mesmo grupo. Waynick, em 1918, estudou a variabilidade espacial de nitrificação no solo. Waynick e Sharp, em 1919, estudaram o nitrogênio total e carbono no solo, todos com grande intensidade de amostras, nos mais variados esquemas de amostragem, mas sempre com a preocupação de caracterizar ou conhecer a variabilidade. Numa tentativa de encontrar uma maneira única de analisar uma vasta coleção de dados, Harris utilizou uma equação muito semelhante à que hoje conhecemos como variância de blocos, em 1920. Esses experimentos, entretanto, não tiveram continuidade no tempo, principalmente pela adoção da amostragem casualizada, que despreza coordenada geográfica, junto com a distribuição normal de frequências, assumindo a independência entre as amostras e assumindo o uso da média e do desvio padrão para representação do fenômeno. Estes conceitos da estatística clássica podem ser encontrados nos trabalhos de Fisher (1956) ou Snedecor & Cochran (1967).

Segundo Takeda (2000), quando D. G. Krige em 1951 estudou, na África do Sul, dados de concentração de ouro concluiu que não observando as distâncias entre as amostras, não haveria explicação para as variâncias. Nessas minas de ouro, a variância dos teores aumentou continuamente com o aumento da dispersão no campo. A teoria desenvolvida partir das observações de Krige, pelo matemático francês G. Matheron, de 1963 a 1971, foi chamada de Teoria das Variáveis Regionalizadas, sendo a base da geoestatística (Isaaks & Srivastawa, 1989). Matheron definiu variável regionalizada como uma função espacial numérica, que varia de um local para outro, com uma continuidade aparente e cuja variação não pode ser

representada por uma função matemática simples. Essa continuidade ou dependência espacial pode ser estimada através do variograma.

4. 1. 2. Aplicações

A aplicação da Geoestatística em casos onde os dados são distribuídos espacialmente estendeu-se a diversos campos da ciência. Journel & Huijbregts (1978) citam a definição apresentada por Matheron em 1962, “*Geoestatística é a aplicação do formalismo de funções aleatórias ao reconhecimento e predição de fenômenos naturais*”.

Primeiramente essa técnica foi aplicada em estudos de mineração (Blais e Carlier em 1968; David em 1970; Ugarte em 1972; Journel em 1974; e Olea em 1975 e 1977), depois em hidrologia, (Delhomme em 1976), citados por Vieira (2000 a). Nos últimos 15 a 20 anos têm sido aplicada em muitos trabalhos que avaliaram a variabilidade, dependência, continuidade e representação espacial das propriedades químicas e físicas dos solos (Burgess & Webster, 1980; Kirda et al., 1988; Vieira et al., 1992; Van Es & Van Es, 1993; e Shouse et al., 1995). Porém, poucas têm sido as aplicações da geoestatística na área de química do solo (Davis et al., 1995), e mais restrita ainda é a sua aplicação na variabilidade espacial de microelementos (Zhang et al., 1995). Seu uso estende-se ainda a estudos de sensoriamento remoto (Rossi et al., 1994) e mapeamento de solos (Kravchenko & Bullock, 1999).

Em busca do equilíbrio entre insumos aplicados e práticas agrícolas com atributos do solo e necessidades das plantas, deve-se considerar que esses atributos variam no espaço em diferentes escalas. Na natureza, todas as variáveis são contínuas em alguma escala. Quando se efetua uma amostragem no campo, espera-se que, de alguma maneira, as medições

tomadas representem aquela variável no domínio amostrado. Por isso ferramentas adequadas de análise e representação de dados espaciais devem ser utilizadas para se certificar quão bem as amostragens representam a variável amostrada. Essa ferramenta é o variograma (Vieira et. al., 1983).

4. 1. 3. Conceitos e Hipóteses

Hipóteses de independência estatística ou distribuição espacial aleatória permite o uso de métodos estatísticos como análise de variância e parâmetros como o coeficiente de variação. Entretanto, este tipo de hipótese não pode simplesmente ser feita antes que se prove a não existência de correlação de amostras com a distância. Se provada a correlação espacial, a hipótese de independência fracassa.

Todos os conceitos teóricos de geoestatística têm suas bases em funções e variáveis aleatórias, entendendo que uma realização em particular de uma função é um valor numérico assumido por esta função dentro de uma dada condição fixa. Em um campo de área S , para o qual se tem um conjunto de valores medidos $\{z(x_i), i=1, n\}$, onde x_i , identifica uma posição no espaço ou no tempo, e representa pares de coordenadas (x_i, y_i) , para uma dada posição fixa x_k , cada valor medido da variável em estudo, $z(x_k)$, pode ser considerado como uma realização de uma certa variável aleatória, $Z(x_k)$. A variável regionalizada $Z(x_k)$, para qualquer x_i dentro da área S , por sua vez, pode ser considerada uma realização do conjunto de variáveis aleatórias $\{Z(x_i), \text{para qualquer } x_i \text{ dentro de } S\}$. Esse conjunto de variáveis aleatórias é chamado uma função aleatória e é simbolizado por $Z(x_i)$ (Journel e Huijbregts, 1978).

Com uma única amostragem, tudo o que se sabe de uma função aleatória $Z(\mathbf{x}_i)$ é uma única realização. Então, se quiser estimar valores para os locais não amostrados, ter-se-á que introduzir a restrição de que a variável regionalizada seja, necessariamente, estacionária estatisticamente. Uma variável regionalizada é estacionária se os momentos estatísticos da variável aleatória $Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$ forem os mesmos para qualquer vetor $\mathbf{h}$. De acordo com o número k de momentos estatísticos que são constantes, a variável é chamada de estacionária de ordem k . Estacionariedade de ordem 2 é tudo que é requerido em geoestatística (Olea, 1975, citado por Vieira, 2000a).

Supondo-se que a função aleatória $Z(\mathbf{x}_i)$ tenha valores esperados $E\{Z(\mathbf{x}_i)\} = m(\mathbf{x}_i)$ e $E\{Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})\} = m(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$ e variâncias $VAR\{Z(\mathbf{x}_i)\}$ e $VAR\{Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})\}$, respectivamente, para os locais $\mathbf{x}_i$ e $\mathbf{x}_i + \mathbf{h}$, e qualquer vetor $\mathbf{h}$. Então, a covariância $C(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i + \mathbf{h})$ entre $Z(\mathbf{x}_i)$ e $Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$ é definida por

$$C(x_i, x_i + h) = E\{Z(x_i) Z(x_i + h)\} - m(x_i) m(x_i + h) \quad (1)$$

e o variograma $2g(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i + \mathbf{h})$ é definido por

$$2g(x_i, x_i + h) = E\{Z(x_i) - Z(x_i + h)\}^2 \quad (2)$$

A variância de $Z(\mathbf{x}_i)$ é

$$\begin{aligned} VAR\{Z(x_i)\} &= E\{Z(x_i) Z(x_i + 0) - m(x_i) m(x_i + 0)\} = \\ &= E\{Z^2(x_i) - m^2(x_i)\} = C(x_i, x_i) \end{aligned} \quad (3)$$

e a variância de $Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$ é

$$VAR\{Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})\} = E\{Z^2(\mathbf{x}_i + \mathbf{h}) - m^2(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})\} = C(\mathbf{x}_i + \mathbf{h}, \mathbf{x}_i + \mathbf{h}) \quad (4)$$

Assim, existem três hipóteses de estacionariedade de uma função aleatória $Z(\mathbf{x}_i)$, e pelo menos uma delas deve ser satisfeita antes de se fazer qualquer aplicação de geoestatística.

Uma função aleatória $Z(\mathbf{x}_i)$ é estacionária de ordem 2 se:

$$E\{Z(\mathbf{x}_i)\} = m \quad (5)$$

a) O valor esperado $E\{Z(\mathbf{x}_i)\}$ existir e não depender da posição $\mathbf{x}$, ou seja para qualquer $\mathbf{x}_i$ dentro da área S ;

b) Para cada par de variáveis aleatórias, $\{Z(\mathbf{x}_i), Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})\}$, a função covariância, $C(\mathbf{h})$, existir e for função de $\mathbf{h}$:

$$C(\mathbf{h}) = E\{Z(\mathbf{x}_i) Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})\} - m^2 \quad (6)$$

para qualquer $\mathbf{x}_i$ dentro da área S .

A equação (6), estacionariedade da covariância, implica na estacionariedade da variância e do variograma. Assim, usando a linearidade do operador valor esperado, E , na equação (3), obtém-se:

$$\text{VAR} \{Z(x_i)\} = E \{Z(x_i + 0)\} - E \{m^2(x_i)\} \quad (7)$$

e aplicando as condições de estacionariedade (5) e (6), obtém-se:

$$\text{VAR} \{Z(x_i)\} = E \{Z^2(x_i)\} - m^2 = C(0) \quad (8)$$

O variograma na equação (2) pode ser desenvolvido em:

$$2g(x_i, x_i + h) = 2g(h) = E \{Z^2(x_i) - 2Z(x_i)Z(x_i + h) + Z^2(x_i + h)\} \quad (9)$$

Somando e subtraindo $2m^2$:

$$2g(h) = E \{Z^2(x_i) - m^2 - 2Z(x_i)Z(x_i + h) + 2m^2 + Z^2(x_i + h) - m^2\} \quad (10)$$

Usando a linearidade do operador E, e reconhecendo que o valor esperado de uma constante é a própria constante, tem-se:

$$2g(h) = E \{Z^2(x_i)\} - m^2 - 2(E \{Z(x_i)Z(x_i + h)\} - m^2) + E \{Z^2(x_i + h)\} - m^2 \quad (11)$$

Substituindo as equações (6) e (8) na equação (11), tem-se:

$$2g(h) = C(0) - 2C(h) + C(0) = 2C(0) - 2C(h) \quad (12)$$

ou simplificando,

$$g(h) = C(0) - C(h) \quad (13)$$

Isolando $C(h)$, tem-se:

$$C(h) = C(0) - g(h) \quad (14)$$

Dividindo ambos os lados pôr $C(0)$ e reconhecendo que o correlograma é descrito como $r(h) = C(h)/C(0)$:

$$r(h) = \frac{C(h)}{C(0)} = \frac{C(0)}{C(0)} - \frac{g(h)}{C(0)} \quad (15)$$

$$r(h) = 1 - \frac{g(h)}{C(0)}$$

Portanto, se a hipótese de estacionariedade de ordem 2 puder ser satisfeita, a covariância $C(h)$ e o variograma $2g(h)$ são ferramentas equivalentes para caracterizar a dependência espacial. A existência de estacionariedade dá a oportunidade de repetir um experimento mesmo que as amostras devam ser coletadas em pontos diferentes, porque todas as amostras são consideradas pertencentes a populações com os mesmos momentos estatísticos.

A hipótese de estacionariedade de ordem 2 implica na existência de uma variância finita dos valores medidos, $\text{VAR} \{Z(x)\} = C(0)$. Esta hipótese pode não ser satisfeita para alguns fenômenos físicos, os quais tem uma capacidade infinita de dispersão. Para tais

situações, uma hipótese menos restritiva, a hipótese intrínseca, pode ser aplicável. Esta hipótese requer apenas a existência e estacionariedade do variograma, sem nenhuma restrição quanto à existência de variância finita. Uma função aleatória é intrínseca quando, além de satisfazer a condição expressa na equação (5), a estacionariedade do primeiro momento estatístico, também o incremento $\{Z(\mathbf{x}_i) - Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})\}$ tem variância finita, e não depende de $\mathbf{x}_i$ para qualquer vetor $\mathbf{h}$. Matematicamente, isto pode ser escrito:

$$VAR ([Z(x_i) - Z(x_i + h)]) = E[Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (16)$$

para qualquer $\mathbf{x}_i$ dentro da área S .

Substituindo a equação (2) na equação (16), tem-se:

$$2g(h) = E[Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (17)$$

A função $2g(\mathbf{h})$ é o variograma, e pode ser escrita na forma de semivariograma, a partir da equação (17) :

$$g(h) = 1/2 E[Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (18)$$

Vieira (2000a) relata que o fator 2 foi introduzido na definição do variograma, $2g(\mathbf{h})$, para cancelamento e simplificação da equação (13) e a quantidade mais freqüentemente usada é $g(\mathbf{h})$ e não $2g(\mathbf{h})$. Em contra partida, Journel (1989) interpreta o fator 2

como o chamado momento de inércia dos pares de dados do variograma, em um gráfico de dispersão.

A hipótese intrínseca é, na verdade, a mais freqüentemente usada em geoestatística, principalmente por ser a menos restritiva. Uzumaki (1994) e Takeda (2000) ressaltam o fato de uma função estacionária de 2ª ordem ser também intrínseca, mas nem sempre ocorrendo o inverso.

4. 1. 4. Semivariograma

4. 1. 4. 1. Características

O semivariograma pode ser expresso, por definição:

$$g(\mathbf{h}) = 1/2 E\{Z(\mathbf{x}_i) - Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})\}^2 \quad (19)$$

e pode ser estimado através de:

$$g^*(h) = \frac{1}{2 N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (20)$$

onde $N(\mathbf{h})$ é o número de pares de valores medidos $Z(\mathbf{x}_i)$, $Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$, separados por um vetor $\mathbf{h}$ (Journel & Huijbregts, 1978). O gráfico de $g^*(\mathbf{h})$ versus os valores correspondentes de $\mathbf{h}$, chamado semivariograma, é uma função do vetor $\mathbf{h}$ e, portanto, depende de ambos, magnitude e direção de $\mathbf{h}$, ilustrando a relação entre a variância das amostras e suas distâncias laterais.

Através dessa relação, a distância lateral entre as amostras pode ser estimada a fim de otimizar o número de amostras e sua variância. A distância na qual o semivariograma atinge um valor de estabilidade, o limite da dependência espacial, é chamado *alcance* (**a**) ou “range”. A esse valor, próximo à variância dos dados, dá-se o nome de *patamar* ($C_0 + C_i$) ou “sill”. O alcance da dependência espacial representa a distância em que os pontos amostrais estão correlacionados entre si. Os pontos localizados em uma área de raio maior ao alcance são independentes, apresentando uma distribuição espacial aleatória e menos homogênea (Takeda, 2000). Para estas amostras, a Estatística Clássica pode ser aplicada sem restrição (Silva et al., 1989). Por outro lado, amostras separadas por distâncias menores que **a**, são correlacionadas umas às outras, o que permite que se faça interpolações para espaçamentos menores do que amostrados. Dessa maneira, o alcance **a**, é a linha divisória para a aplicação de geoestatística ou Estatística Clássica e, por isso, o cálculo do semivariograma deveria ser feito rotineiramente para dados de campo para garantir as hipóteses estatísticas sob as quais serão analisados.

Chama-se *efeito pepita* (C_0), a medida que a distância (**h**) tende a zero e a variação geralmente se aproxima de um valor finito (Burgess & Webster, 1980), sendo esse um importante parâmetro do semivariograma, já que representa a variação residual e aleatória, não removida por amostragens próximas. Na prática, à medida que **h** tende para 0 (zero), $g(\mathbf{h})$ se aproxima de um valor positivo. O valor de C_0 revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. O efeito pepita pode ser puro quando seu valor for igual ao patamar, não havendo dependência espacial, sendo utilizado para representar exclusivamente uma descontinuidade na origem e interpretado como independência espacial (Uzumaki, 1994). Journel & Huijbregts (1978)

relataram que a ausência de correlação espacial entre duas variáveis pode ser comparado ao fenômeno do “ruído branco” ou “white noise”, bem conhecido no ramo da Física. A Figura 1 ilustra um variograma com suas características ilustradas.

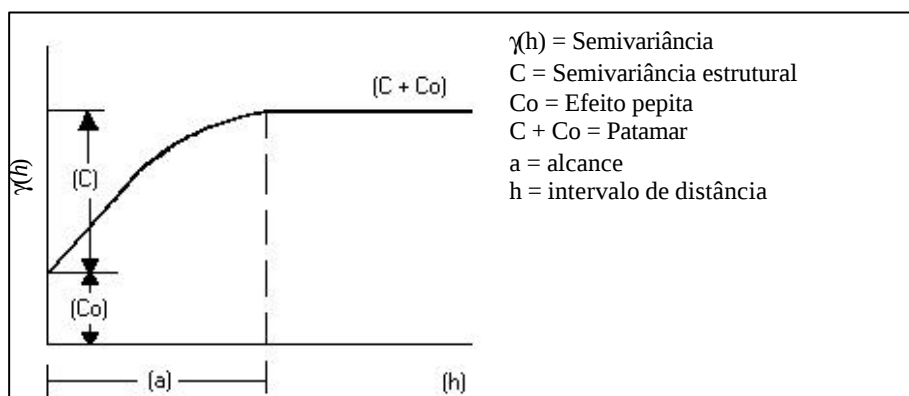


Figura 1: Semivariograma esquemático

Dados que apresentarem variogramas semelhantes ao da Figura 1, muito provavelmente poderão ser estacionários de ordem 2, porque tem um patamar claro e definido, e com toda certeza, estarão sob a hipótese intrínseca. Semivariogramas que não tenham patamar bem definido denotam a falta de estacionariedade nos dados.

4. 1. 4. 2. Direções e Relações de Isotropia / Anisotropia

Quando o gráfico do semivariograma é idêntico para qualquer direção de h ele é chamado isotrópico e representa uma situação bem mais simples do que quando ocorre o contrário, variando de maneira distinta em relação as direções de h em que for calculado, chamado anisotrópico. Viera (2000 a) ressaltou que, a maioria das variáveis de ciência do solo

poderá ter um comportamento anisotrópico, isto é, mudar de maneira diferente para direções diferentes. É óbvio que isto depende muito da propriedade em estudo, das dimensões do campo de estudos, e do tipo de solo envolvido. Existem algumas maneiras de se transformar um semivariograma anisotrópico em isotrópico (Journel & Huijbregts, 1978; Burgess & Webster, 1980). É sempre aconselhável examinar variogramas para várias direções, verificando esse tipo de relação, antes de tomar decisões. As principais direções que devem ser examinadas são 0° , 45° , 90° e 135° , buscando a divisão direcional em octantes. Como o argumento $\mathbf{h}$ do semivariograma é um vetor, o mesmo deve ser calculado ao longo de várias direções no espaço, revelando anisotropias que possivelmente existam no domínio, geralmente frequentes.

Como procedimento adotado na rotina das análises, assume-se isotropia, ou seja, variabilidade idêntica em todas as direções, uma vez que é inútil explorar a anisotropia quando não existe dependência espacial na média. Após o exame dos variogramas médios ou omnidirecionais, se a dependência espacial for encontrada, então se deve examinar os semivariogramas direcionais.

4. 1. 4. 3. Ajuste dos Modelos

O gráfico do semivariograma experimental, $g(\mathbf{h})$ versus $\mathbf{h}$, calculado usando a equação (20), apresentará uma série de pontos discretos de $g(\mathbf{h})$ correspondendo a cada valor de $\mathbf{h}$, e para o qual uma função contínua deve ser ajustada. O ajuste de um modelo teórico ao variograma experimental é um passo importante na análise e deve ser feita de maneira criteriosa. Journel, 1988, citado por Ribeiro Junior (1995) ressaltou que a análise variográfica/covariográfica é uma arte, requerendo assim bons instrumentos, como neste caso,

um bom programa interativo; mas também experiência e habilidade para sintetizar e, às vezes, ir além dos dados. Esses modelos podem ser classificados em modelos com patamar, dependendo do comportamento de $g(\mathbf{h})$ para os valores de $\mathbf{h}$; ou mesmo sem patamar, correspondendo a fenômenos que têm uma capacidade infinita de dispersão, e por isto, não têm variância finita e a covariância não pode ser definida. Os modelos com patamar podem ser descritos como:

a) Modelo transitivo:

$$g(h) = C_0 + \frac{C_1}{a} h \quad 0 < h < a$$

$$g(h) = C_0 + C_1 \quad h > a$$
(21)

onde C_1/a é o coeficiente angular para $0 < h < a$. Nesse modelo, o patamar é determinado pôr inspeção; o coeficiente angular, C_1/a , é determinado pela inclinação da reta que passa pelos primeiros pontos de $g(\mathbf{h})$, dando-se maior peso àqueles que correspondem ao maior número de pares; o efeito pepita, C_0 , é determinado pela interseção da reta no eixo $g(\mathbf{h})$; o alcance, a , é o valor de $\mathbf{h}$ correspondente ao cruzamento da reta inicial com o patamar; e $C_1 = \text{patamar} - C_0$.

b) Modelo esférico:

$$g(h) = C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] \quad 0 < h < a \quad (22)$$

$$g(h) = C_0 + C_1 \quad h > a$$

O modelo esférico é obtido selecionando-se os valores do efeito pepita, C_0 , e do patamar, $C_0 + C_1$, depois se passando uma reta que intercepte o eixo y em C_0 e seja tangente aos primeiros pontos próximos de $h=0$. Essa reta cruzará o patamar à distância, $a'=2/3 a$. Assim, o alcance, a , será $a=3a'/2$. O modelo esférico é linear até aproximadamente $1/3 a$.

c) Modelo exponencial:

$$g(h) = C_0 + C_1 [1 - \exp(-3 \frac{h}{a})] \quad 0 < h < d \quad (23)$$

onde d é a máxima distância na qual o semivariograma é definido. O parâmetro a é determinado visualmente como a distância após a qual o semivariograma se estabiliza. A diferença entre o modelo esférico e o exponencial é a distância (abscissa) em que suas tangentes a partir da origem atingem o patamar, sendo $2/3 a$ para o modelo esférico, e $a'/3$ do alcance prático para o exponencial este utilizando 95% do patamar (Journel & Huijbregts, 1978). Dessa forma o modelo esférico atinge o patamar mais rápido que o exponencial. Os parâmetros C_0 e C_1 para os modelos exponencial e gaussiano (explicado a seguir) são determinados da mesma maneira que para o esférico.

d) Modelo gaussiano:

$$g(h) = C_0 + C_1 [1 - \exp(-3 (\frac{h}{a})^2)] \quad 0 < h < d \quad (24)$$

Um outro tipo de semivariograma que pode ocorrer é aquele que cresce, sem limites, para todos os valores de **h** calculados. Este semivariograma indica a presença de fenômeno com capacidade infinita de dispersão, o qual não tem variância finita e, para o qual a covariância não pode ser definida. Ele indica também, que o tamanho do campo amostrado não foi suficiente para exibir toda a variância e é provável que exista uma grande tendência nos dados, em determinada direção.

Existem programas comerciais que fazem ajuste automático, pelo método dos mínimos quadrados, considerando o número de pares como pesos nas ponderações. Uzumaki (1994) revelou que esse tipo de procedimento pode ocasionar distorções na forma final da curva teórica, pois um bom modelo deve ajustar-se com maior precisão aos primeiros pontos experimentais. Isso ocorre porque, quanto maior a distância **h**, em geral, menor será a continuidade espacial. Da mesma maneira, estes métodos automáticos podem ser usados, embora não seja necessário e devendo ser evitados, pois muitas vezes funcionam como “caixas pretas”, não se tendo certeza dos cálculos que estão sendo feitos.

Como regra prática, o semivariograma experimental deve ser considerado, no máximo, para a metade da distância total de amostragem no campo, desde que o número de pares de dados seja maior do que 30 (Journel & Huijbregts, 1978), pois conforme **h** aumenta, o número de pares considerados no cálculo do semivariograma diminui, prejudicando

a precisão dos resultados obtidos.

Remacre & Uzimaki (1996) ressaltaram a importância de um bom ajuste dos modelos para obtenção de resultados satisfatórios da krigagem, adaptando outros tipos de modelos ao seu conjunto de dados. McBratney & Webster (1983) enfatizaram a importância do conhecimento do semivariograma para permitir a definição de uma ótima intensidade de amostragem. Seu uso tem sido feito também para determinar alguns alcances da correlação espacial entre nutrientes. Enquanto os variogramas são usados para caracterizar e modelar a variação espacial de dados, para estimar valores entre amostras a partir desses modelos é usada a krigagem (Cahn et al., 1994), como método de interpolação geoestatística. Por isto, se o modelo de semivariograma ajustado estiver errado, imperfeito ou com algum problema, todos os cálculos seguintes estarão comprometidos.

4. 1. 5. Semivariograma cruzado

O solo quando estudado, fornece uma série de informações que podem ser utilizadas em conjunto. Algumas variáveis são relacionadas com outras e pode-se utilizar esta vantagem. Vieira (2000 a) citou como exemplos comuns, condutividade hidráulica e retenção de água, as quais são difíceis e caras para se medir e, além disso, são normalmente correlacionadas a variáveis mais fáceis de medir, como a granulometria da camada superficial do solo.

De maneira semelhante ao estabelecido para uma única variável, considera-se um campo para o qual dois conjuntos de variáveis, $\{Z_1(x_{1i}), i=1, N_1\}$ e $\{Z_2(x_{2j}), j=1, N_2\}$, foram medidas, correspondendo a realizações particulares das funções aleatórias $Z_1(x_{1i})$ e

$Z_2(\mathbf{x}_2\mathbf{i})$ respectivamente. Assumindo estacionariedade de segunda ordem, os momentos de primeira ordem de $Z_1(\mathbf{x}_1\mathbf{i})$ e $Z_2(\mathbf{x}_2\mathbf{j})$ são, respectivamente:

$$E \{ Z_1(x_{1i}) \} = m_1 \text{ para qualquer } x_{1i} \text{ dentro de } S \quad (25)$$

$$E \{ Z_2(x_{2j}) \} = m_2 \text{ para qualquer } x_{2j} \text{ dentro de } S \quad (26)$$

As covariâncias de $Z_1(\mathbf{x}_1\mathbf{i})$ e $Z_2(\mathbf{x}_2\mathbf{j})$ são, respectivamente:

$$C_{11}(h) = E \{ Z_1(x_{1i} + h) Z_1(x_{1j}) \} - m_1^2 \quad (27)$$

e

$$C_{22}(h) = E \{ Z_2(x_{2i} + h) Z_2(x_{2j}) \} - m_2^2 \quad (28)$$

A covariância cruzada entre $Z_1(\mathbf{x}_1\mathbf{i})$ e $Z_2(\mathbf{x}_2\mathbf{j})$ é:

$$C_{12}(h) = E \{ Z_1(x_{1i} + h) Z_2(x_{2j}) \} - m_1 m_2 \quad (29)$$

e a covariância cruzada entre $Z_2(\mathbf{x}_2\mathbf{j})$ e $Z_1(\mathbf{x}_1\mathbf{i})$ é:

$$C_{21}(h) = E \{ Z_2(x_{2j} + h) Z_1(x_{1i}) \} - m_2 m_1 \quad (30)$$

Os semivariogramas de $Z_1(\mathbf{x}_1\mathbf{i})$ e $Z_2(\mathbf{x}_2\mathbf{j})$ são, respectivamente:

$$g_{11}(h) = 1/2 E \{ Z_1(x_{1i} + h) - Z_1(x_{1i}) \}^2 \quad (31)$$

$$g_{22}(h) = 1/2 E \{ Z_2(x_{2j} + h) - Z_2(x_{2j}) \}^2 \quad (32)$$

O semivariograma cruzado entre $Z_1(\mathbf{x}_{1i})$ e $Z_2(\mathbf{x}_{2i})$, igual ao semivariograma cruzado entre $Z_2(\mathbf{x}_{2j})$ e $Z_1(\mathbf{x}_{1i})$, é:

$$g_{12}(h) = g_{21} = 1/2 E \{ [Z_1(x_{1i} + h) - Z_1(x_{1i})][Z_2(x_{2j} + h) - Z_2(x_{2j})] \} \quad (33)$$

Sendo assim, a equação (33) pode ser estimada por:

$$g_{12}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z_1(x_{1i} + h) - Z_1(x_{1i})][Z_2(x_{2j} + h) - Z_2(x_{2j})] \quad (34)$$

onde $N(\mathbf{h})$ é o número de valores de Z_1 e Z_2 separados pôr um vetor $\mathbf{h}$.

Comparando-se a equação (34) do semivariograma cruzado com a equação (20) do semivariograma, pode-se notar que o semivariograma é um caso particular do semivariograma cruzado, quando as duas variáveis são idênticas. Este fato, aliado ao produto da diferença de duas variáveis, faz com que fique bastante difícil de visualizar o que deve, intuitivamente, acontecer com $g_{12}(\mathbf{h})$ quando $\mathbf{h}$ aumenta de zero (0) até à distância máxima. Considerando que $\mathbf{h}$ é um vetor e, portanto, possui magnitude e direção, é de se esperar que o

semivariograma cruzado seja dependente de direção, podendo ser anisotrópico. Porém, se já é difícil interpretar anisotropia de semivariograma por causa do produto das diferenças, é pior ainda para o semivariograma cruzado (Vieira, 2000 a).

Uma característica interessante da equação (34) é que, não importa que uma das variáveis tenha milhões de valores medidos, pois o semivariograma cruzado só será calculado usando as informações existentes para posições geográficas coincidentes. Isto significa que Z_1 e Z_2 tem que ser, necessariamente, definidos para os mesmos locais, e as informações excedentes deverão ser excluídas do cálculo. Assim, um protocolo de cálculo que for escrito para executar a equação (34), deverá, primeiramente, verificar se os dois conjuntos de dados são definidos para posições idênticas, para então calcular as diferenças.

4. 1. 5. 1. Características

Um semivariograma cruzado com características que podem ser identificadas como ideais, teria aparência do semivariograma exibido na Figura 1, porém, com significados diferentes, pelo simples fato de envolver o produto das diferenças de duas variáveis diferentes. Da mesma forma, quando duas variáveis forem de correlação inversa, isto é, quando aumenta uma a outra diminui, a covariância será negativa e, conseqüentemente, o semivariograma cruzado será negativo. Assim, além de espaços menores do que a distância de amostragem, acumulado no mesmo parâmetro, está a falta de correlação entre as duas variáveis. O alcance representa apenas o final ou a distância máxima de dependência espacial entre as variáveis. Já o patamar do semivariograma cruzado, se existir, deve aproximar-se do valor da covariância entre as duas variáveis. Os modelos utilizados para o semivariograma cruzado são os

mesmos já requeridos para o semivariograma, porém vale salientar que ao se modelar a estrutura espacial de duas variáveis, deve-se construir os três modelos envolvidos juntos, os dois semivariogramas para $Z_1(x_{1i})$ e $Z_2(x_{2i})$, e o semivariograma cruzado entre eles, contendo os mesmos modelos básicos (Goovaerts, 1999).

Em situações em que a correlação espacial entre duas propriedades exista, a estimativa de uma delas pode ser feita usando-se informações de ambas expressas no semivariograma cruzado e o método chamado cokrigagem, o qual pode ser mais preciso do que o da krigagem em si (Vieira, 2000a). Devido talvez, às maiores dificuldades envolvidas neste método do que com a krigagem em si, o número de trabalhos nesta área é bastante limitado (Vauclin et al, 1983; Vieira et al, 1983, Ver Hoef & Cressie, 1993, Royle & Berliner, 1999, Castrignanò et. al., 2000).

4. 1. 6. Geoestatística multivariada

Dados referentes a parâmetros do solo possuem uma natureza multivariada, por tratarem-se de áreas com mudanças contínuas, gradativas e uniformes pelo terreno, mas sujeitos a diferentes manejos e tratamentos que podem influir na sua caracterização pela própria atividade agrícola.

Métodos alternativos de predição são citados por Uzumaki (1994), entre eles a Análise dos Componentes Principais (ACP), que considera correlação intrínseca, implicada na Análise de Krigagem Fatorial (AKF), desenvolvida por Matheron, em 1982, que permite a decomposição de uma variável regionalizada em diferentes estruturas espaciais, que podem ser mapeadas separadamente pela análise.

Wackernagel, 1988, citado por Castrignanò et al. (2000), descreveu o caso de dados de poluição de solos onde foram avaliadas sete variáveis (Pb, Cd, Cr, Cu, Ni, Zn e Mo) que apresentaram diferentes níveis de correlações entre si, sendo a representação desta correlação possível em 3D.

Castrignanò et al. (2000) investigaram a variabilidade espacial de pH, CTC, N total, P, K e Na, na Itália Central, através de análise estatística convencional e geoestatística multivariada, procurando explicações plausíveis para distribuição das características, à luz da evidência estatística. Os autores afirmam que, para tal, análises de correionalização podem revelar mais que a geoestatística univariada, e escalas de dependência das estruturas de correlação podem refletir diferentes fontes de variabilidade. Isso requer uma aproximação estatística particular, que combina a clássica ACP para descrever a estrutura de correlação de dados multivariados, com geoestatística para a regionalização natural das variáveis. O método aplicado chamado AKF possibilita o estudo das correlações de propriedades físicas e químicas do solo em diferentes escalas espaciais, uma vez que essa variabilidade resulta do processo natural e práticas de manejo que são empregadas na área. A geoestatística multivariada descreveu mais fielmente a variabilidade dos elementos do solo, produzindo um padrão sistemático da fertilidade do solo.

Aplicando a análise de correspondência precedendo a AKF, Jiménez-Espinosa et. al., (1992) afirmaram simplificar o processo diminuindo o número de variáveis envolvidas, uma vez que variáveis pouco correlacionáveis interferiam na modelagem dos dados. Raspa et. al. (1992) sugerem a análise de agrupamentos como procedimento para pedologistas estabelecerem critérios para classificação e mapeamento de solos em escala detalhada. Goulard & Voltz (1992) estimaram, através do modelo linear de correionalização,

o comportamento de variáveis a diferentes escalas, na deposição de sedimentos em um solo aluvial.

Bourgault & Marcotte (1991) descreveram a análise multivariada, onde cada amostra permite a determinação de n variáveis, que pode ser calculada uma distância no espaço multidimensional das variáveis. Semivariogramas multivariados combinados ao “modelo linear de correionalização”, com número de componentes elementares menor ou igual o número de variáveis, torna possível estimar os parâmetros de correionalização pela cokrigagem ou inversão matricial direta, simplificando o procedimento proposto por Matheron em 1982 e adotado por Wackernagel em 1985. Bourgault et. al. (1992) ressaltaram não ser necessária a ACP quando considerado os pesos das (dis)similaridades com o (co)variograma multivariado.

Várias ferramentas são citadas na literatura como alternativas no estudo geoestatístico multivariado, cada qual com sua particularidade e vantagens. Para uma análise mais extensiva da dependência espacial das variáveis do solo, deve-se utilizar a geoestatística multivariada, sendo necessário, contudo, que sejam observadas algumas características multivariadas que envolvem as variáveis.

4. 1. 6. 1. Análise de Correionalização

A correionalização é o comportamento espacial mútuo de variáveis regionalizadas. A correionalização, a covariância cruzada (29 e 30) e o semivariograma cruzado (34) são os elementos de estudo, fornecendo as matrizes de correionalização (variância-covariância) de uma certa escala espacial μ , utilizadas na estimativa de

componentes espaciais ou fatores regionalizados.

Associado a confecção de semivariogramas cruzados entre as variáveis envolvidas no fenômeno estudado, utiliza-se métodos e ferramentas auxiliares para estimativa das mesmas, ilustrando o comportamento e as relações entre variáveis com diferentes escalas espaciais, fatores regionalizados e os componentes espaciais.

4. 1. 6. 2. Modelo linear de correionalização

Semivariogramas cruzados associados ao contexto do “modelo linear de correionalização” (Wackernagel, 1995) realçam as estruturas espaciais comuns do conjunto de variáveis regionalizadas, providenciando uma maneira de encontrar semivariogramas elementares que caracterizam as diferentes escalas espaciais contidas em um conjunto de dados (Bourgault & Marcotte, 1991; Castrignanò et al., 2000).

Journel & Huijbregts (1978) citaram três aspectos a serem considerados no ajuste do modelo. Primeiro a escolha dos modelos a serem ajustados. Segundo, os parâmetros da estimação; e por último, a matriz de correionalização ser positiva semi-definida. Goulard & Voltz (1992) relataram como problema freqüente e crucial na geoestatística multivariada achar uma matriz do modelo linear de correionalização que se ajuste adequadamente, do ponto de vista matemático, na matriz empírica dos semivariogramas cruzados. Quanto maior o número de variáveis p , maiores serão as dificuldades. Conde (2000) ressaltou, ainda, os coeficientes de correlação do conjunto de dados e sua importância no ajuste. Goulard & Voltz (1992) afirmaram que mesmo no caso bivariado, variáveis pouco correlacionadas apresentam dificuldades no ajuste dos modelos.

Para mapear informações espaciais multivariadas, Wackernagel, 1988, citado por Castrignanò et al. (2000) descreveu, ainda, a cokrigagem como estimador das performances. Existem alguns trabalhos onde os autores integraram diversas técnicas de predição e propuseram diferentes metodologias para estimativa, porém, a aparente complexidade dessas análises desestimula pesquisadores a utilizá-los. Myers, 1982, considerou o problema da estimativa da matriz de correlogramização a única razão pela qual a cokrigagem é uma ferramenta pouco usada com frequência, citado por Goulard & Voltz (1992).

4. 1. 7. Interpolação de dados

Na elaboração de mapas, espaços que não foram amostrados seja por impedimentos físicos, econômicos, disponibilidade de ferramentas ou qualquer outra razão, podem ser estimados por diversos processos matemáticos e computacionais. Vieira (2000 b) tomou como idéia geral que na natureza, todas as variáveis são contínuas em alguma escala. Quando se efetua uma amostragem no campo, espera-se que, de alguma maneira, as medições tomadas representem aquela variável do domínio amostrado. Ferramentas apropriadas devem ser utilizadas para se certificar quão bem as amostragens representam a variável amostrada.

Diversos são os métodos de interpolação contidos em sistemas de informações geográficas, através de interpolação linear, ajustando polinômios bidimensionais, chamados superfície de tendência. Entretanto, a forma na qual os dados variam de um local para outro no campo não tem, necessariamente, que seguir equações lineares ou polinômios. Conhecido o semivariograma das variáveis envolvidas e havendo dependência espacial entre as

amostras, pode-se utilizar métodos que descrevem mais fielmente a variabilidade presente no solo. Os métodos de interpolação geoestatísticos são a krigagem e a cokrigagem.

4. 1. 7. 1. Krigagem

A krigagem é o método de interpolação em geoestatística, sendo utilizada para obtenção de mapas espaciais de parâmetros do solo, a partir de amostragens (Marques Júnior & Corá, 1998). O termo krigagem foi uma homenagem de Matheron a Krige, ao desenvolver o método em 1963. Através dele pode-se atingir um dos objetivos centrais dos estudos sobre variabilidade espacial, que é obter, a partir de observações pontuais, informações para grandes áreas de terra, tais como de cultivo, baseadas nas observações da variável a ser estimada em locais não amostrados (Stein, 1995 e Voltz et al., 1997; citados por Couto & Klamt, 1999).

Supondo-se que se queira estimar valores, z^* , para qualquer local, x_0 , onde não se tem valores medidos, assumindo estacionariedade de ordem 2 e que a estimativa deve ser uma combinação linear dos valores medidos, o estimador será:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^N l_i Z(x_i) \quad (35)$$

onde N é o número de valores medidos, $z(x_i)$, envolvidos na estimativa, e l_i são os pesos associados a cada valor medido, $z(x_i)$, segundo Isaaks & Srivastawa (1989).

Trata-se de um estimador linear ponderado que calcula o valor dos pesos pela estimativa da estrutura espacial da distribuição das variáveis, representadas por um semivariograma experimental. Os pesos são variáveis de acordo com a variabilidade espacial expressa no semivariograma, sendo nada mais que uma média móvel ponderada, tornando-se um interpolador ótimo pela maneira como os pesos são distribuídos. Mas para que o estimador seja ótimo, ele não pode ser tendencioso e deve ter variância mínima. A condição de não tendência significa que, em média, a diferença entre valores estimados e medidos para o mesmo ponto deve ser nula. A condição de variância mínima significa que, embora possam existir diferenças ponto por ponto entre o valor estimado e o medido, essas diferenças devem ser mínimas. Essa interpolação estatística é essencialmente idêntica a regressão linear múltipla, com algumas diferenças quanto ao uso das matrizes utilizadas para resolver os sistemas (Isaaks & Srivastava, 1989).

Rossi et al. (1994) distinguiram a krigagem dos outros métodos tradicionais de interpolação, como o método do inverso da distância, triangulação e média das amostras locais, através de três características. Primeiro, a krigagem pode fornecer uma estimativa que é maior ou menor do que os valores da amostra, sendo que as técnicas tradicionais estão restritas a faixa de variação das amostras. Isso se deve ao peso atribuído pela krigagem às amostras, descrito em Wackernagel (1995) como “*screen effect*”. Segundo, enquanto os métodos tradicionais usam distâncias Euclidianas para avaliar as amostras, a krigagem tem vantagem por usar distância e geometria (relação de anisotropia) entre as amostras. Por último, diferente dos métodos tradicionais, a krigagem leva em conta a minimização da variância do erro esperado, por meio de um modelo empírico da continuidade espacial existente ou grau de dependência espacial com a distância ou direção, isto é, através

do semivariograma, covariograma ou correlograma.

Mapas de isolinhas ou contornos das variáveis em estudos podem ser confeccionados a partir dos valores interpolados com melhor precisão, já que envolvem a análise do semivariograma para as estimações. Segundo Gotway et al. (1996), a precisão dos mapas gerados pelo interpolador depende de vários fatores como densidade de amostragem, configuração da amostragem e método de interpolação-predição utilizados, concluindo que a krigagem e o método do inverso da distância são os métodos que melhor se encaixam aos mais variados conjunto de dados, sendo que o último não leva em consideração parâmetros de dependência espacial. Dentre os tipos de krigagem existentes, o mais usado comumente é a krigagem ordinária (KO), que considera a média local dos valores, que na krigagem simples (KS) é considerada como uma média global, exigindo que a soma dos pesos seja igual a 1.

4. 1. 7. 2. Cokrigagem

O método geoestatístico de interpolação chamado krigagem acaba sendo um caso particular do método cokrigagem. O raciocínio básico para dedução do sistema de equações da cokrigagem é idêntico ao da krigagem, com uma diferença que, neste caso, envolve duas variáveis, e por isso envolve equações mais longas, tornando os cálculos mais complicados embora o raciocínio seja o mesmo. 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. Esta estimativa pode ser mais precisa do que a krigagem de uma variável simples (Vauclin et. al., 1983), quando o semivariograma cruzado apresentar dependência entre as duas variáveis.

Segundo Isaaks & Srivastawa (1989), os cálculos da cokrigagem são baseados nos mesmos princípios da krigagem descrita anteriormente. Supondo que se queira estimar valores, Z_2^* , para qualquer local, x_0 , que a estimativa deva ser uma combinação linear de ambos Z_1 e Z_2 e assumindo estacionaridade de ordem 2, o estimador pode ser descrito como:

$$Z_2^*(x_0) = \sum_{i=1}^{N_1} l_{1i} Z_1(x_{1i}) + \sum_{j=1}^{N_2} l_{2j} Z_2(x_{2j}) \quad (36)$$

onde N_1 e N_2 são os números de vizinhos de Z_1 e Z_2 , respectivamente, e λ_1 e λ_2 são os pesos associados a cada valor de Z_1 e Z_2 . A estimativa da variável Z_2 deverá ser uma combinação linear de ambos Z_1 e Z_2 , com os pesos λ_1 e λ_2 distribuídos de acordo com a dependência espacial de cada uma das variáveis entre si e a correlação cruzada entre elas.

Para que o estimador seja ótimo, ele não pode ter tendência e ter variância mínima, não superestimando nem subestimando valores, sendo máxima a confiança nas estimativas. Para que a estimativa não tenha tendência, qualquer que seja a distribuição dos pesos, a soma daqueles associados com a variável estimada deve ser igual a 1 e a soma daquelas associadas à outra variável tem que ser nula (Isaaks & Srivastawa, 1989).

As medidas disponíveis de diversas variáveis $Z_i(x)$ em um dado domínio podem ser localizadas tanto no mesmo ponto de amostragem como em diferentes pontos (Wackernagel, 1995). Podem ser caracterizadas situações de isotopia, quando para cada variável os dados estão disponíveis em todos os pontos amostrados; heterotopia parcial, quando algumas variáveis dividem alguns pontos amostrados; e heterotopia total quando as variáveis são medidas em diferentes conjuntos de pontos amostrados e não apresentam pontos de amostragem comuns.

Muitos autores descrevem os ganhos da cokrigagem em casos onde uma variável foi amostrada em menor intensidade que a outra (por restrições técnicas ou financeiras) e sua correlação é forte o bastante para que a variável adicional acrescente algum ganho de informação na estimativa da variável de interesse.

Uzumaki (1994) descreveu a cokrigagem como a estimativa de uma variável regionalizada através de duas ou mais variáveis, com o objetivo de melhorar predições locais levando em conta informações adicionais trazidas por uma variável diferente da que se deseja prever. A utilização desse método deve ser feita quando o objetivo principal é a redução da variância de predição de uma variável ou a necessidade de predição conjunta de tais variáveis, por ser este um procedimento onde tais variáveis podem ser conjuntamente preditas com base na intervariabilidade ou em informação da estrutura espacial.

Stein (1992) utilizou a cokrigagem baseado em funções aleatórias multivariadas, em situação heterotópica, e comparou com a krigagem. Não foram percebidas reduções nos erros preditos e observados. Apesar de considerar a cokrigagem como um procedimento de rotina na investigação do meio ambiente e estudos do solo, o autor acredita serem necessárias mais pesquisas para explorar todas suas possibilidades e limitações. Conde (2000) afirmou que quanto mais isotópico for o conjunto de dados maior será a similaridade dos resultados com a krigagem ordinária, com correlações tendendo a 1 em casos de isotopia total.

Ver Hoef & Cressie (1993), Royle & Berliner (1999), Castrignanò et. al. (2000) utilizaram-se da cokrigagem associada a outras ferramentas de análise espacial para mapeamento das variáveis do solo. No estudo da fertilidade do solo, são muitos os elementos e parâmetros obtidos em uma amostra, podendo-se realizar esse tipo de performance em busca de uma estimativa mais precisa na confecção de mapas. Os cátions presentes no solo, acidez e os

elementos envolvidos na sua ocorrência, o fósforo e matéria orgânica são alguns exemplos de grupos que freqüentemente apresentam comportamento semelhante (Mello et. al., 1983; Raij, 1991) e podem ser melhor estimados e mapeados a partir da cokrigagem.

Segundo Conde (2000), o uso da cokrigagem requer um esforço adicional (semivariogramas cruzados, tempo maior de análise e processamento) quando comparado com a utilização da krigagem. Além disso, nos casos em que ocorre a isotropia, a cokrigagem ordinária atribui pesos iguais a zero para as variáveis secundárias, não justificando seu uso em detrimento a krigagem ordinária, uma vez que a redução da variância de krigagem é muito pequena. Entretanto, nos casos de heterotropia parcial a contribuição da variável secundária é importante para a estimativa uma vez que reconstitui, através da correlação, os valores da variável de interesse.

4. 1. 7. 3. Validação cruzada

Para a interpolação, ajusta-se um modelo teórico de semivariograma aos dados do semivariograma experimental. Para descrever os semivariogramas e fornecer informações mais precisas para a krigagem, os semivariogramas podem ser avaliados pela técnica conhecida como “cross-validation” ou validação cruzada, que permite comparar o impacto dos diferentes modelos de semivariogramas sobre os resultados da interpolação retirando os dados atuais e reestimando-os por dados dos vizinhos que permaneceram (Goovaerts, 1997). 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.

Estimativas baseadas na fórmula da média ponderada, tal como a krigagem ordinária, apresentam uma variabilidade reduzida, que é deferida na literatura como efeito de suavização (Isaaks & Srivastava, 1989). A utilização de um maior número de amostras tende, geralmente, a aumentar a suavidade das estimativas. Como uma consequência do efeito de suavização, pequenos valores são geralmente superestimados enquanto valores altos são subestimados, caracterizando um enviesamento condicional do estimador resultante (Goovaerts, 1997). Isso surge como um sério problema na detecção de padrões de valores extremos do atributo, tais como zonas de alta permeabilidade ou ricas em metal. Sendo assim, as estimativas da krigagem ordinária não repetem o histograma e o semivariograma, apresentando a distribuição de frequências dos valores estimada menor assimetria em relação à distribuição original, e o patamar menor do semivariograma devido a menor variância.

Vieira et. al. (1983) utilizou técnicas para aferir os modelos ajustados em situações onde o semivariograma deixava dúvidas entre uma fraca estrutura espacial ou em efeito pepita puro, para decidir qual destas duas opções deveria ser adotada.

4. 2. Amostragem do solo

O solo é produto da interação de diversos fatores de formação, por isso, a medida de uma propriedade em alguns pontos pode revelar grandes variações de valores, mesmo em uma área considerada homogênea. Essas propriedades variam continuamente na superfície (Burgess & Webster, 1980) e, como tal, constitui uma população infinita em uma determinada área.

No passado, as condições de um solo eram estimadas através da coleta de amostras inteiramente casualizadas no campo, que acabava sendo o solo tratado de forma homogênea, desprezando a variabilidade de seus atributos. Então, toda área era tratada de acordo com as análises dessas amostras, o que tornava as recomendações de adubação e aplicações muito simples, aplicando-se apenas uma dose de fertilizantes em toda área (Kuhar, 1997).

Com as novas tecnologias em agricultura de precisão, a aplicação de fertilizantes pode ser feita de forma contínua com doses variáveis, aplicando-se as quantidades conforme a necessidade de cada ponto no campo. Essa mudança nos métodos de aplicação tem feito com que a amostragem do solo passe, de uma média de todo campo para uma análise da variabilidade espacial por todo campo (Kuhar, 1997). Pode-se realizar esse tipo de amostragem através da amostragem sistemática em células, também chamadas de *grid*, ou pelo levantamento de solos. Assim, ao contrário de amostras casualizadas, tem-se uma constância amostral na área e considera-se características estruturais e aleatórias de uma variável espacialmente distribuída (Reichardt et al., 1986).

O levantamento de solos de uma área é uma alternativa à amostragem em *grid*, porém controverso, já que Burrough (1993) aponta como aspecto crítico para a delimitação dos solos em classes, no espaço geográfico, o limite das classes, uma vez que polígonos representantes das unidades de mapeamento podem conter, na verdade, uma larga associação de solos, embora sejam apresentados como relativamente homogêneos.

A amostragem em *grid* envolve a divisão da área em quadrados ou retângulos de um certo tamanho, cujas amostras são retiradas de cada seção e enviadas ao laboratório de análise de solo. O objetivo é aproximar-se a melhor estimativa da necessidade

de nutrientes em uma escala menor que toda área, através da elaboração de malhas de amostragem. Pode-se usar o método do centro do grid, que se trata da amostragem no centro da célula, também conhecido como amostra pontual ou grid pontual, ou a intersecção das células na malha amostral. Sistemas de posicionamento global, como o DGPS, são usualmente utilizados nesse tipo de amostragem para, justamente, localizar o centro de cada grid ou suas intersecções. Outro método é o da célula do grid, onde dentro de cada grid são feitas algumas amostras casualizadas, que resulta em uma amostra composta de cada célula, efetuado para grandes áreas de produção ou áreas onde não se almeja um detalhamento maior da variabilidade da área. Apesar das evidências empíricas refletirem que este tipo de amostragem parece ser mais preciso do que a amostragem aleatória é necessário considerar as tendências periódicas (adubação em linha durante anos sucessivos, o padrão de tráfego dos equipamentos utilizados, etc.). Este efeito pode ser reduzido pela escolha de um padrão de amostragem que não coincida com o espaçamento e orientação das tendências periódicas (Dick et al., 1996). A intensidade da amostragem em áreas sob uso contínuo depende de vários fatores, como por exemplo, os níveis dos nutrientes em relação às necessidades das culturas, os padrões da variabilidade espacial destes nutrientes, as recomendações de adubação utilizadas, a expectativa de resposta à adubação e os custos adicionais decorrentes do esquema de amostragem (Malarino, 1998).

Existem diversas estratégias de amostragem para diferentes propósitos e estudos do solo. Sameshima & Yamamoto (1996) expuseram diversos tipos de malhas de amostragem para interpolação de dados. Diversos são os trabalhos onde os autores não entraram em concordância sobre o tamanho e forma dos grids (Delcourt et al., 1996, King et al., 1998; Yang et al., 1998; Morton et al., 1998; Reetz Jr. 2000). Segundo Wollenhaupt

(1995), o tamanho do grid é muito importante no tocante a confiabilidade do que se está amostrando. Assumindo-se um grid de 30 m² como 100%, o autor acredita que a confiança em um grid de 60 m² estaria em torno de 90% e um de 90 m² em 70%, e indica grids em torno de 30 a 60 m².

4. 3. Sistemas de informações geográficas (SIG)

Sistemas de Informações Geográficas (SIG) têm por objetivos adquirir, armazenar, combinar, analisar e recuperar informações codificadas espacialmente, integrando em uma única base de dados informações espaciais provenientes de várias fontes de dados, como: mapas analógicos, fotografias aéreas, imagens de satélite, dados de análise e de campo (Castro, 1996). Em atividades como a agricultura de precisão, que um enorme volume de dados são gerados seja para detalhamento do solo, monitoramento da cultura ou avaliação da colheita, faz-se necessária uma ferramenta para armazenar, ordenar e processar essas informações, formando assim uma base de dados.

Um SIG tem a habilidade de manipular, por exemplo, dados de variabilidade espacial de rendimento de cultura, podendo analisá-los conjuntamente com outros dados como solos, modelos digitais de elevação, restrições para o plantio; modelando cenários futuros e avaliando a efetividade de manejo, monitorado para cada área (Rocha & Lamparelli, 1998). Um dado espacial que pertence a uma posição na superfície da terra é chamado de dado georreferenciado e pode estar associado a um dos diversos sistemas de coordenadas existentes como Latitude/Longitude, UTM (Universal Transversa de Mercator). Dados de amostras, coletas, medições e observações no campo podem ser introduzidas em um

SIG associadas a sua posição geográfica e, a partir da ordenação desses dados, proceder análises e visualizá-las em diferentes planos através de mapas. O geoprocessamento pode ser definido como o conjunto de tecnologias de coleta e tratamento de informações espaciais e de desenvolvimento e uso de sistemas que a utilizam (Rodrigues, 1990). Isso faz com que se possa tratar o solo de maneira diferenciada, pois a partir do georreferenciamento aliado a sistemas de posicionamento global (GPS) consegue-se retornar a qualquer ponto no campo.

Ao avaliar os mapas deve-se ter conhecimento do histórico e da situação da área tratada, tais como problemas de colheita, de plantio, linhas de cerca antigas, estradas, construções, canais de drenagem, entre outros. Um avaliador que não conheça nada deste histórico poderia incorrer em uma má interpretação dos mapas (Kuhar, 1997). O que se pretende, ao utilizar um SIG, é o suporte à tomada de decisões, para gerenciamento de uso do solo, recursos hídricos, ecossistemas aquáticos e terrestres, ou qualquer entidade distribuída espacialmente (Calijuri et al., 1998).

4. 4. Mapas de fertilidade

Com o emprego da interpolação de dados, a evolução da ciência da computação e sistemas de informação geográfica, abriu-se uma porta para manipulação de dados em curto espaço de tempo, não havendo mais necessidade de agrupamento de dados em classes, sendo estes elaborados automaticamente em mapas de isolinhas (McBratney & De Gruijter, 1992, Burrough et al., 1997 e McBratney & Odeh, 1997).

Os resultados de coletadas e análises de solo são usados para gerar mapas da fertilidade. Kuhar (1997) cita que geralmente é feito um mapa para cada propriedade

do solo. Métodos matemáticos, como a krigagem e cokrigagem, por exemplo, se encarregam de ajustar as áreas entre as amostras criando mapas mais similares aos níveis de nutrientes no solo, levando em conta a variabilidade espacial. Assemelha-se muito à confecção de mapas topográficos ou de elevação, usando pontos para mensuração e sendo representados por isolinhas ou linhas de contorno. Esses mapas perdem a malha regular das células dos grids de amostragem e a área divide-se em pequenas áreas irregulares referentes as mesmas fertilidades (linhas de isofertilidade). A interpretação destes mapas nem sempre é simples, pois muitas vezes as propriedades em estudo apresentam estruturas espaciais de difícil compreensão, o que torna a tomada de decisão mais complicada.

Reetz Jr. (2000) obteve mapas de fósforo em diferentes escalas a partir do tamanho de grid de amostragem utilizado. Finke (1993) interpolou valores de nitrogênio por krigagem dijuntiva, conseguindo estudar o comportamento do nutriente em diversos tipos de manejo. White & Zasoski (1999) relataram a importância de se mapear a fertilidade do solo para obter um suporte quantitativo no balanço nutricional do solo. Mapas contendo o estado de fertilidade em uma determinada área são usados em agricultura de precisão fundamentalmente, para determinação dos mapas finais de aplicação de fertilizantes à taxa variável.

4. 5. Mapas de recomendação e aplicação de fertilizantes

Walters & Goesch (1998) relataram a importância de se conhecer a variação temporal e espacial dos níveis residuais de nutrientes, para que seja feita aplicação de fertilizantes à taxa variável e, por sua vez, torná-la mais eficiente. Esse conhecimento tem de ser criterioso no contexto da agricultura de precisão, uma vez que envolve investimentos em

maquinário que possibilite a aplicação, além de grande volume de insumos. A amostragem e as análises e ajustes geoestatísticos são críticos, pois um erro nessas etapas pode resultar em erros extrapolados nos mapas de aplicação.

O tratamento dos dados através de um SIG é o passo intermediário para a obtenção dos mapas de tratamento, que são utilizados, segundo Legg & Stafford (1998), como entrada de dados para um sistema de controle que dirige o mecanismo de aplicação variável, juntamente com um sistema de navegação GPS. Esses mapas contêm, basicamente, a recomendação de aplicação do elemento a partir de níveis de fertilidade do solo ou até mesmo da planta. Segundo Ferguson et. al. (1999), a estratégia de definições de manejo para tratamento a taxa variável (VRT) tem incluído alguns aspectos de tipo de solo combinados com outras medidas de produtividade, como declividade ou níveis de fertilidade.

King et al. (1998) apresentaram mapas de aplicação de nitrogênio, enquanto Yang et al. (1998) interpolaram mapas de aplicação de nitrogênio e fósforo para aplicação a taxa variável. Reetz Jr. (2000) obteve mapas de necessidade de fósforo para aplicação a taxa variável enquanto Goense (1997) discutiu a variância entre a taxa de fertilizante aplicado e a requerida pelo solo através de ferramentas geoestatísticas.

4. 6. Sistemas de posicionamento global (GPS)

A tecnologia GPS foi criada na década de 70, mas somente nos dias atuais, com uma rede de satélites grande o suficiente para ter confiabilidade no sistema é que tem feito do seu uso uma rotina em muitas propriedades agrícolas. Goense (1997) acrescentou que isso foi possível pelo desenvolvimento de receptores de satélites pela NAVSTAR e pela

GLONASS, sistemas americano e russo, respectivamente. Determina-se os satélites como pontos de referência e a partir da triangulação pode-se localizar qualquer ponto na superfície terrestre em coordenadas como latitude/longitude ou UTM (Rocha & Lamparelli, 1998). A geometria dos satélites interfere na posição captada pelo receptor GPS e, conseqüentemente, na resolução espacial de maquinário agrícola que se utilizam dessa tecnologia.

Em uso civil, o sistema possui um erro embutido pelo governo americano, chamado código SA, que limita sua precisão. Porém, a utilização de sistemas com correção diferencial DGPS permite atingir precisões de até 1m, melhorando o cálculo das posições a partir dos receptores. A resolução de posição requerida depende da operação em consideração, variando de cerca de 30m para aplicação variável de fertilizante até abaixo de 0,1m para linha de plantio da cultura (Legg & Stafford, 1998). Para levantamentos localizados ou estabelecimento de uma malha de amostragem dentro de um campo, a recepção e definição da posição geográfica pode ser computada repetidamente em modo estático para reduzir o erro.

Fekete (1996) observou erros no sistema GPS para manejo específico de nutrientes, relativos a sua locação e o atraso de resposta no controlador de fertilizantes. Esse tipo de erro deve ser diminuído para incrementar as aplicações no campo. O posicionamento de máquinas no campo requer resolução de posicionamento fidedigna em modo dinâmico, possivelmente com atualizações a cada 0,5 segundos (Legg & Stafford, 1998).

4. 7. Agricultura de precisão

Até pouco tempo, não importava saber que havia variação dentro de uma mesma área, se esta variação não era passível de identificação e manejo de modo viável, técnica e economicamente, mesmo sabendo da sua existência há muito tempo. Com a informatização da atividade agrícola, passou-se a poder gerenciar os processos de produção, visando maximização dos lucros e minimização na aplicação de insumos e no impacto ambiental. Balastreire (1999) apontou como redução final do custo do produto, a realocação de pontos de baixo potencial produtivo para outros com maior potencial, para aumento da produtividade da área considerada sem aumento na quantidade de insumos; ou pela redução na quantidade de insumos de pontos de baixo potencial e transferência de parte dessa redução para os pontos de alto potencial, para redução da quantidade total de insumos sem aumento da produtividade da área considerada.

A variabilidade dos solos tem sido abordada pela classificação numérica, por métodos de estatística multivariada, classificação contínua (fuzzy), geoestatística, métodos de fractais, morfologia matemática e teoria do caos (Burrough et al., 1994). Embora estes métodos estatísticos permitam inferir sobre a variabilidade do solo (vertical e horizontal), a dependência espacial entre as amostras somente pode ser modelada através da geoestatística (Webster, 1985). A geoestatística tem-se mostrado de grande utilidade na ciência do solo para caracterizar e mapear a variação espacial das propriedades do solo. O estudo da variabilidade espacial das propriedades químicas e físicas dos solos é particularmente importante em áreas onde esse está submetido a diferentes manejos, pois a análise geoestatística pode indicar alternativa de manejo não só para reduzir os efeitos da

variabilidade do solo na produção das culturas (Trangmar et al., 1985), mas também para aumentar a possibilidade de se estimarem respostas dos atributos do solo em função de determinadas práticas de manejo (Ovalles & Rey, 1994).

Mas porque essas áreas, via de regra, contêm um complexo arranjo de solos e paisagens, uma extensiva variabilidade espacial nas propriedades do solo e na produtividade das culturas, é uma regra e não uma exceção (Marques Júnior & Corá, 1998). Os autores afirmaram ainda que sistemas baseados apenas em análises químicas de solo poderiam experimentar um insucesso se os fatores limitantes principais fossem, por exemplo, disponibilidade de água, aeração do solo ou competição por plantas daninhas.

O mapeamento de diversos fatores aliado ao conhecimento prévio da área e suas características, pode resultar no sucesso de um sistema de agricultura de precisão. Fekete (1996) afirmou que um sistema de aplicação de fertilizantes e corretivos a taxa variável é baseado no mapa da área, amostragem de solo e mapas dos níveis de nutrientes encontrados, determinando assim mapas de doses de aplicação. O manejo específico do campo estende-se ainda a aplicação localizada de defensivos, baseados em mapeamentos de plantas invasoras, por exemplo, estendendo-se também a pragas e doenças. Paralelo a isso, o sistema pode estender-se ainda à semeadura controlada, visando variação da população de plantas, profundidade de semeadura e localização de cultivares, controle localizado da intensidade de preparo do solo, a partir de mapas de compactação do solo e mapas de produtividade das culturas obtidos na operação da colheita realizada com equipamentos apropriados.

O suporte à tomada de decisão, previsões para próximas safras e adoção de novas técnicas envolvem esse ciclo que se repetirá ano após ano, funcionando como um histórico digital da área, de grande valor agrônomo. Estudos preliminares sobre a adoção

ou não do sistema de agricultura de precisão são indispensáveis, uma vez que envolvem altos investimentos, mas quando a resposta for positiva os ganhos são indiscutíveis.

5. MATERIAIS E MÉTODOS

5. 1. Materiais

5. 1. 1. Área de estudo

A área de estudo compreende um campo de produção de grãos com 71,79 ha, em uma propriedade localizada no município de Araguari- MG, cujas coordenadas são: 18° 40' de latitude Sul e 48° 15' longitude Oeste. O relevo regional é medianamente dissecado em formas convexas, associadas a formas tabulares amplas, com rede de drenagem pouco entalhada, pertencendo ao Planalto Setentrional da Bacia do Paraná. Apresenta relevo regional de plano a suave ondulado, vegetação de cerrado tropical e solo Latossolo Vermelho Distrófico textura argilosa, originários de cobertura laterítica Terciária e Quaternária Indiferenciadas (BRASIL, 1983).

A precipitação média anual é de 1300 mm e confere com o histórico da área de 1997, 1998 e 1999, com valores de 1702 mm, 845 mm e 1231 mm, respectivamente, e média de 1259 mm anuais.

A área encontra-se sob sistema de plantio direto, e vem sendo manejada com a tecnologia da agricultura de precisão desde 1997, com a obtenção de mapas de produtividade por 3 safras: para a cultura do milho, em 1997; cultura da soja, em 1998; e novamente milho, em 1999. Ocorreram nas safras de 1999 e 2000 aplicações de fertilizantes a taxa variável no plantio, diretamente com a semeadora. Na época da amostragem a área encontrava-se em pousio, não sendo possível a identificação das linhas de cultivo.

5. 1. 2. Equipamentos e programas

- Estacas de madeira;
- trena;
- teodolito D. F. Vasconcelos, TV-M2;
- balisas;
- trado tipo “Holandês”;
- sacos plásticos para coleta de solo;
- sistema de posicionamento DGPS;
- computador PC Pentium III 750 Mhz, HD 20 GB, 128 MB RAM;
- sistema de informação geográfica IDRISI for Windows 32 (Eastman, 1999);
- programa ISATIS 3. 3. (Geovariances, 2001);
- histórico da área estudada.

5. 2. Métodos

5. 2. 1. Amostragem do solo

A amostragem ocorreu em uma área que apresenta uma seqüência de solo representativa da região agrícola em estudo. A área foi georreferenciada e colocada sob ela uma malha digital quadrada com abertura de 60 m, segundo o proposto por Wollenhaupt (1995). A amostragem foi mais adensada em 5 pontos, reduzindo a malha para 30 m. No campo, estacas de madeira foram utilizadas para a demarcação dos grids no terreno, utilizando-se do teodolito, balisas e uma fita com 60m para chegar a uma malha quadrada, sendo o procedimento facilitado pelo relevo plano e a ausência de curvas de nível, como pode ser visto na Figura 2.



Figura 2: Campo experimental em Araguari – MG.

A amostragem foi feita com trado tipo Holandês, de 0 a 20 cm de profundidade, individualmente para cada grid, na intersecção da malha quadrada. Foram coletadas 204 amostras compostas de solo, identificadas com suas respectivas posições geográficas pelo sistema DGPS, conforme o esquema de amostragem apresentado na Figura 3.

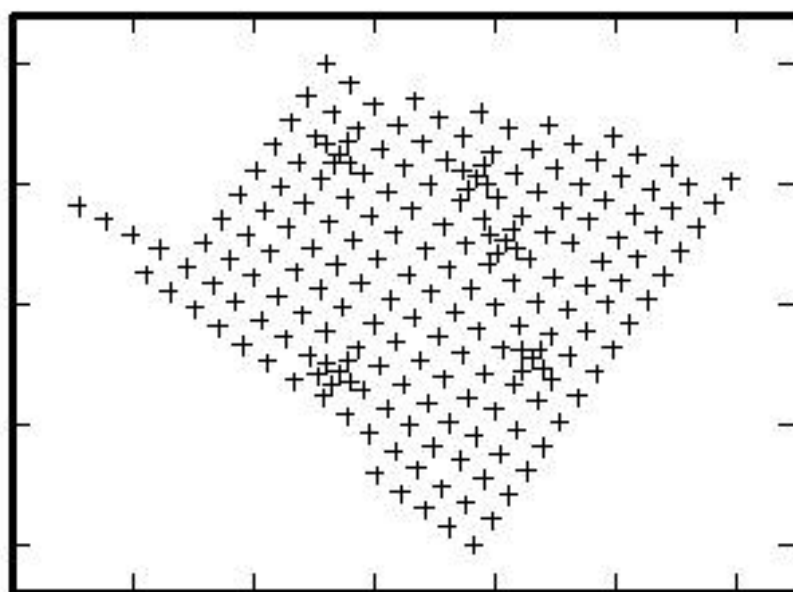


Figura 3: Esquema de amostragem realizado em Araguari-MG.

As amostras foram acondicionadas e identificadas, e conduzidas ao Laboratório de Fertilidade do Solo do Departamento de Recursos Naturais / Ciência do Solo, da FCA / UNESP – Botucatu, para análise química. Os elementos analisados foram: fósforo (P), potássio (K), cálcio (Ca), magnésio (Mg), alumínio (Al), matéria orgânica (MO), Potencial Hidrogeniônico (pH), saturação por bases (V%), soma de bases (SB), capacidade de troca catiônica (CTC) e Acidez Potencial (H+Al). Ca, Mg e K trocáveis foram extraídos por solução de acetato de amônia e determinados por espectrofotometria de absorção atômica. O

Al trocável foi determinado utilizando-se solução de cloreto de potássio 1N, H + Al com solução de acetato de cálcio 1N a pH 7,0 e o P solúvel extraído com solução de ácido sulfúrico 0,05N e determinação colorimétrica. O pH foi determinado em solução de CaCl_2 0,01M, relação solo: solução de 1: 2,5, e a MO pelo método colorimétrico. Os métodos foram descritos pela EMBRAPA (1997).

5. 2. 2. Manipulação dos dados georreferenciados

As coordenadas dos pontos de amostragem obtidos no sistema DGPS em Latitude/Longitude sofreram transformações para o sistema UTM, descrito por Aguirre (1993), requerido pelos programas utilizados. Os resultados das análises foram dispostos em planilhas e associadas com as respectivas posições geográficas, permitindo importação para os programas.

Foi elaborada uma padronização dos dados para as mesmas unidades, dividindo-se os valores pela respectiva média (Blackmore, 2000), para uma melhor visualização dos resultados entre os cruzamentos das variáveis durante a análise espacial multivariada.

5. 2. 3. Análise exploratória

A análise exploratória dos dados permitiu um melhor entendimento de conjunto, uma vez que sumariza o conjunto de dados, descrevendo suas variações e

comportamentos em torno da média, possibilitando interpretações mais confiáveis e detecção de possíveis erros (Landim, 1998).

Os dados de cada elemento ou parâmetro em estudo foram examinados no programa ISATIS quanto a suas distribuições de frequência em histogramas, como descrito por Isaaks & Srivastava (1989). Para verificar a dispersão desses dados, foram analisados os quartis superiores e inferiores das frequências, identificando possíveis “outliers” (Hoaglin et. al., 1992), eliminados segundo metodologia proposta por Geovariances (2001), com a redistribuição das frequências para cálculo dos variogramas.

A construção de histogramas das distribuições de frequências dos parâmetros estudados permitiu uma representação qualitativa das distribuições. O teste proposto por D’Agostinho (Parkin & Robinson, 1992) foi realizado para testar a normalidade do conjunto de dados, a 5% de probabilidade.

Foram calculados os coeficientes de correlação entre as variáveis envolvidas no estudo indicando a dependência entre elas no solo. Conde (2000) relatou a importância dos coeficientes de correlação e o quanto influencia na performance da cokrigagem. Segundo a autora, inúmeros trabalhos indicaram que esses coeficientes devem ser bons, mas não foram impostos limites. Coeficientes menores que 0,5 podem apresentar uma tendência de aumento do desvio padrão em relação à média, deteriorando a coestimativa.

5. 2. 4. Análise espacial

Os teores dos nutrientes do solo foram previamente analisados estatisticamente por meio da análise espacial univariada e multivariada dos mesmos, para

verificar a existência e mensuração da dependência espacial entre as amostras. Posteriormente, foram elaborados os variogramas entre os teores estudados. Para tanto foi alocada uma área de malha regular de 60 m².

5. 2. 4. 1. Geoestatística univariada

O variograma foi usado como método estimador geoestatístico da autocorrelação espacial, sendo essa ferramenta de continuidade espacial, também usadas para investigar a magnitude da correlação entre as amostras, sua similaridade ou não, com a distância. Isto baseado na Teoria da função aleatória (Isaaks & Sivastava, 1989), que auxiliam na apresentação da estimativa experimental das estatísticas.

A variabilidade e dependência espacial foram determinadas pelos valores das características químicas dos pontos amostrados, em função dos teores de P, K, Ca, Mg, Al, pH, V%, MO, SB, CTC e H+Al sendo necessário que cada medida estivesse associada à sua respectiva posição relativa ou coordenada espacial (georreferenciadas).

Os arquivos de dados construídos em planilhas, contendo características químicas do solo com suas respectivas coordenadas geográficas (UTM), foram importados para o programa ISATIS (Geovariances, 2001), que utilizou os valores da variável em estudo com suas respectivas coordenadas de campo para a construção de variogramas experimentais, na análise espacial dos dados.

Variogramas diretos para quatro direções: 0°, 45°, 90° e 135° foram calculados no módulo “*exploratory data analysis*” do programa ISATIS e ajustados a modelos teóricos no módulo “*variogram fitting*” do programa. As distâncias examinadas nos

variograma consideraram metade da distância total de amostragem no campo (Journel & Huijbregts, 1978), respeitando o número de pares de dados analisados, que deve ser maior do que 30. Assim, adotou-se como padrão a distância de 530 m para os cálculos, divididos em 10 passos ou “lags”. Modelos teóricos de variograma, como gaussiano, esférico, exponencial e linear foram superpostos à sequência de pontos obtidos, no variograma experimental, de modo que foi escolhida a curva que melhor se ajustou aos pontos obtidos. O denominado variograma teórico representou a tendência, alcance e intensidade da variabilidade espacial para a variável estudada. O modelo que forneceu o menor desvio padrão entre o valor real e o estimado para cada ponto, após análise dos mesmos, foi então escolhido. O ajuste dos modelos teóricos do variograma aos experimentais encontrados foi feito através do modo interativo de ajuste do programa ISATIS, também chamado de ajuste a sentimento (Ribeiro Junior, 1995) ou método das discrepâncias sucessivas (Guerra, 1988), buscando melhores resultados que o ajuste automático, também disponível no programa.

Para mensurar a dependência espacial calculou-se o IDE - Índice de Dependência Espacial (Trangmar, 1985), dada pela razão entre o efeito pepita (C_0) e a semivariância total, representada pelo valor do patamar. A sugestão é de que o critério para classificação por este coeficiente seria: baixa dependência espacial, quando o IDE for maior que 75%; moderada dependência espacial para $75\% > IDE > 25\%$; e alta dependência espacial para IDE abaixo de 25%.

5. 2. 4. 1. 1. Validação cruzada

Para comparar os resultados obtidos, foi empregada a validação

cruzada dos modelos, através do módulo “*cross validation*” do programa ISATIS. Cada valor no caso é eliminado e reestimado usando-se informações dos dados restantes, segundo método proposto por Geisers (1975) e descrito por Goovaerts (1997). Os resultados obtidos foram analisados segundo Geovariances (2001).

5. 2. 4. 2. Geoestatística multivariada

Alguns elementos e parâmetros foram analisados através de variogramas cruzados, verificando a relação multivariada e espacial simultaneamente para uma melhor tomada de decisão. Foram analisados os seguintes grupos: a) concentração de cátions através da CTC, K, Ca, Mg e SB; b) acidez através do pH, SB, V%, H+Al e Al; c) correção da acidez através da CTC, V%, Ca e Mg; e d) aplicação de fertilizantes através do P, K e MO. Esses grupos de elementos possuem geralmente correlação, seja pelo seu comportamento no solo ou por estarem associados às mesmas práticas de manejo (Mello et al., 1983 e Raij, 1991), podendo ser melhor estimados quando apresentam correlação espacial suficientemente forte.

Com base no processo desenvolvido por Matheron em 1982, descrito em Wackernagel (1995), e aplicado por Castrignanò (2000), realizou-se a análise de correionalização. No módulo “*exploratory data analysis*” do programa ISATIS, ajustou-se variogramas diretos e cruzados omnidirecionais. Os variogramas experimentais foram ajustados a modelos teóricos, no módulo “*variogram fitting*”, mesmo procedimento adotado anteriormente (Guerra, 1988), porém aliado algumas vezes ao ajuste automático. No programa, foi analisado o modelo linear de correionalização das variáveis em estudo,

buscando novos parâmetros para uma análise mais fiel do campo. Estruturas imbricadas (Guerra, 1988), resultantes de uma sucessão de alcances e patamares, foram ajustadas para visualização das zonas de influências contidas em cada conjunto de variáveis estudadas.

5. 2. 5. Elaboração de mapas de fertilidade

Com a introdução das características químicas do solo e suas respectivas coordenadas geográficas (UTM) no formato vetor, e a partir de dados e parâmetros geoestatísticos obtidos no programa ISATIS, efetuou-se a interpolação dos dados, obtendo-se mapas de contornos ou isolinhas para cada característica envolvida (Campos, 1996, Yang et al., 1998; King et al., 1998) como um recurso para a representação espacial da variabilidade. O método de interpolação adotado foi a krigagem ordinária (Isaaks & Srivastava, 1989), disponível no SIG-IDRISI 32 (Eastman, 1999). No módulo *analysis / surface intrepolation / geostatistics / kriging and simulation* efetuou-se o processo.

Dessa forma, os diferentes planos puderam ser combinados por superposição, resultando em um novo plano que contém as informações combinadas, sendo um suporte para elaborar o mapa final de aplicação de fertilizantes em sistema digital, a partir das recomendações e da interpolação dos resultados.

5. 2. 6. Mapa de recomendação de adubação

Segundo a recomendação para a cultura da soja no Estado de Minas Gerais (Ribeiro et. al., 1999), que foi adaptada aos métodos utilizados no Estado de São Paulo

(Raij, et. al., 1997), foi confeccionado um mapa final de recomendação para aplicação de corretivos a taxa variável com base na análise de solo e nos mapas krigados no SIG-IDRISI 32 (Eastman, 1999).

Executou-se a fórmula de necessidade de calcário pelo módulo *analysis / mathematical operators / image calculator*. Utilizando-se da fórmula de necessidade de calcário (37) definida pelo método da saturação por bases (Raij, et. al., 1997), pode-se efetuar a operação com os mapas, a fim de se esboçar um mapa de aplicação localizada de corretivos para a área. A expressão foi montada usando-se os arquivos como os componentes V% e CTC, introduzindo as imagens nos locais apropriados da fórmula, pelo módulo *insert image* da calculadora de imagens.

$$\text{FÓRMULA DE CÁLCULO: } NC = CTC * (V\% \text{ desejada} - V\% \text{ atual}) / PRNT * 10 \quad (37)$$

onde: NC é a necessidade de calcário em t/ha; CTC é a capacidade de troca catiônica em mmolc/dm³; V% é a saturação por bases em %; e o PRNT o poder relativo de neutralização total do material a ser aplicado em %. Para tal, assumiu-se a saturação desejada como V% = 50% e PRNT = 75% (Ribeiro et. al., 1999).

Utilizando-se novamente a álgebra espacial de mapas, o mapa obtido foi reclassificado para exibir os teores a serem aplicados no solo. Com a classificação deste mapa permitiu-se uma representação mais clara do provável mapa de aplicação, através do módulo *reclass*, dentro do menu *analysis / database query*.

Para a recomendação de fertilizantes, interpolou-se os valores de P e K pelo módulo *analysis / surface interpolation / interpol*, que utiliza o método do Inverso do

Quadrado da Distância para estimação. Com os mapas interpolados, adaptou-se a recomendação para a cultura da soja no Estado de Minas Gerais aos métodos utilizados no Estado de São Paulo. Foi utilizado o módulo *reclass*, dentro do menu *analysis / database query* para reclassificar os mapas. Assim pôde-se obter as zonas de necessidade dos elementos em mapas de quantidades de fertilizantes. A fim de conseguir um mapa de aplicação de um fertilizante formulado, no módulo *analysis / database query / crosstab* efetuou-se o cruzamento dos mapas de recomendação para fósforo e potássio. Na cultura da soja, a aplicação de Nitrogênio é dispensada pela inoculação de *rizobium* diretamente nas sementes, razão pela qual não foi considerado no procedimento de confecção desse mapa.

6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

6. 1. Análise exploratória dos dados

Os dados de cada elemento ou parâmetro em estudo passaram por uma análise estatística exploratória, verificando características quantitativas e as respectivas distribuições de frequência em histogramas, segundo Gomes (1976) e Isaaks & Srivastava (1989).

6. 1. 1. Estatística descritiva

Foram analisadas como medidas de posição, as médias aritméticas das variáveis; como medidas de dispersão em torno da média, a variância, o desvio padrão e o coeficiente de variação; e, como medidas de forma, os coeficientes de assimetria e curtose presentes no Quadro 1.

Quadro 1: Análise estatística exploratória para as variáveis químicas dos solos em Araguari -

MG.

Variável	Média	Desvio padrão	Variância	Coef. de Assimetria	Coef. de Curtose	Coef. de Variação	Y	Distrib. de Frequência
Al	2,46	1,48	2,22	2,79	20,98	60	-16.33	N
H+Al	36,83	10,15	103,06	0,06	2,33	28	3.9778	N
pH	4,59	0,38	0,14	0,43	3,05	8	9.2058	N
CTC	62,42	9,18	84,23	-0,67	3,55	15	0.7407	N
SB	25,59	9,34	87,14	0,78	3,63	36	-0.851	N
V%	41,05	13,17	173,39	0,26	2,36	32	3.5674	N
Mg	5,58	2,59	6,7	1,42	5,68	46	-9.213	LN
Ca	18,27	6,71	45,08	0,76	3,54	37	-1.052	N
MO	24,36	2,68	7,16	0,55	6,79	11	0.4862	N
P	33,51	29,88	893,12	3,12	16,72	89	-29.17	LN
K	1,76	1,04	1,07	1,32	4,69	58	-9.175	N

Unidades utilizadas: MO - g/dm³; P - mg/dm³; H+Al, Al, K, Ca, Mg, SB, CTC, V% - mmolc/dm³. Y=Coef. de D'Agostinho a, 0,05% de probabilidade; N-distribuição normal, LN- distribuição lognormal.

Os coeficientes de variação fornecem, segundo Landim (1998), uma medida relativa da precisão do experimento, sendo bastante útil na avaliação da dispersão dos dados, normalmente apresentados em porcentagem. Considerando os parâmetros propostos por Gomes (1976), somente a variável pH apresentou baixo coeficiente de variação (< 10%), concordando com Zimback (2001). MO e CTC apresentaram médios coeficientes de variação (entre 10 e 20%), H+Al alto (entre 20 e 30%) e as demais variáveis, muito alto (> 30%). No caso, grandes coeficientes de variação podem demonstrar grandes alterações provocadas pelo homem como adubações e calagens sucessivas e irregulares ou mesmo local de amostragem em linha ou entrelinha de cultivo.

O coeficiente mais comumente usado para descrever a forma da distribuição de frequência de uma amostragem é o coeficiente de assimetria (Isaaks & Srivastava 1989). Os altos valores dos coeficientes de assimetria para as variáveis Al, P, Mg e K indicam uma assimetria positiva, comum em distribuições do tipo lognormal. Essas mesmas variáveis, incluindo MO, apresentam alto coeficiente de curtose, que segundo Landim (1998), descreve o grau de achatamento da curva de distribuição de frequências e tendem a 3 em distribuições normais.

6. 1. 2. Verificação de “outliers”

Para a verificação de outliers calculou-se medidas de dispersão adicionais (Quadro 2). Foram analisados os quartis superiores e inferiores das frequências, e com isso, pôde-se identificar valores discrepantes ou “outliers” (Hoaglin et. al., 1992) resultantes possivelmente de práticas inadequadas de manejo da fertilidade do solo ou mesmo erros analíticos em laboratório. As variáveis que apresentaram outliers foram Al em um ponto amostral, MO em um ponto e P em nove pontos, dos 204 pontos amostrados.

Os valores “outliers” encontrados serviram para eliminar possíveis erros analíticos ou de amostragem, redesenhar as distribuições de frequências dos parâmetros, em histogramas (Figura 4) e para o cálculo dos variogramas experimentais durante a análise espacial no programa ISATIS.

Quadro 2: Análise da dispersão dos dados para as variáveis químicas dos solos em Araguaia-

MG.

Variável	Valor mínimo	1º Quartil	Valor mediano	3º Quartil	Valor máximo	Dispersão Interquartil	Valores	Outliers
Al	0	1,65	2,25	3	14,25	1,35	> - 2,4	< 7,05
H+Al	15	28	38	45	61	17	> -23	< 96
pH	3,7	4,3	4,6	4,8	5,9	0,5	> 2,8	< 6,3
CTC	34	58	64	68	87	10	> 28	< 98
SB	8	18	23	31	63	13	> - 21	< 70
V%	12	30	40	50	74	20	> -30	< 110
Mg	1	4	5	7	16	3	> -5	< 16
Ca	5	14	17	22	45	8	> -10	< 46
MO	16	23	24	26	39	3	> 14	< 35
P	5	16	24	37,25	243	21,25	> - 47,75	< 101
K	0,1	1	1,5	2,2	5,8	1,2	> - 2,6	< 5,8

Unidades utilizadas: MO - g/dm³; P - mg/dm³; H+Al, Al, K, Ca, Mg, SB, CTC, V% - mmolc/dm³.

6. 1. 3. Distribuição de frequência

Para avaliar a normalidade do conjunto de dados o teste proposto por D'Agostinho (Parkin & Robinson, 1992) foi realizado, a 5% de probabilidade (Quadro 1).

As variáveis que apresentaram mais claramente distribuição normal foram H+Al, V%, CTC, SB, Ca e MO. Al, Mg, pH, P e K apresentaram distribuição tendendo a lognormal, com acentuada assimetria positiva, considerando parâmetros visuais para tais classificações, e os coeficientes de assimetria e curtose, uma vez rejeitada a hipótese de normalidade. Contudo, essas distribuições não se enquadram em distribuições lognormais de

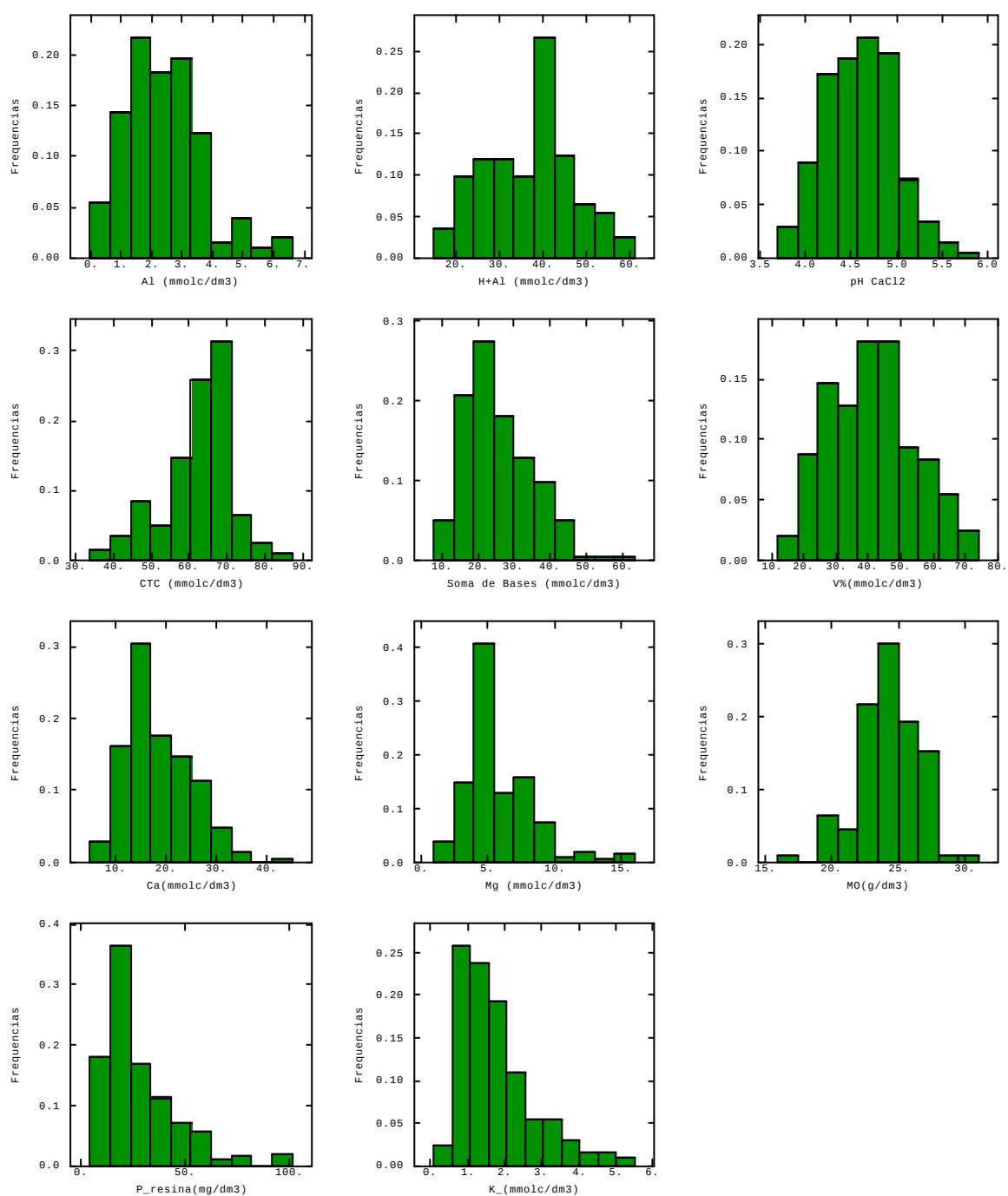


Figura 4: Histogramas das distribuições de freqüência para Al, H+Al, pH, CTC, SB, V%, Ca, Mg, MO, P e K

frequência, pelo estabelecido por Krige (1981), indicando ser essa distribuição comum em geologia ao se estudar concentrações de metais raros.

Segundo Landim (1998), para variáveis contínuas como as em estudo, as distribuições teóricas mais frequentemente utilizadas são normal e lognormal. Cambardela et al. (1994), Goovaerts (1994), Lourenço (1998), Kravchenko & Bullock (1999), Oliveira et al. (1999), Takeda (2000) e Zimback (2001) encontraram distribuição lognormal para a maior parte dos parâmetros químicos dos solos.

Buscando melhores respostas através da transformação dos valores originais dessas variáveis para escala logarítmica, foi conseguida ainda uma distribuição normal de frequências para os valores logarítmicos de P e Mg, quando testada sua normalidade, chegando muito próximo a normalidade para a variável Al.

6. 1. 4. Coeficientes de correlação

Os coeficientes de correlação entre as variáveis envolvidas no estudo multivariado podem ser vistos nos Quadros 3, 4, 5 e 6. No contexto do modelo linear de correção, esses coeficientes podem apresentar uma prévia de como será o comportamento das variáveis, uma vez que se trata de uma matriz de variância-covariância e a covariância está diretamente ligada aos cálculos dos coeficientes de correlação.

Quadro 3: Coeficientes de correlação para concentração de cátions no solo em Araguari-MG.

	CTC	K	Ca	Mg	SB
CTC	1	0,31	0,42	0,26	0,41
K	-	1	0,32	0,15	0,36
Ca	-	-	1	0,83	0,99
Mg	-	-	-	1	0,89
SB	-	-	-	-	1

Quadro 4: Coeficientes de correlação para acidez do solo em Araguari-MG.

	pH	SB	V%	H+Al	Al
PH	1	0,88	0,90	-0,69	-0,54
SB	-	1	0,89	-0,56	-0,42
V%	-	-	1	-0,85	-0,44
H+Al	-	-	-	1	0,39
Al	-	-	-	-	1

Quadro 5: Coeficientes de correlação para correção da acidez do solo em Araguari-MG

	CTC	V%	Ca	Mg
CTC	1	-0,02	0,42	0,26
V%	-	1	0,88	0,84
Ca	-	-	1	0,83
Mg	-	-	-	1

Quadro 6: Coeficientes de correlação para aplicação de fertilizantes no solo em Araguari-MG

	P	K	MO
P	1	0,27	0,04
K	-	1	0,03
MO	-	-	1

Segundo os parâmetros dos coeficientes de correlação, descritos por Conde (2000), os coeficientes calculados pelo programa ISATIS, para concentração de cátions mostraram-se altos entre Ca, Mg e SB e baixos entre os outros cruzamentos. Para acidez revelaram-se altos entre pH, SB e V%, altas correlações negativa entre H+Al, V% e pH, e baixa correlações negativas envolvendo Al. No tocante a correção da acidez, as variáveis Ca, Mg e V% estavam altamente correlacionadas, enquanto CTC não mostrou o mesmo comportamento. No grupo proposto para o estudo da aplicação de fertilizantes na área P, MO e K revelaram correlações muito baixas entre si.

6. 2. Análise espacial

6. 2. 1. Geoestatística univariada

Foram calculados para as variáveis em estudo, variogramas diretos para as direções 0°, 45°, 90° e 135°. Os parâmetros geoestatísticos para os modelos teóricos ajustados podem ser observados na Quadro 7.

Quadro 7: Parâmetros variográficos dos atributos químicos do solo em Araguari-MG.

Variável	Modelos Ajustados	Alcance (m)	Variância espacial	Patamar	Efeito Pepita	IDE(%)	Classe Espacial
Al	Esférico	280	0.64	1.59	0.95	60	Moderada
H+Al	Exponencial	90	46.02	-	-		
	Esférico	366	56.86	102.88	-	0	Alta
pH	Exponencial	370	0.07	0.14	0.07	36	Moderada
CTC	Linear	495	58.08	90.45	32.37	36	Moderada
SB	Exponencial	264	20.39	-	42.57		
	Esférico	464	23.58	86.55	-	49	Moderada
V%	Esférico	373	125	175	50	29	Moderada
Ca	Exponencial	211	5.09	-	21.32		
	Esférico	378	20.66	47.06	-	45	Moderada
Mg	Exponencial	231	3.73	-	2.20		
	Esférico	381	0.31	6.24	-	35	Moderada
MO	Exponencial	224	3.78	6.08	2.30	38	Moderada
P	Efeito Pepita puro	-	288.42	288.42	288.42	100	Baixa
K	Efeito Pepita puro	-	1.001	1.001	1.001	100	Baixa

Os modelos exponencial e esférico foram os que melhor se ajustaram para as variáveis Ca, Mg, SB e para H+Al, o melhor ajuste ocorreu com uma combinação entre o modelo exponencial até determinada distância e terminando a escala de dependência com o modelo esférico. Para todas as variáveis, exceção feita ao H+Al, foi detectado efeito pepita, inclusive sendo efeito pepita puro para as variáveis P e K. No caso da CTC, ajustou-se um modelo linear sem patamar. Todas variáveis, a que foram ajustados modelos, apresentaram ajuste final esférico, exceto MO e pH.

Ainda no Quadro 7, pode-se verificar o IDE - Índice de Dependência Espacial (Trangmar, 1985). Essa relação entre o valor do efeito pepita e do patamar indicou

alta dependência espacial para H+Al, justamente a variável que não apresentava efeito pepita. Para as demais variáveis, que continham efeito pepita, a dependência espacial foi classificada como moderada, sendo baixa apenas quando apresentaram efeito pepita puro, casos de P e K, contrariando o encontrado por Cambardella et. al. (1994).

Os modelos ajustados podem ser visualizados nas Figuras 5 a 15. Nas legendas aparecem os índices D1, D2, D3 e D4 que representam os variogramas direcionais, para as direções 0°, 45°, 90° e 135°, respectivamente e a linha mais forte o variograma teórico. A linha tracejada nos variogramas exibe a variância amostral.

Para Al (Figura 5), o modelo esférico ajustou-se até 280 m, enquanto para H+Al (Figura 6) foi combinado um modelo exponencial até 90 m, seguido de um esférico até 366 m, não apresentando efeito pepita. Nota-se ainda na Figura 6, uma leve anisotropia mista, pela diferença entre os patamares e alcances das direções D1, D2 e D4 com D3.

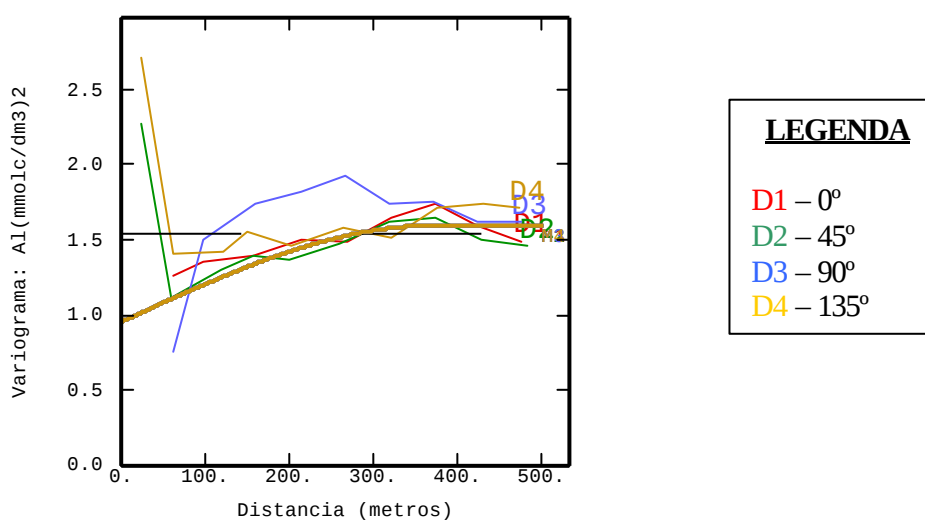


Figura 5: Variograma experimental e teórico do Al no solo.

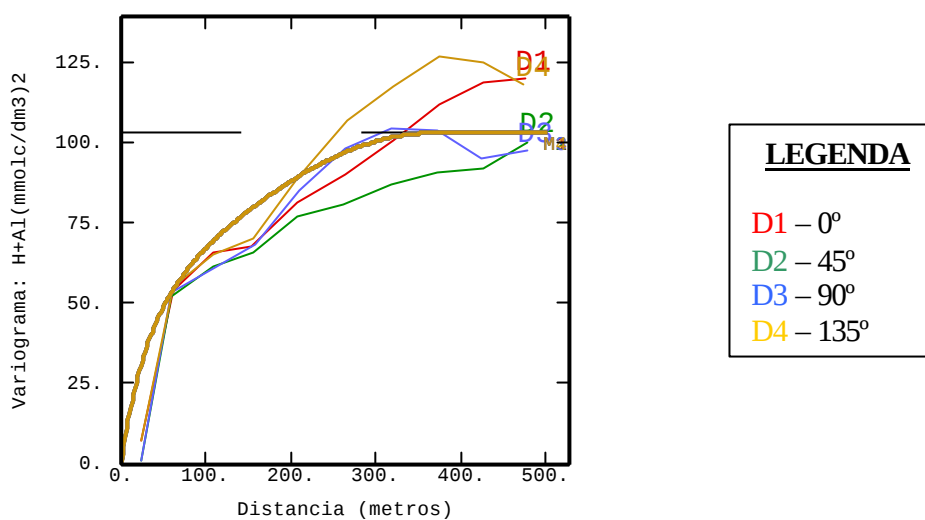


Figura 6: Variograma experimental e teórico do H+Al no solo.

A variável pH (Figura 7) exibe uma leve diferença entre os patamares das direções D3 e D4, podendo ser um indicativo de anisotropia zonal (Zimmerman, 1993). A esse variograma experimental ajustou-se um modelo exponencial até 370 m.

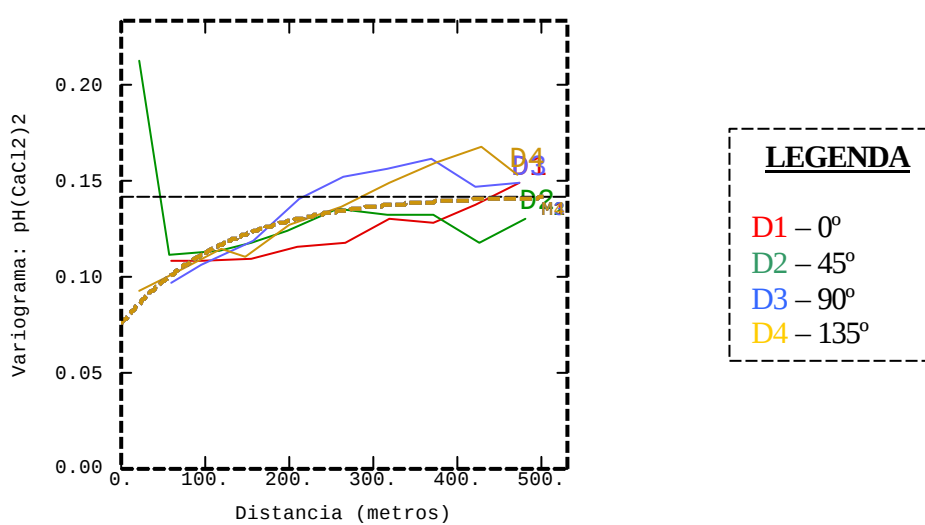


Figura 7: Variograma experimental e teórico do pH no solo.

O variograma experimental de CTC (Figura 8) não apresentou estabilização, realizando-se então o ajuste de um modelo linear de primeira ordem, com alcance sugerido a 495 m. Foram testadas diferentes dimensões do campo amostral, aumentando e diminuindo o número e tamanhos de *lag* tentando um melhor ajuste, porém não sendo eficaz em nenhum caso, comprovando a não estacionaridade dos dados para CTC.

Como no caso do pH, SB (Figura 9) e V% (Figura 10) também apresentaram uma leve diferença entre os patamares das direções D3 e D4, podendo ser um indicativo de anisotropia zonal.

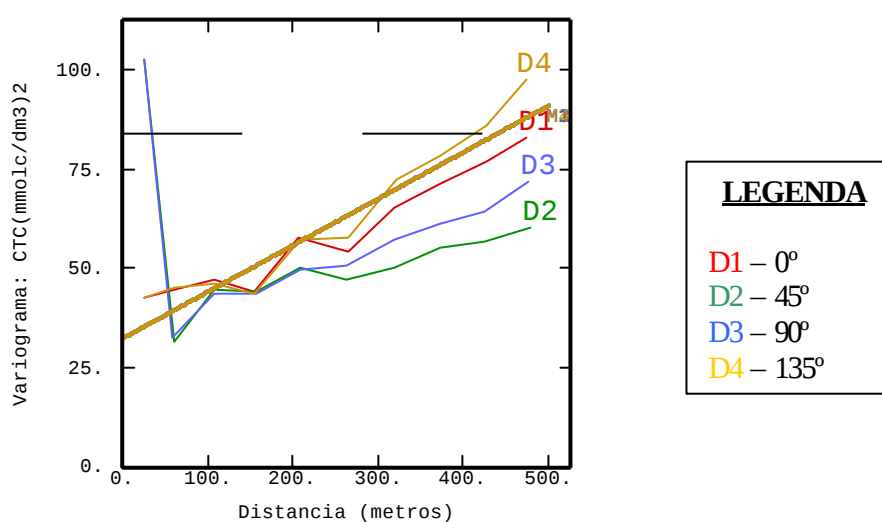


Figura 8: Variograma experimental e teórico do CTC no solo.

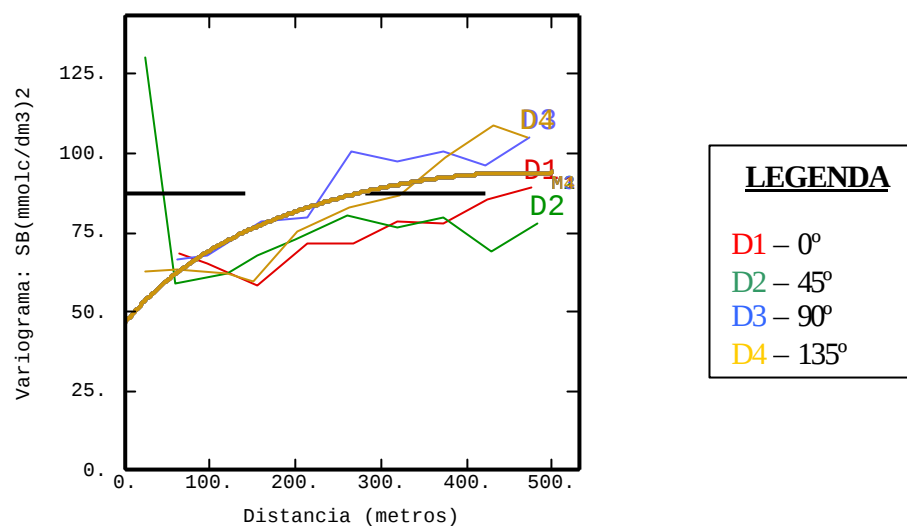


Figura 9: Variograma experimental e teórico do SB no solo.

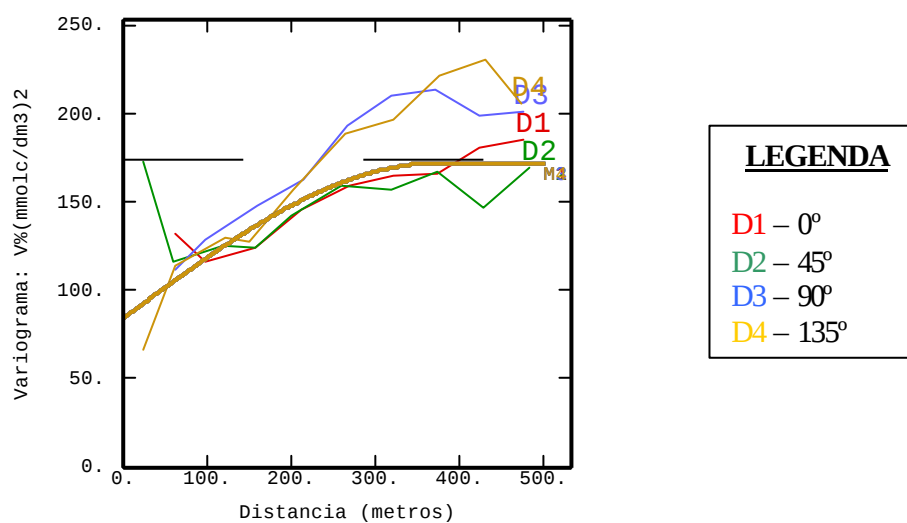


Figura 10: Variograma experimental e teórico do V% no solo.

As tendências das direções confirmam no variograma as altas correlações encontradas entre as variáveis (Quadro 4). Foi ajustado para SB um modelo exponencial, até 264 m, seguido de um modelo esférico até 464 m. V% apresentou melhor

ajuste a 373 m com um modelo esférico, apresentando o menor IDE entre as variáveis que apresentaram efeito pepita.

O elemento Ca (Figura 11) também apresenta uma maior continuidade nas direções D3 e D4. Ajustou-se dois modelos: o primeiro, exponencial, até 211 m e o segundo, esférico, até 378 m. O variograma de Mg (Figura 12) não mostrou a mesma continuidade, porém apresentou um ajuste semelhante ao Ca: um primeiro modelo, exponencial, até 211 m e um segundo modelo do tipo esférico, até 378 m.

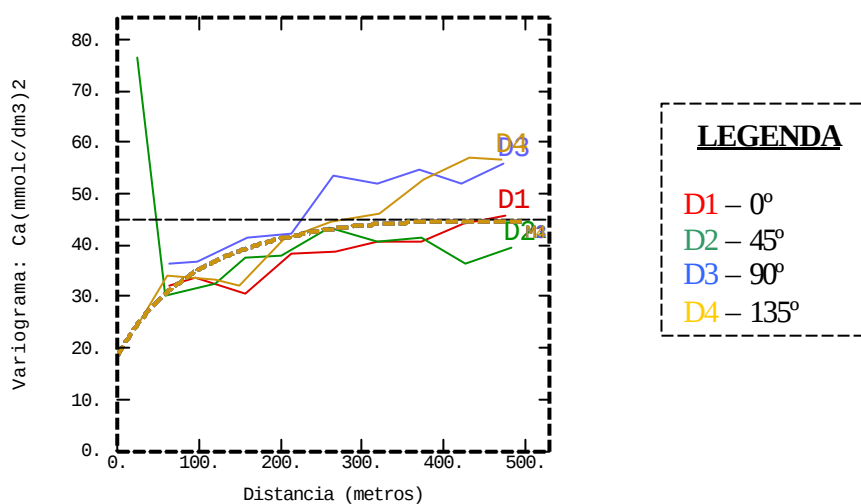


Figura 11: Variograma experimental e teórico do Ca no solo.

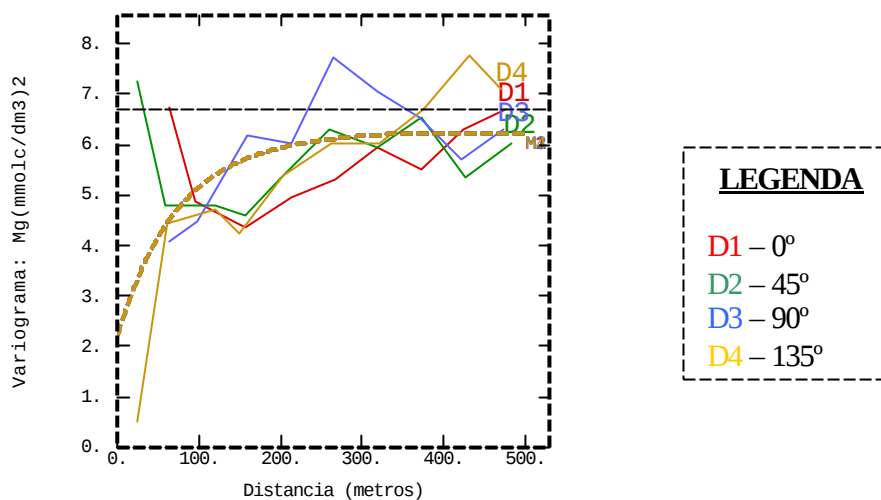


Figura 12: Variograma experimental e teórico do Mg no solo.

A matéria orgânica foi o parâmetro analisado que apresentou menor alcance. Para MO foi ajustado um modelo exponencial até 224 m (Figura 13).

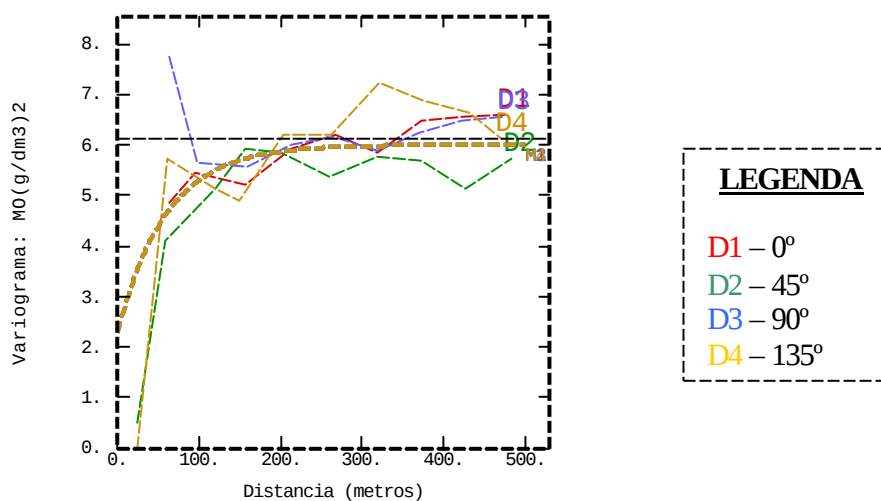


Figura 13: Variograma experimental e teórico do MO no solo.

Nos casos de P e K (Figuras 14 e 15), foi detectado efeito pepita puro, uma vez que o variograma experimental não revelou continuidade espacial para nenhuma das direções analisadas.

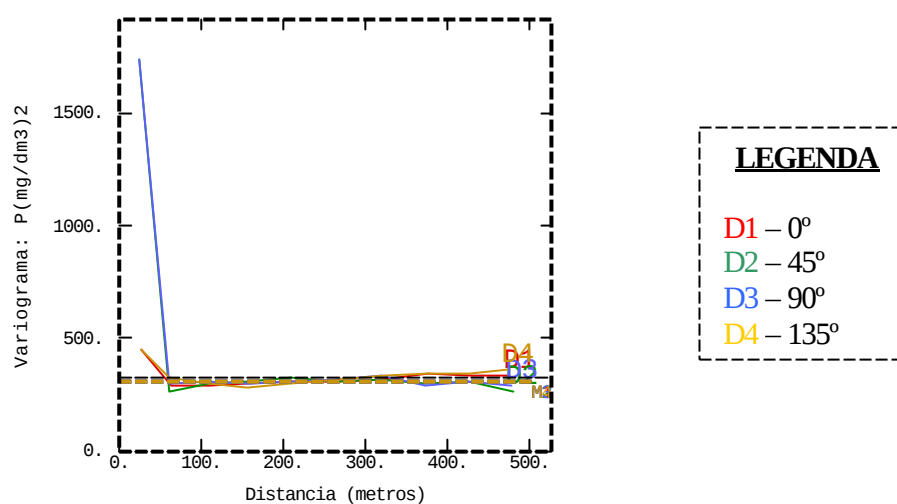


Figura 14: Variograma experimental e teórico do P no solo.

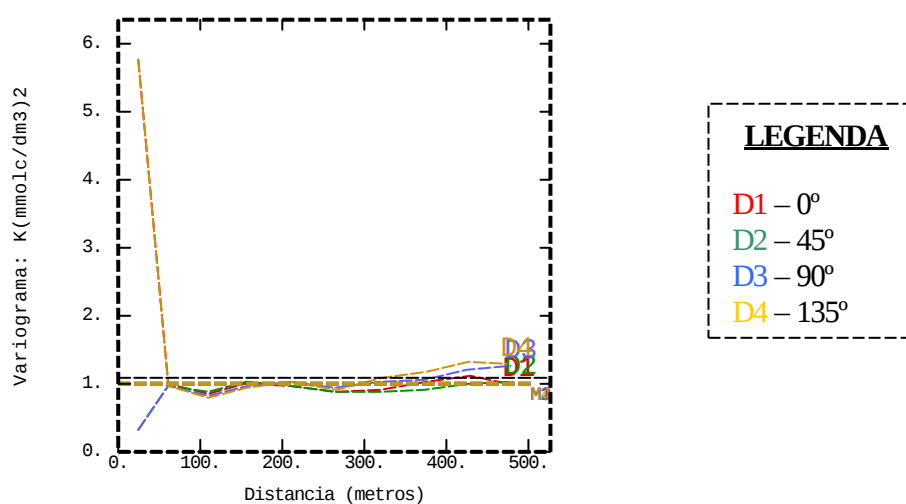


Figura 15: Variograma experimental e teórico do K no solo.

Em muitos dos variogramas experimentais notou-se valores mais altos na origem do gráfico seguidos de valores mais baixos, devido a alta variância, e que, muitas vezes, não volta a se repetir, casos do Al, pH, SB, Ca, P e K, principalmente. Esses valores não foram considerados nos ajustes, uma vez que o programa ISATIS revelou tratarem-se de pontos com poucos pares envolvidos no cálculo e alta variância. Foram testados novos ajustes utilizando-se os valores logarítmicos de Al, Mg e P, variáveis que apresentaram distribuição tendendo à normal quando transformadas para essa escala. Esses ajustes foram descartados por não melhorarem os ajustes em relação aos valores originais.

A escala de dependência espacial, para as variáveis em estudo, variou de 224 m (MO) a 495 m (CTC). Dos modelos com patamar definido, o que apresentou maior escala de dependência espacial foi SB, com 464 m. O Índice de Dependência Espacial (IDE) variou de forte (H+Al) a fraco nos casos de efeito pepita puro (P e K), estando a maior parte das variáveis na classe de dependência espacial moderada. Vale reforçar o fato de que a maior parte das variáveis apresentaram significativo efeito pepita decorrente provavelmente de que as camadas superficiais do solo receberam maiores alterações do meio ambiente e do homem que as camadas subsuperficiais (Zimback, 2001).

A amostragem utilizando malha sistemática quadrada de 60 m, adensada em alguns pontos para 30 m, mostrou-se adequada para a detecção da variabilidade e dependência espacial dos atributos Al, H+Al, pH, SB, V%, Ca, Mg e MO. Para CTC, o campo amostral não foi suficientemente pequeno para exibir a escala de dependência espacial, enquanto para P e K a escala de trabalho não foi suficientemente grande, apresentando efeito pepita puro e revelando que, provavelmente, a dependência espacial entre as amostras ocorrem à distâncias inferiores a menor distância analisada neste trabalho, requerendo, portanto, maior

adensamento de amostragem. Outra hipótese seria a amostragem ter alternado pontos na linha e outros na entrelinha de plantio, exibindo valores localizados pela aplicação dos elementos P e K na linha de plantio, durante a operação de semeadura no decorrer dos anos de cultivo, e assim não revelando claramente sua variabilidade. Em áreas de plantio direto esse acúmulo de nutrientes na linha de plantio ocorre com frequência devido a pouca mobilização do solo pelas práticas de mecanização

6. 2. 1. 1. Validação cruzada

A validação cruzada é utilizada como método para determinação da confiabilidade do modelo ajustado a ser utilizado na confecção de mapas por krigagem, eliminando os valores originais que são reestimados, usando-se informações dos dados restantes (Goovaerts, 1997). O Quadro 8 apresenta os resultados das validações com os erros da média e da variância para cada variável. Visualmente os resultados foram colocados em um gráfico de dispersão (Figura 16), relacionando os valores reais (Z) e os valores estimados (Z^*).

Segundo Geovariances (2001), o parâmetro mais interessante para se analisar é o erro da variância padronizado, que trata da relação entre as variâncias experimentais e teóricas, e que deve se aproximar do valor 1.

QUADRO 8: Validação cruzada para os modelos teóricos ajustados.

Variável	Erro da Média	Erro da variância	Erro da média padronizado	Erro da variância padronizado
Al	-0.00016	1.458	-0.00008	1.168
H+Al	-0.00849	62.696	-0.00056	1.095
pH	0.00039	0.123	0.00061	1.145
CTC	0.02337	43.344	0.00175	1.028
SB	0.02214	67.222	0.00142	1.087
V%	0.00751	123.993	0.00036	1.102
Ca	0.01963	35.590	0.00173	1.072
Mg	0.00109	5.461	0.00030	1.144
MO	0.00648	5.280	0.00155	1.114
P	0.00000	326.567	0.00000	1.126
K	0.00000	1.085	0.00000	1.078

Os resultados dos erros da variância padronizados apresentaram um bom ajuste para a maior parte das variáveis envolvidas no estudo. Os valores mais elevados foram justamente para as variáveis com distribuição de frequência fortemente assimétricas positivamente, casos do P, Al, pH e Mg. Esses modelos foram testados novamente com os valores log dos dados, porém, não foram conseguidos acréscimos nos resultados, tanto para os valores originais quanto para as transformações logarítmicas.

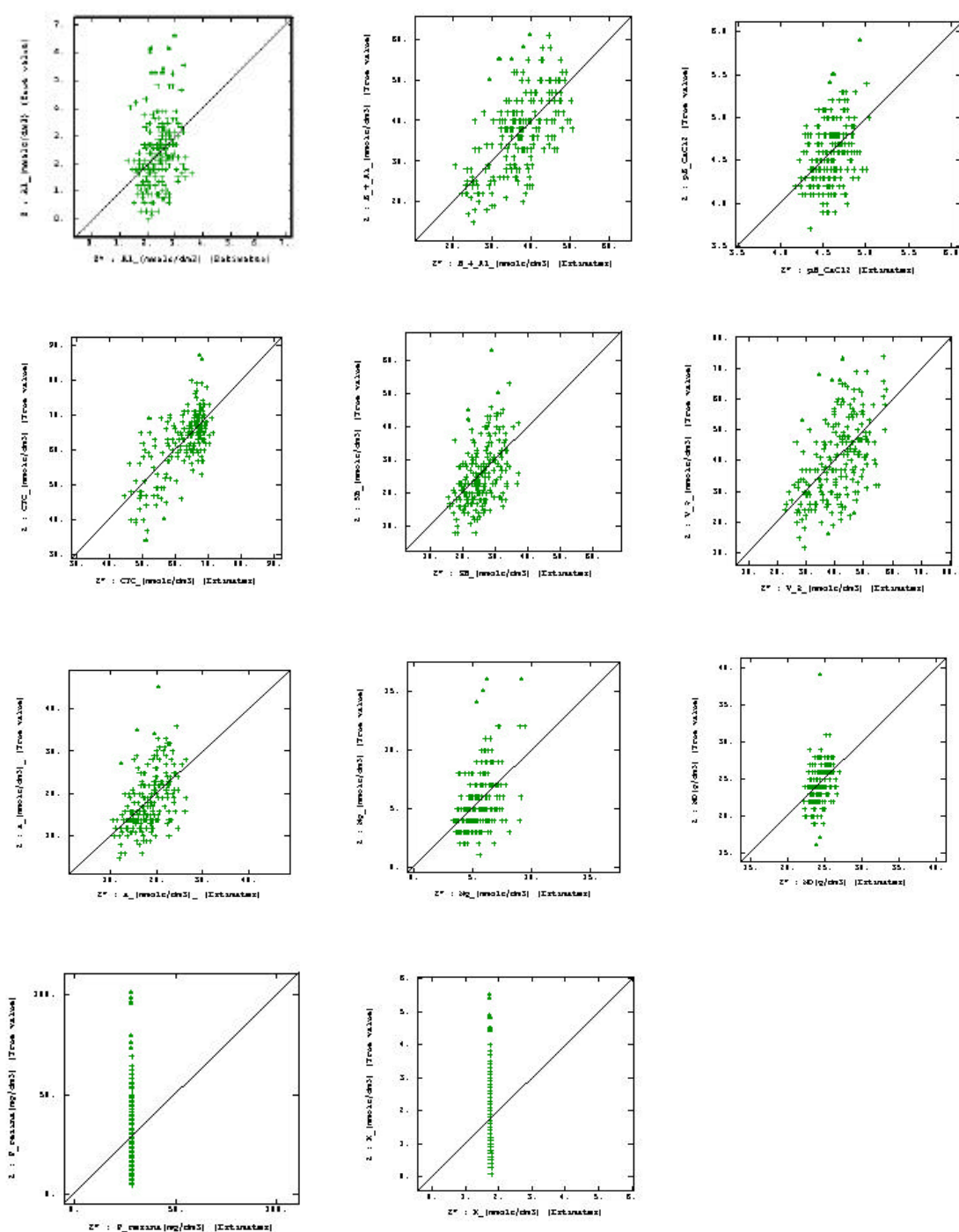


Figura 16: Validação cruzada para os modelos ajustados aos variogramas experimentais para Al, H+Al, pH, CTC, SB, V%, Ca, Mg, MO, P e K.

6. 2. 2. Geoestatística multivariada

Nesse tipo de análise, a matriz variância-covariância calculada pelo programa ISATIS tem que ser positiva definida, o que muitas vezes se torna difícil ao tentar o ajuste manual dos variogramas. Isso ocorre também pela diferença encontrada entre os modelos ajustados às variáveis envolvidas no estudo, forçando um ajuste automático que é fornecido pelo programa.

A análise espacial multivariada foi estudada para os seguintes grupos de variáveis químicas: a) concentração de cátions através da CTC, K, Ca, Mg e SB; b) acidez através do pH, SB, V%, H+Al e Al; c) correção da acidez através da CTC, V%, Ca e Mg; e d) aplicação de fertilizantes através do P, K e MO.

6. 2. 2. 1. Concentração de cátions

Foram combinadas e ajustadas simultaneamente para os variogramas e variogramas cruzados da concentração dos cátions e parâmetros relacionados no solo, CTC, SB, Ca, Mg e K, três estruturas básicas omnidirecionais; a primeira, com efeito pepita, a segunda, um modelo esférico com alcance de 215 m, e a terceira, um modelo exponencial com alcance de 350 m. A combinação dessas estruturas ajustadas no contexto do modelo linear de correionalização dividiu a variação dos dados em uma média escala, até 215 m e uma longa escala, até 350 m, expostos na Figura 17.

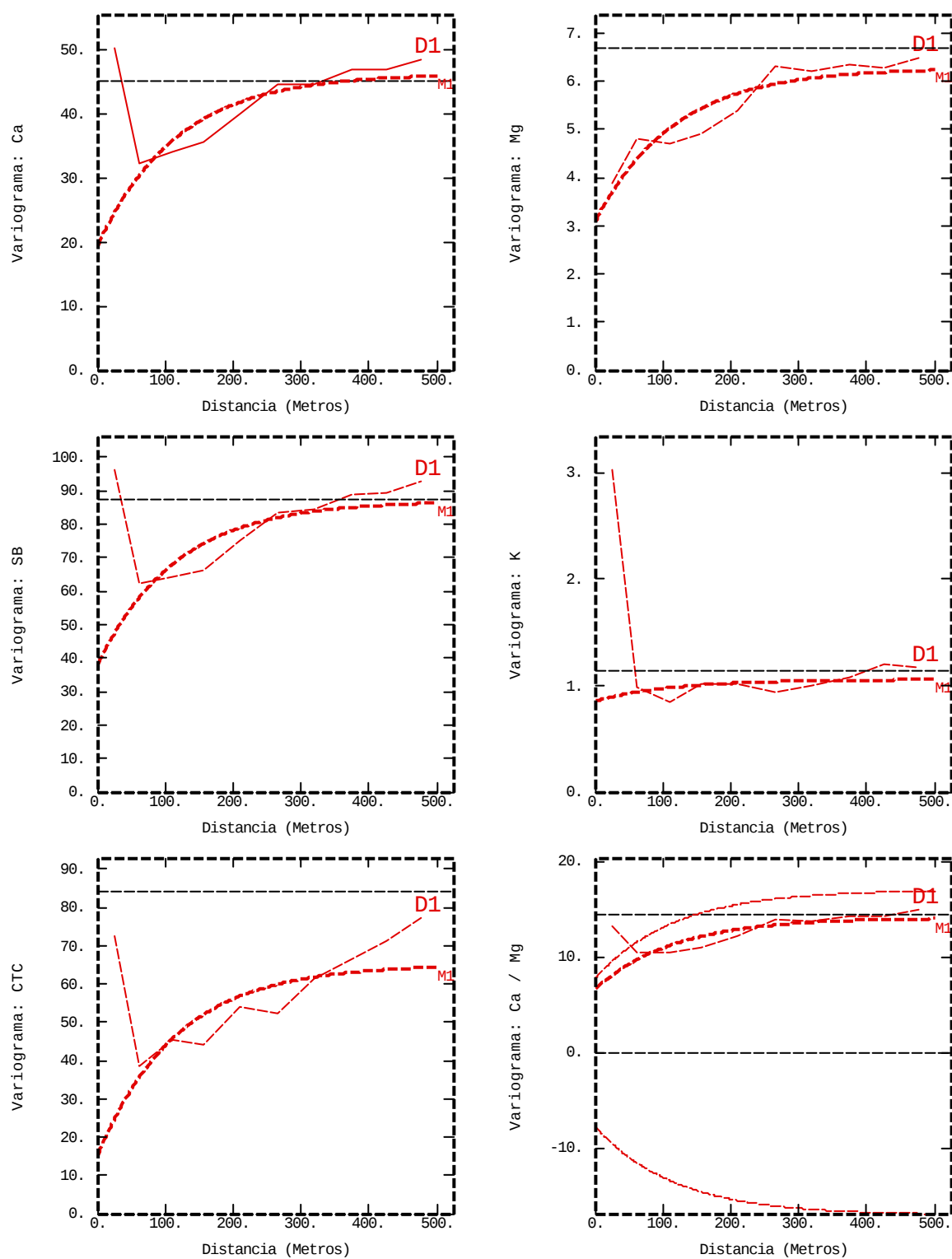


Figura 17: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis Ca, Mg, CTC, K e SB.

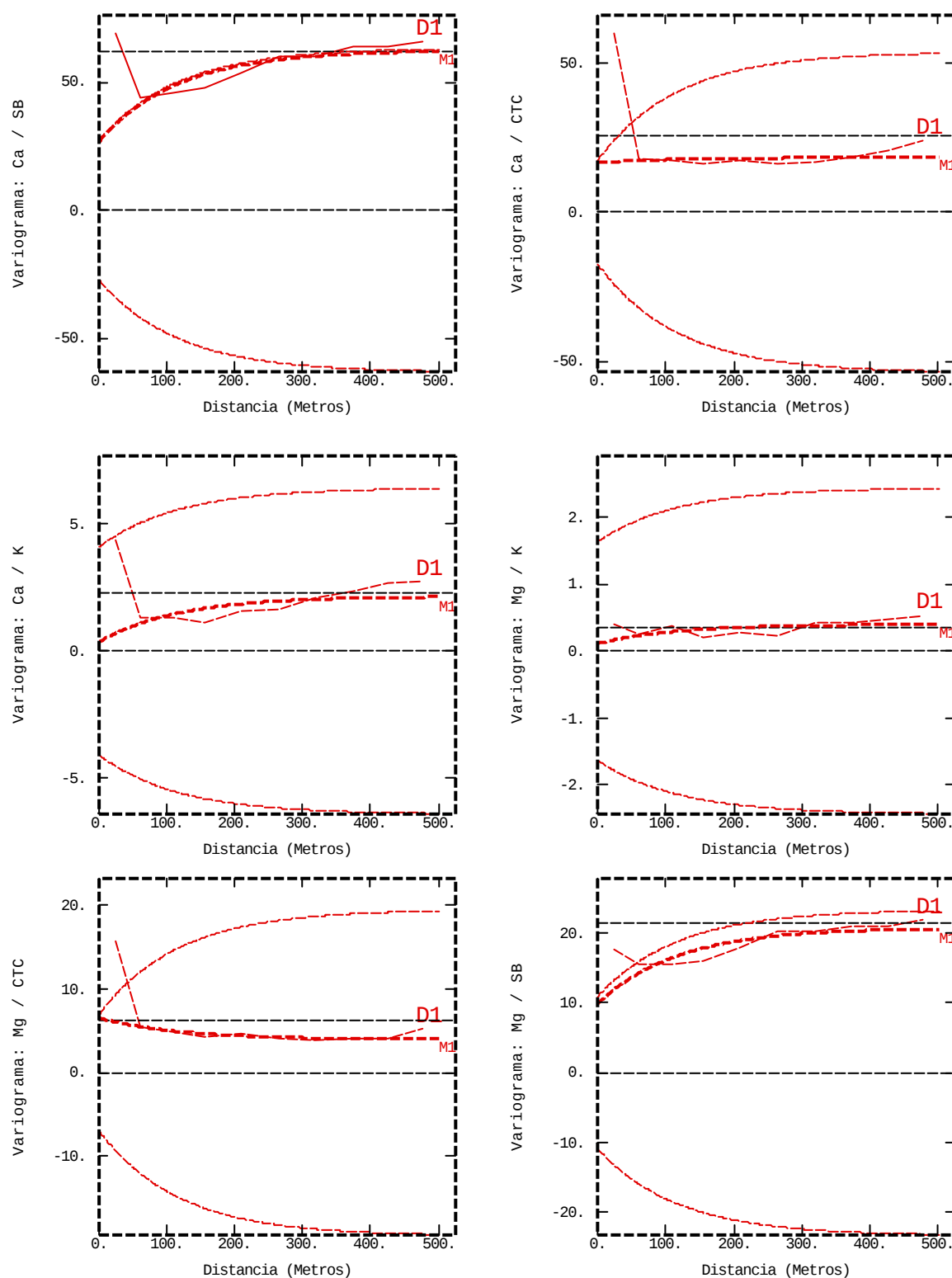


Figura 17: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis Ca, Mg, CTC, K e SB (continuação).

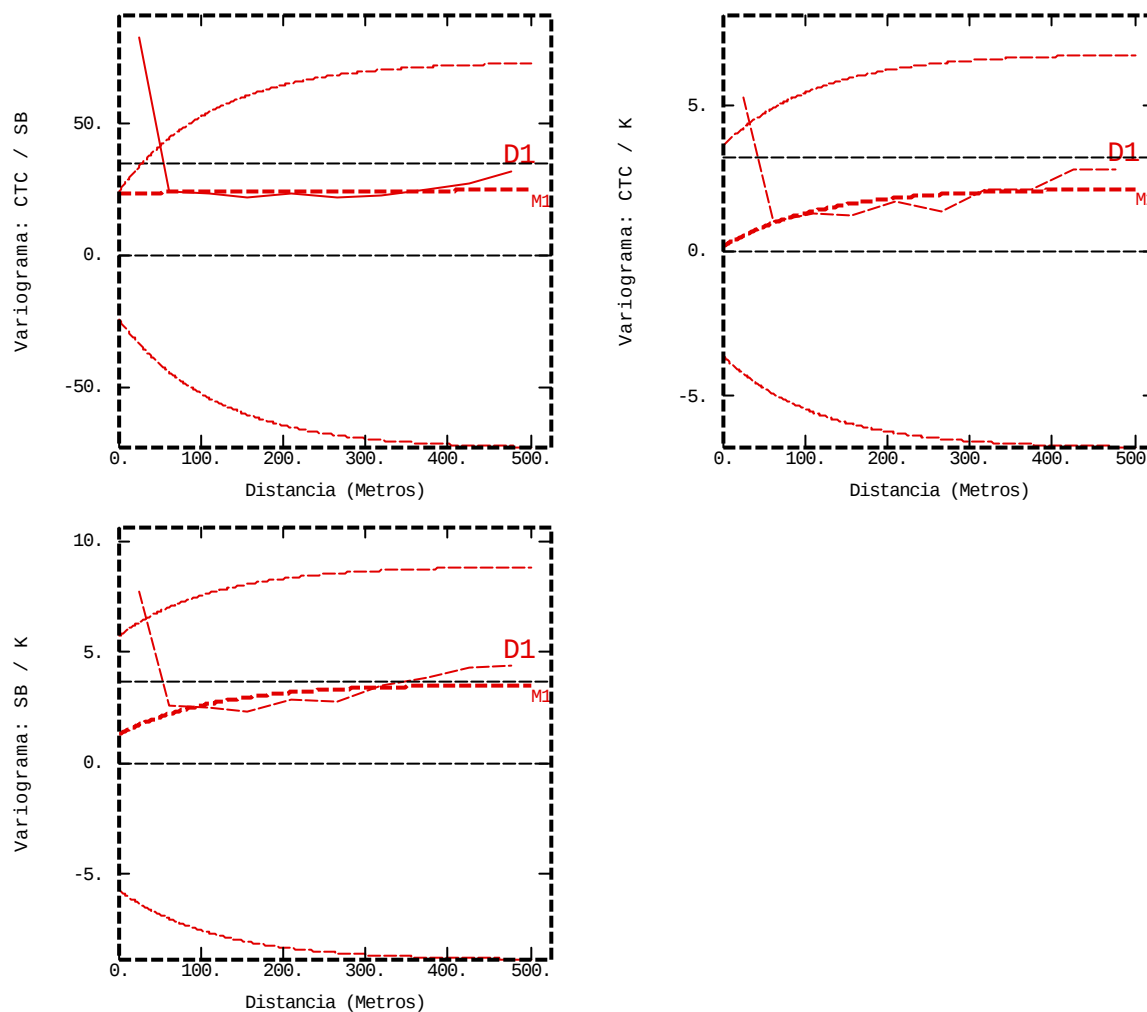


Figura 17: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis Ca, Mg, CTC, K e SB (continuação).

O Quadro 3 ilustra os coeficientes de correlação entre as variáveis. Os coeficientes envolvendo K e CTC apresentaram-se baixos em relação aos outros, indicando dificuldades no ajuste conjunto. Na Figura 17, os coeficientes de correlação ficam evidentes em função dos ajustes realizados, e a continuidade das estruturas. A matriz de correlogramas do conjunto de cátions (Quadro 9) ilustra que das estruturas modeladas, o K é o elemento que menos contribuiu na análise.

Quadro 9: Matriz de correionalização (coeficientes de covariância) para cada escala espacial do conjunto de variáveis CTC, SB, Ca, Mg e K.

		CTC	SB	Ca	Mg	K
Efeito Pepita	CTC	15,2815	-	-	-	-
	SB	23,2483	38,3254	-	-	-
	Ca	16,6770	26,7898	19,5119	-	-
	Mg	6,5282	9,8673	6,6821	3,1094	-
	K	0,1366	1,2917	0,3569	0,1133	0,8569
Média escala 215 m	CTC	0,0031	-	-	-	-
	SB	-0,0086	0,0239	-	-	-
	Ca	-0,0002	0,0006	0	-	-
	Mg	0,0013	-0,0037	-0,0001	0,0006	-
	K	0,0004	-0,0011	-0,0001	0,0002	0
Longa escala 350 m	CTC	49,7980	-	-	-	-
	SB	1,3172	48,6595	-	-	-
	Ca	1,7428	35,7577	26,8019	-	-
	Mg	-2,5511	10,8770	7,4065	3,1669	-
	K	2,0176	2,2634	1,7959	0,2861	0,2025

Os efeitos pepitas das variáveis CTC, SB e Ca são bastante presentes no contexto do modelo, principalmente SB. A segunda estrutura, esférica, pouco acrescentou na análise; enquanto na terceira estrutura, exponencial, percebe-se novamente a influência da SB seguida do Ca no comportamento das variáveis no solo. Esse comportamento pode ser

detectado na decomposição das variáveis em fatores regionalizados (Quadro 10) e expressa pelos autovetores e autovalores dos componentes principais (Quadro 11).

Quadro 10: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais para cada escala espacial do conjunto de variáveis CTC, SB, Ca, Mg e K.

		CP1	CP2
Efeito Pepita	CTC	3,8346	0,6675
	SB	6,1625	-0,5509
	Ca	4,3701	0,1004
	Mg	1,6139	0,3162
	K	0,1390	-0,8178
Média escala 215 m	CTC	0,0553	0
	SB	-0,1546	0
	Ca	-0,0041	0
	Mg	-0,0238	0
	K	0,0069	0
Longa escala 350 m	CTC	-0,5375	7,0360
	SB	-6,9632	-0,3467
	Ca	-5,1463	-0,1407
	Mg	-1,5113	-0,4850
	K	-0,3424	0,2617

Quadro 11: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais (Autovalores e Autovetores) para cada escala espacial do conjunto de variáveis CTC, SB, Ca, Mg e K.

		Autovetor 1	Autovetor 2
Efeito Pepita	CTC	0,4446	0,5400
	SB	0,7144	-0,4457
	Ca	0,5066	0,0812
	Mg	0,1871	0,2558
	K	0,0161	-0,6616
	Autovalores	74,4023	1,5279
Média escala 215m	CTC	0,3331	0,9429
	SB	-0,9306	0,3288
	Ca	-0,0249	0,0088
	Mg	0,1435	-0,0507
	K	0,0416	-0,0147
	Autovalores	0,0276	0
Longa escala 350m	CTC	-0,0610	0,9955
	SB	-0,7901	-0,0491
	Ca	-0,5840	-0,0199
	Mg	-0,1715	-0,0686
	K	-0,0389	0,0370
	Autovalores	77,6606	49,9491

Na modelagem das variáveis, verificou-se maiores autovalores para o efeito pepita e a longa escala do modelo, sendo essas escalas que melhor representam a concentração de cátions no solo. Embora SB seja a variável que comanda o processo, o cátion Ca é o que influencia o conjunto. Porém, vale salientar a pouca diferença entre o efeito pepita e o patamar da terceira estrutura, indicam uma moderada dependência espacial.

6. 2. 2. 2. Acidez

No conjunto de variáveis estudadas na acidez do solo, Al H+Al, SB, V% e pH, foram combinadas e ajustadas simultaneamente para os variogramas e variogramas cruzados, três estruturas básicas omnidirecionais; a primeira, com efeito pepita, a segunda, um modelo esférico com alcance de 204,25 m, e a terceira, um modelo exponencial com alcance de 410 m. A combinação dessas estruturas ajustadas no contexto do modelo linear de correção regionalização dividiu a variação dos dados em uma média escala até 204,25 m e uma longa escala, até 410 m, expostos na Figura 18.

O Quadro 4 contém os coeficientes de correlação entre as variáveis. Seus altos valores indicam presença de correlação suficientemente forte para análise conjunta, excluindo os cruzamentos envolvendo Al, que apresentaram correlações menores.

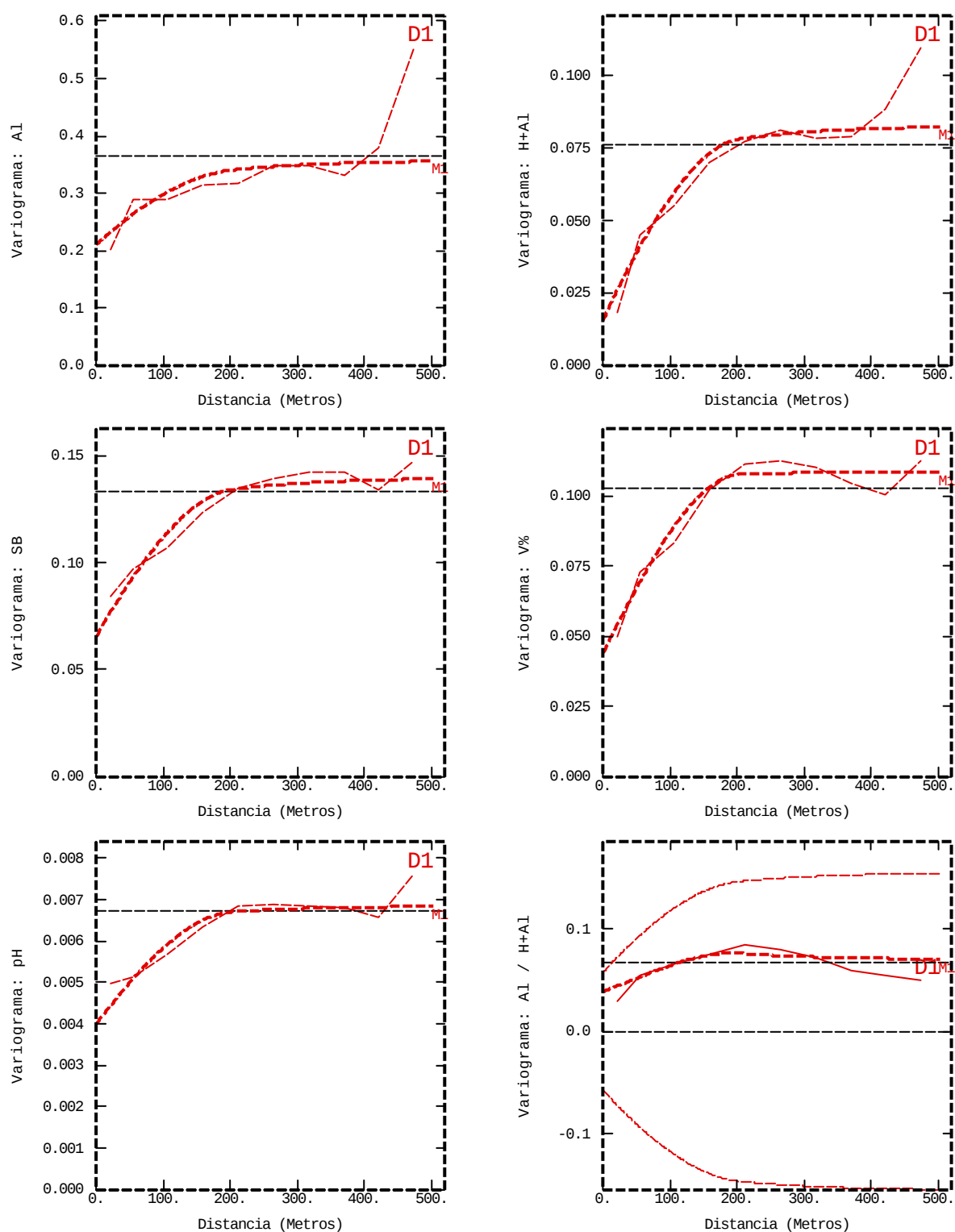


Figura 18: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis pH, SB, V%, H+Al e Al.

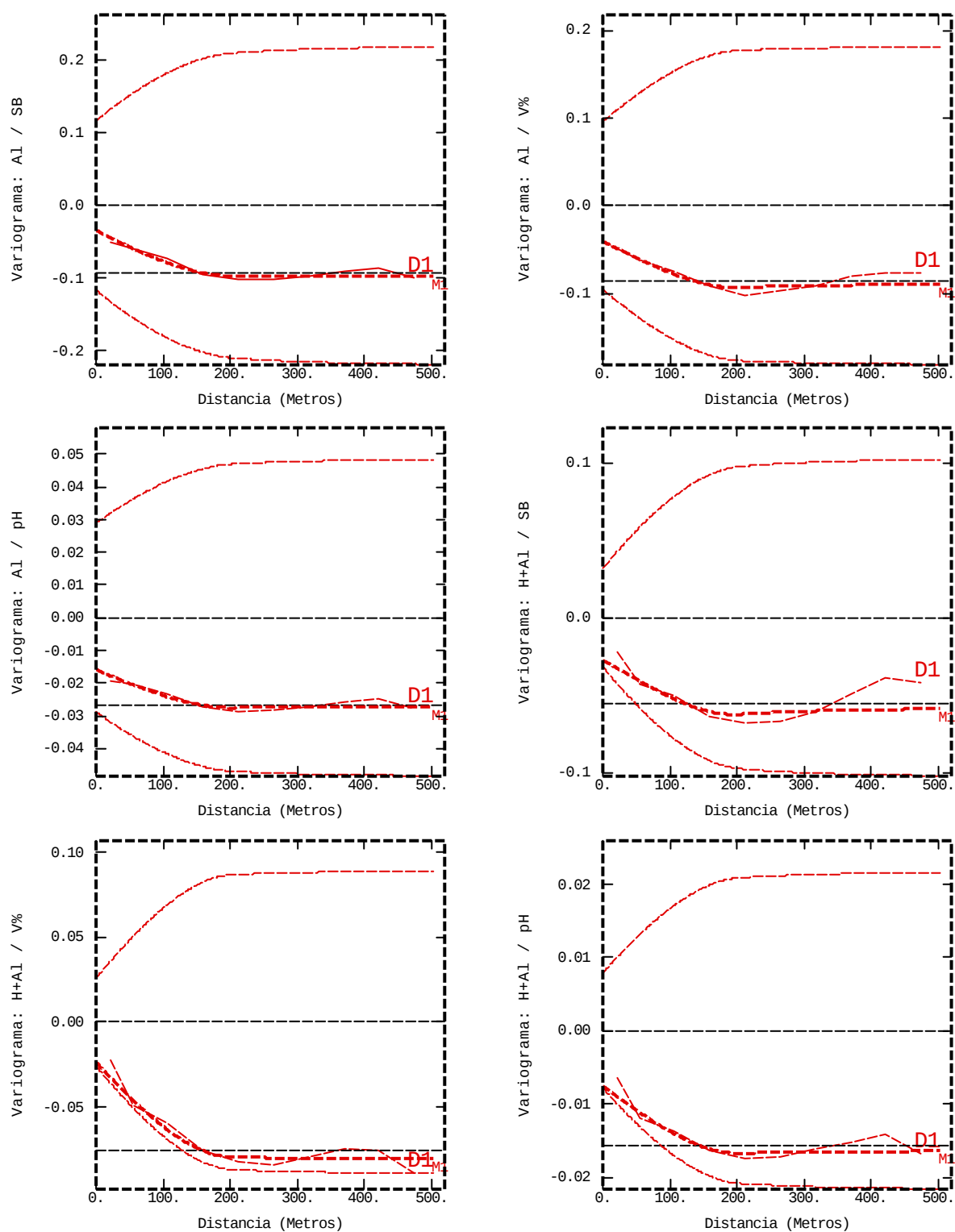


Figura 18: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis pH, SB, V%, H+Al e Al (continuação).

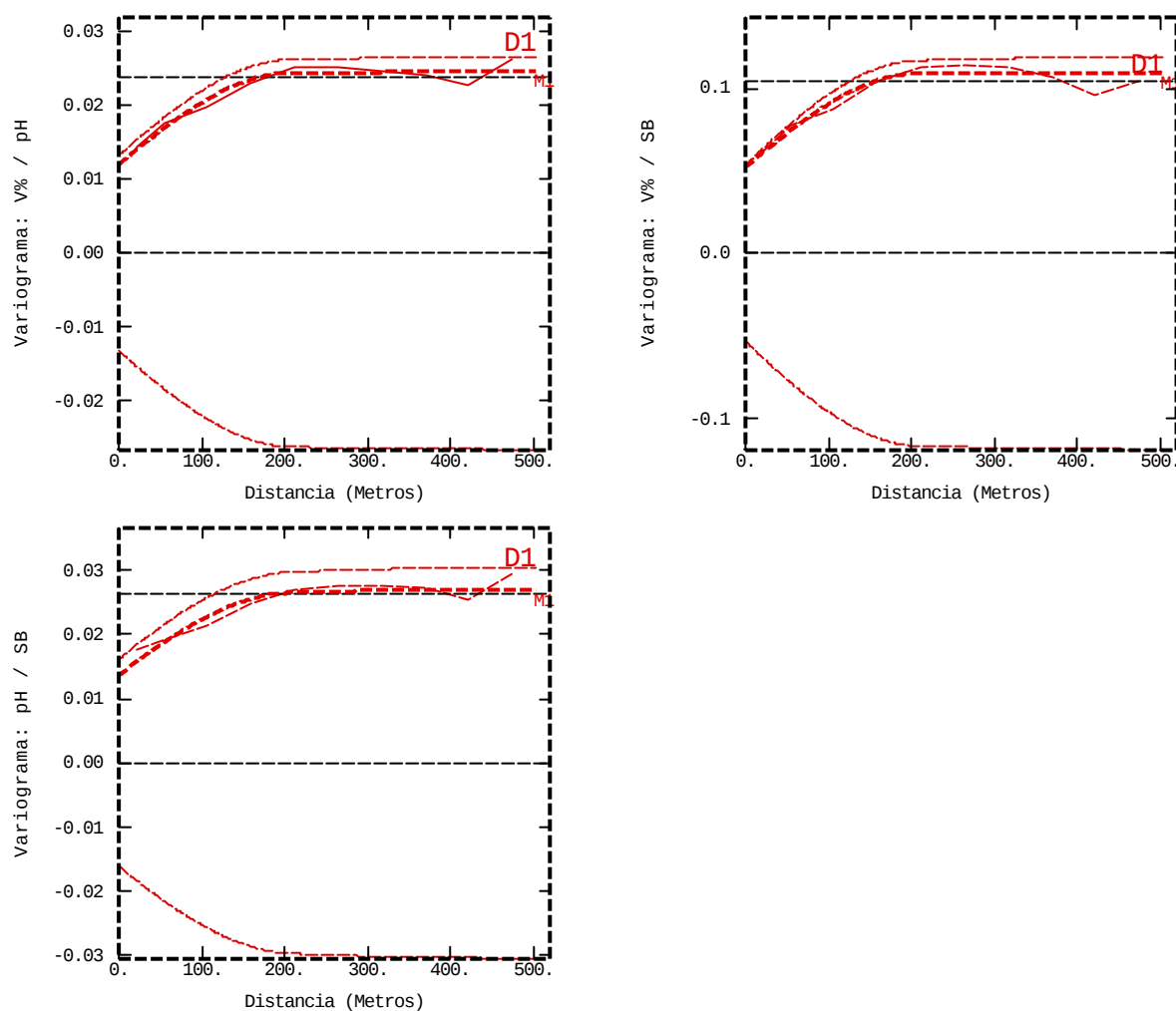


Figura 18: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis pH, SB, V%, H+Al e Al (continuação).

A matriz de correlogramização fornecida pelo programa, após os ajustes dos variogramas (Quadro 12), exibe que, nas estruturas modeladas há uma forte influência do Al, principalmente na primeira estrutura. Na segunda estrutura essa influência é dividida com as variáveis H+Al, SB e V%, que apresentam coeficientes de covariância com valores bem próximos uns dos outros.

Quadro 12: Matriz de correionalização (coeficientes de covariância) para cada escala espacial do conjunto de variáveis Al, H+Al, SB, V% e pH.

		Al	H+Al	SB	V%	pH
Efeito Pepita	Al	0,2098	-	-	-	-
	H+Al	0,0390	0,0156	-	-	-
	SB	-0,0348	-0,0276	0,0655	-	-
	V%	-0,0412	-0,0239	0,0523	0,0440	-
	pH	-0,0160	-0,0076	0,0137	0,0121	0,0040
Média escala 204,25 m	Al	0,0726	-	-	-	-
	H+Al	0,0581	0,0464	-	-	-
	SB	-0,0602	-0,0481	0,0499	-	-
	V%	-0,0658	-0,0526	0,0545	0,0597	-
	pH	-0,0127	-0,0102	0,0105	0,0115	0,0022
Longa escala 410 m	Al	0,0749	-	-	-	-
	H+Al	-0,0274	0,0208	-	-	-
	SB	-0,0031	0,0172	0,0243	-	-
	V%	0,0175	-0,0039	0,0029	0,0051	-
	pH	0,0016	0,0014	0,0029	0,0010	0,0006

Esse comportamento pode ser visto na decomposição das variáveis em fatores regionalizados (Quadro 13) e expressa pelos autovetores e autovalores dos componentes principais (Quadro 14).

Quadro 13: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais para cada escala espacial do conjunto de variáveis Al, H+Al, SB, V% e pH.

		CP1	CP2
Efeito Pepita	Al	0,4370	0,1373
	H+Al	0,1077	-0,0578
	SB	-0,1453	0,2097
	V%	-0,1422	0,1525
	pH	-0,0476	0,0341
Média escala 204,25 m	Al	0,2694	0,0007
	H+Al	0,2155	0,0024
	SB	-0,2233	-0,0015
	V%	-0,2443	0,0045
	pH	-0,0472	-0,0009
Longa escala 410 m	Al	0,2689	-0,0509
	H+Al	-0,1177	-0,0831
	SB	-0,0402	-0,1504
	V%	0,0587	-0,0358
	pH	0,0022	-0,0203

Quadro 14: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais (Autovalores e Autovetores) para cada escala espacial do conjunto de variáveis Al, H+Al, SB, V% e pH.

		Autovetor 1	Autovetor 2
Efeito Pepita	Al	0,8808	0,4562
	H+Al	0,2170	-0,1919
	SB	-0,2928	0,6968
	V%	-0,2867	0,5066
	pH	-0,0960	0,1133
	Autovalores	0,2461	0,0906
Média escala 204,25 m	Al	0,5608	0,1328
	H+Al	-0,4486	0,4383
	SB	-0,4648	-0,2824
	V%	-0,5085	0,8248
	pH	-0,0983	-0,1737
	Autovalores	0,2308	0
Longa escala 410 m	Al	0,8903	-0,2767
	H+Al	-0,3896	-0,4520
	SB	-0,1332	-0,8179
	V%	0,1943	-0,1949
	pH	0,0072	-0,1103
	Autovalores	0,0912	0,0338

Na primeira estrutura modelada, o Al exerceu grande influência no efeito pepita dos modelos, o que não aconteceu com a adição do modelo esférico até 204,25 m onde, apesar do autovalor apresentar números semelhantes, essa influência dissipa-se no conjunto com as variáveis H+Al, SB e V%. Até 410 m alcançados pela estrutura exponencial, o Al voltou a comandar o processo, porém, com menor intensidade como pode ser visto na decomposição dos fatores espaciais, expresso pelos baixos autovalores encontrados em relação as outras estruturas combinadas para o ajuste do modelo teórico dos variogramas. Esse modelo revela grande descontinuidade na origem e maior interferência, não só do Al mas também de outras variáveis, a média escala.

6. 2. 2. 3. Correção da acidez

Para o conjunto de variáveis CTC, Ca Mg e V% foram combinadas e ajustadas simultaneamente para os variogramas e variogramas cruzados, três estruturas básicas omnidirecionais; a primeira, com efeito pepita, a segunda, um modelo gaussiano com alcance de 151,18 m, e a terceira, um modelo esférico com alcance de 400,18 m. A combinação dessas estruturas ajustadas no contexto do modelo linear de correionalização dividiu a variação dos dados em uma média escala até 151,18 m e uma longa escala, até 400,18 m, expostos na Figura 19.

Os altos valores dos coeficientes de correlação entre as variáveis, contidos no Quadro 5, indicam presença de correlação suficientemente forte para análise conjunta, excluindo os cruzamentos envolvendo a CTC, que como visto no variograma ajustado, apresentou estrutura diferente por não apresentar estabilização do patamar.

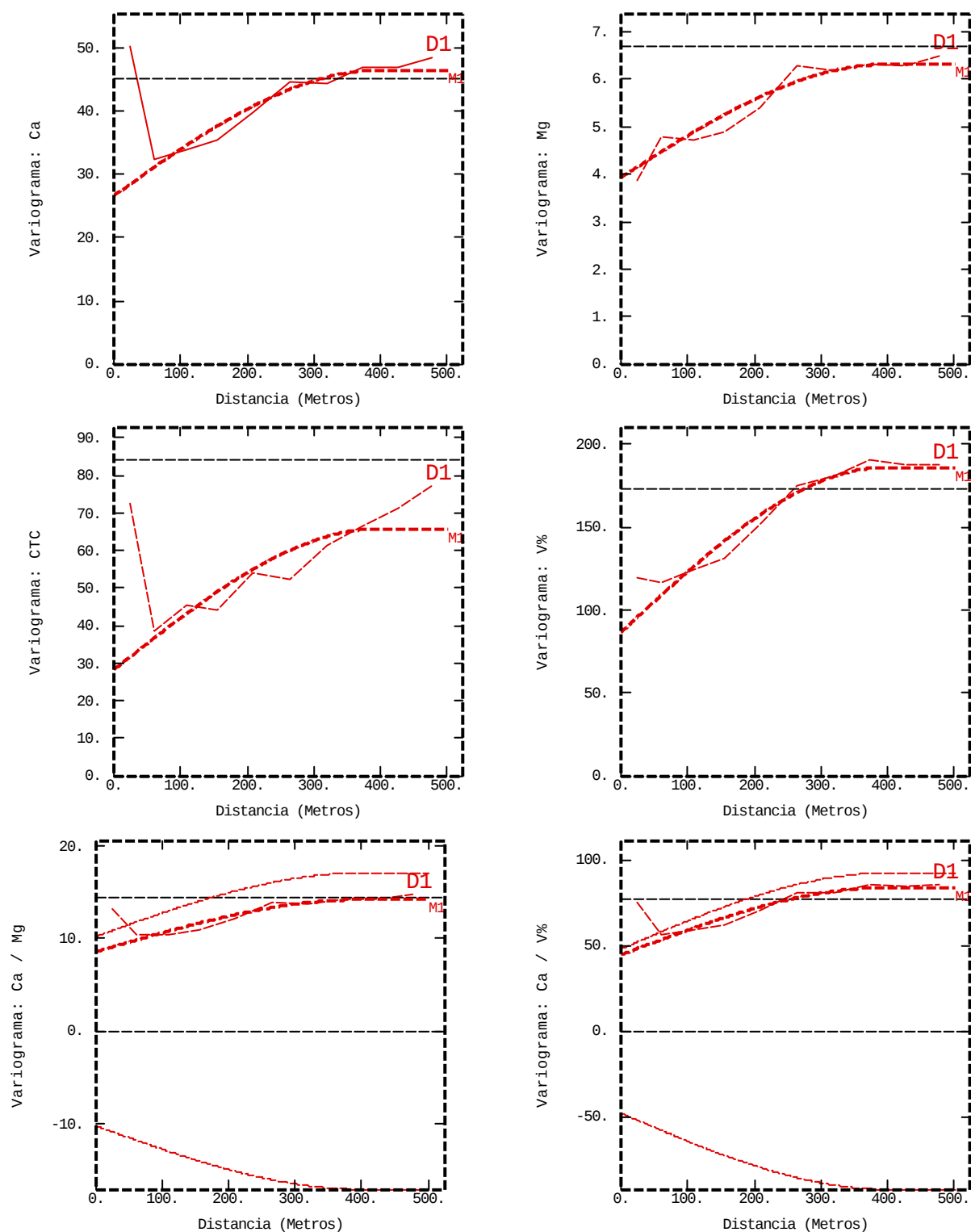


Figura 19: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis Ca, Mg, CTC e V%.

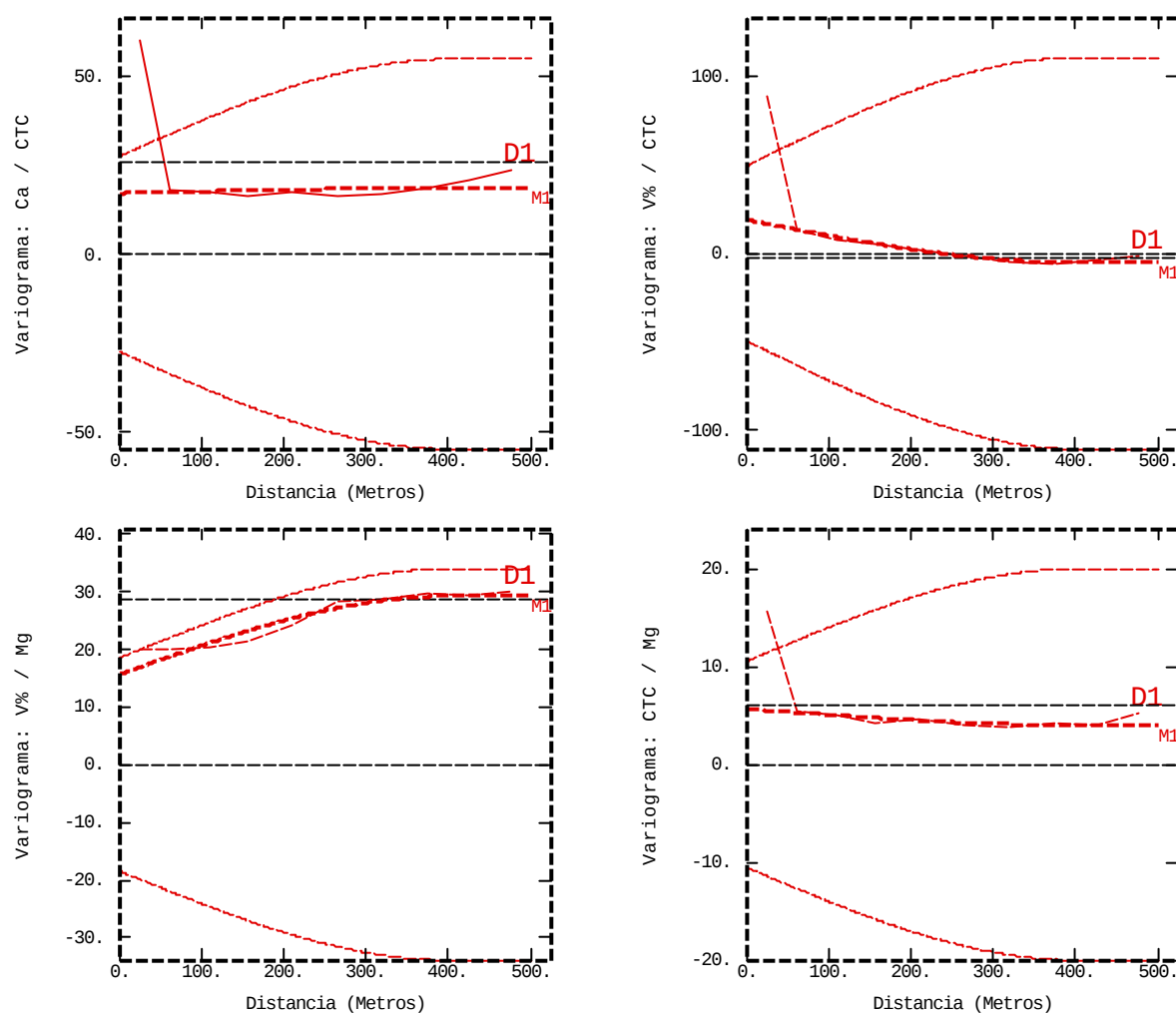


Figura 19: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis Ca, Mg, CTC e V% (continuação).

A matriz de correionalização fornecida pelo programa após os ajustes dos variogramas (Quadro 15) revela que, para a primeira estrutura modelada há uma forte influência do Mg no contexto, que na segunda estrutura é substituída pela forte influência do Ca, V% e suas relações, e na terceira estrutura volta a expressar essa influência do Mg em longa escala, já que seus coeficientes de covariância são bem superiores em relação aos outros.

Quadro 15: Matriz de correionalização (coeficientes de covariancia) para cada escala espacial do conjunto de variáveis CTC, Ca, Mg e V%.

		CTC	Ca	Mg	V%
Efeito Pepita	CTC	0,0046	-	-	-
	Ca	0,0122	0,0834	-	-
	Mg	0,0126	0,0911	0,1340	-
	V%	0,0070	0,0662	0,0771	0,0583
Média escala 151,18 m	CTC	0,014	-	-	-
	Ca	-0,0059	0,0247	-	-
	Mg	-0,0026	0,0109	0,0048	-
	V%	-0,0059	0,0248	0,0110	0,0248
Longa escala 400,18 m	CTC	0,0187	-	-	-
	Ca	0,0184	0,0379	-	-
	Mg	0,0066	0,0474	0,0869	-
	V%	-0,0033	0,0200	0,0469	0,0292

Esse comportamento das variáveis, uma em relação às outras, pode ser visto na decomposição das variáveis em fatores regionalizados (Quadro 16) e expressa pelos autovetores e autovalores dos componentes principais (Quadro 17). O primeiro componente é justamente a combinação linear que carrega a maior variação em função das variáveis originais, enquanto o segundo componente carrega a maior variância em função do primeiro componente principal e assim por diante para P-variáveis.

Quadro 16: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais para cada escala espacial do conjunto de variáveis CTC, Ca, Mg e V%.

		CP1	CP2
Efeito Pepita	CTC	-0,0375	0,0089
	Ca	-0,2768	0,0758
	Mg	-0,3542	-0,0925
	V%	-0,2311	0,0494
Média escala 151,18 m	CTC	0,0374	0
	Ca	-0,1571	0
	Mg	-0,0695	0
	V%	-0,1576	0
Longa escala 400,18 m	CTC	0,0378	0,1312
	Ca	0,1722	0,0909
	Mg	0,2927	-0,0331
	V%	0,1535	-0,0712

Quadro 17: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais (Autovalores e Autovetores) para cada escala espacial do conjunto de variáveis CTC, Ca, Mg e V%.

		Autovetor 1	Autovetor 2
Efeito Pepita	CTC	-0,0739	0,0685
	Ca	-0,05462	0,5847
	Mg	-0,6988	-0,7129
	V%	-0,04560	0,3810
	Autovalores	0,2569	0,0168
Média escala 151,18 m	CTC	0,1585	0
	Ca	-0,6653	0,6510
	Mg	-0,2943	-0,6723
	V%	-0,6675	-0,3524
	Autovalores	0,0558	0
Longa escala 400,18 m	CTC	0,1008	0,7376
	Ca	0,4597	0,5111
	Mg	0,7814	-0,1860
	V%	0,4098	-0,4001
	Autovalores	0,1403	0,0316

O Mg apresentou maior influência no primeiro componente principal, expressa através dos seus autovetores e autovalores, superiores aos das outras variáveis na primeira e terceira estrutura básica ajustada aos variogramas.

A influência do Mg descreve mais fielmente o fenômeno, pois nota-se que a estrutura gaussiana com alcance de 151,18 m, sofre influência da V% e do Ca tem menores coeficientes de covariância e autovalores que as outras, revelando uma maior continuidade espacial em longa escala e descontinuidades desde a origem (efeito pepita).

6. 2. 2. 4. Aplicação de fertilizantes

No conjunto de variáveis estudadas para aplicação de fertilizantes, K, MO e P, foram combinadas e ajustadas simultaneamente para os variogramas e variogramas cruzados, três estruturas básicas omnidirecionais; a primeira, com efeito pepita, a segunda, um modelo esférico com alcance de 120,18 m, e a terceira, um modelo exponencial com alcance de 320,18 m. A combinação dessas estruturas ajustadas no contexto do modelo linear de correção regionalização dividiu a variação dos dados em uma média escala, até 120,18 m, e uma longa escala, até 320,18 m, expostos na Figura 20.

O Quadro 6 com os coeficientes de correlação entre as variáveis. Os baixos valores encontrados indicam presença de correlação fraca para análise conjunta, o que muitas vezes interfere no ajuste dos modelos.

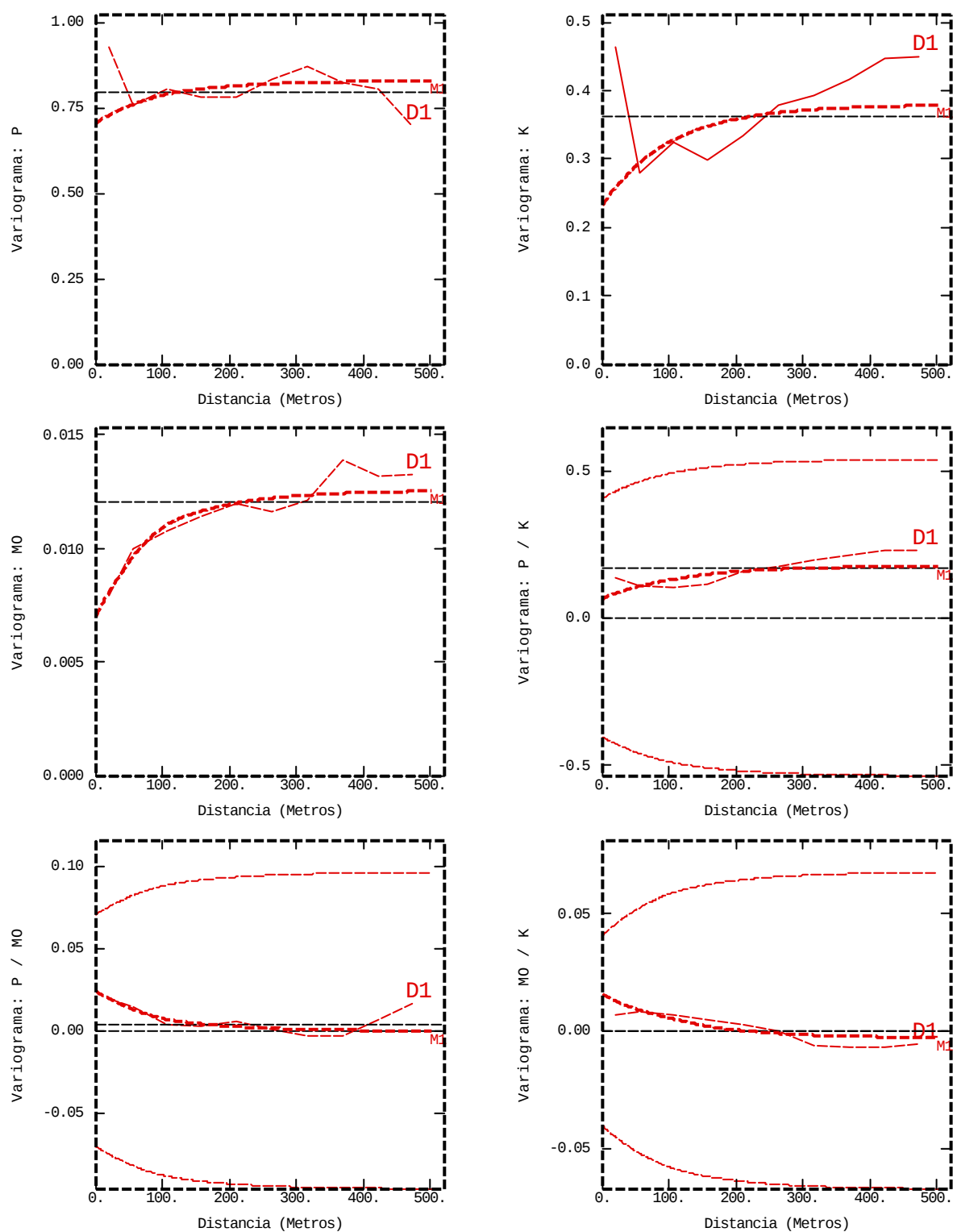


Figura 20: Variogramas teóricos diretos e cruzados para os valores padronizados das variáveis P, K e MO.

A matriz de correionalização fornecida pelo programa após os ajustes dos variogramas (Quadro 18) revelou a maior influência do elemento P no comportamento espacial nas duas primeiras estruturas combinadas, já que seus coeficientes de covariância são superiores em relação aos outros. Na terceira estrutura essa influencia é dividida com o K.

Quadro 18: Matriz de correionalização (coeficientes de covariância) para cada escala espacial do conjunto de variáveis K, MO e P.

		K	MO	P
Efeito Pepita	K	0,2119	-	-
	MO	0,0156	0,0070	-
	P	0,0640	0,0241	0,7045
Média escala 120,18m	K	0,0076	-	-
	MO	0,0034	0,0015	-
	P	-0,0114	-0,0051	0,0169
Longa escala 320,18m	K	0,1648	-	-
	MO	-0,0219	0,0040	-
	P	0,1216	-0,0193	0,1071

O comportamento de P e K com pouca variabilidade quando comparado a MO interferiu na modelagem da correionalização, como pode ser visto na decomposição das variáveis em fatores regionalizados (Quadro 19).

Quadro 19: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais para cada escala espacial do conjunto de variáveis K, MO e P.

		CP1	CP2
Efeito Pepita	K	-0,1078	0,4475
	MO	-0,0310	0,0282
	P	-0,8373	-0,0587
Média escala 120,18m	K	-0,0873	0
	MO	-0,0388	0
	P	0,1302	0
Longa escala 320,18m	K	0,4005	-0,0665
	MO	-0,0572	-0,0148
	P	0,3170	0,0813

Essa interferência foi expressa pelos autovetores e autovalores dos componentes principais (Quadro 20), onde a estrutura do P carrega a maior variação em função das variáveis originais, dividindo com o K na última parte do modelo teórico, apesar das baixas correlações existentes.

Quadro 20: Composição estrutural dos dois primeiros componentes principais (Autovalores e Autovetores) para cada escala espacial do conjunto de variáveis K, MO e P.

		Autovetor 1	Autovetor 2
Efeito Pepita	K	-0,1276	0,9896
	MO	-0,0366	0,0624
	P	-0,9911	-0,1297
	Autovalores	0,7132	0,2045
Média escala 120,18m	K	-0,5406	0
	MO	-0,2404	0,9583
	P	0,8062	0,2858
	Autovalores	0,0261	0
Longa escala 320,18m	K	0,7792	-0,6267
	MO	-0,1114	-0,1400
	P	0,6167	0,7666
	Autovalores	0,2642	0,0112

Nota-se que para a segunda estrutura, de modelo esférico, com alcance de 120,18 m e para estrutura exponencial, com alcance de 320,18 m, os autovalores diminuem muito em relação ao efeito pepita e são quase nulos para os outros componentes espaciais, ficando evidente descontinuidades desde a origem dos gráficos. Os variogramas de P e K poderiam ser interpretados como um efeito pepita puro, se analisados individualmente, o que mostraria uma independência espacial entre as amostras ou uma amostragem

insuficientemente espaçada para caracterizar o fenômeno, necessitando de maior adensamento entre as amostras.

De forma geral, a utilização da análise de correionalização como ferramenta geoestatística multivariada revelou, de forma eficaz, o comportamento das variáveis no solo para as escalas propostas. Porém, nos casos onde não havia correlação suficientemente forte entre as variáveis e os variogramas não apresentavam conformação semelhante quanto aos modelos, a análise perdeu muito no sentido investigativo, uma vez que as disparidades influenciavam toda correionalização.

6. 3. Interpolação de dados

6. 3. 1. Mapas de fertilidade

Os mapas foram estimados por krigagem ordinária para cada elemento ou parâmetro estudado. A krigagem, como método geoestatístico de interpolação, necessita que seja detectada a área ou distância da dependência espacial entre as amostras para cada atributo do solo (Yost et. al., 1982), bem como o alcance, efeito pepita e patamar. Os mapas obtidos apresentaram os teores e variações dos atributos estudados e que tiveram sua escala de dependência espacial detectada.

A análise de correionalização é considerada como passo importante para a interpolação por cokrigagem (Wackernagel, 1995). No presente caso, considerou-se que os variogramas ajustados para as variáveis individualmente revelaram-se mais confiáveis para as estimativas, devido ao ajuste mais refinado, possível somente nos casos univariados, e pelas

variáveis serem isotópicas. Embora o programa ISATIS tenha realizado de maneira rápida e adequada à performance de cokrigagem, os mapas obtidos não foram incluídos nas análises subsequentes.

No caso do Al (Figura 21), pode-se verificar claramente no mapa regiões com valores mais altos. Essas áreas podem ser associadas com áreas que porventura apresentem menores produções no futuro ou mesmo que necessitem de uma dose maior de corretivos para neutralizar o efeito tóxico do elemento as plantas.

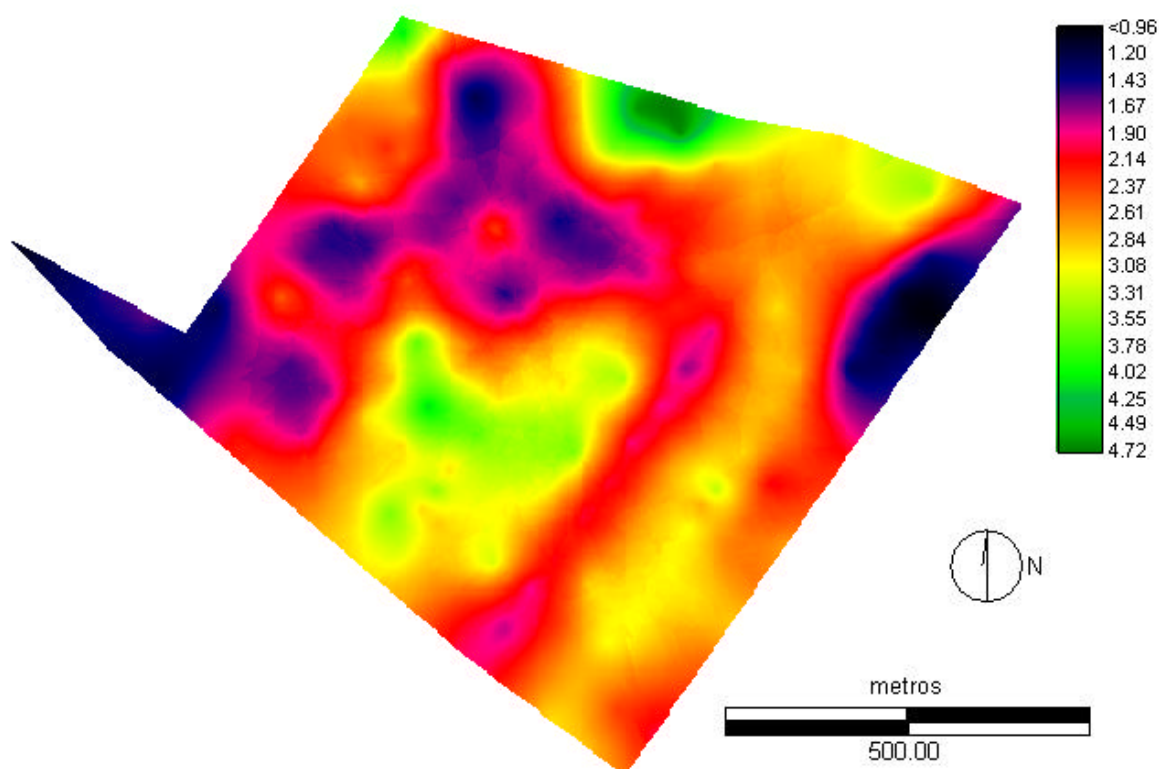


Figura 21: Interpolação por krigagem do Al no solo (mmolc/dm³).

O mesmo comportamento do Al no solo não é seguido pela acidez potencial (H+Al), como visto na Figura 22. As áreas apresentam-se muito mais difusas que no caso anterior, não sendo possível identificar visualmente regiões problemáticas.

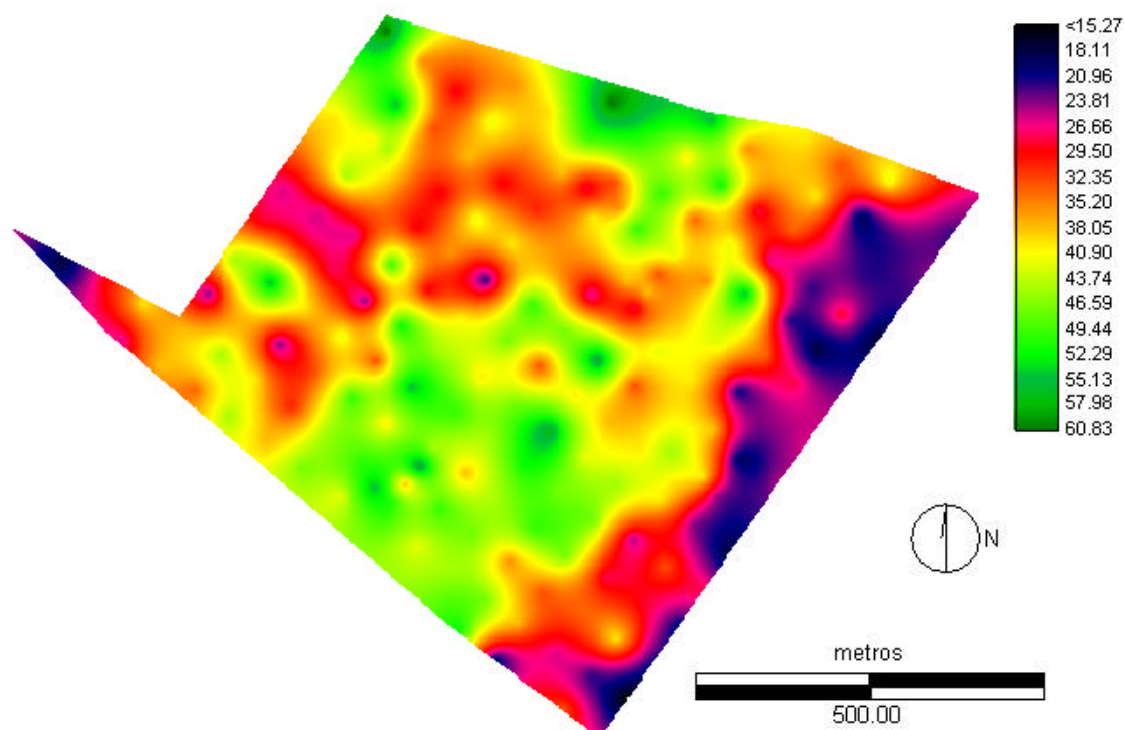


Figura 22: Interpolação por krigagem do H+Al no solo (mmolc/dm³).

As mesmas regiões verificadas com maiores teores de Al, porém, coincidiram com as regiões de pH menores que 5,0 (Figura 23) e de V% abaixo de 50% (Figura 26). Esses valores coincidentes podem significar maiores teores de Al no solo.

No caso da CTC (Figura 24), observa-se no mapa que o modelo ajustado no variograma, sem estabilização do patamar, interferiu no processo de krigagem de maneira que os valores estimados também não se estabilizaram. Isso exhibe que o variograma experimental em questão, não revelou toda continuidade do fenômeno.

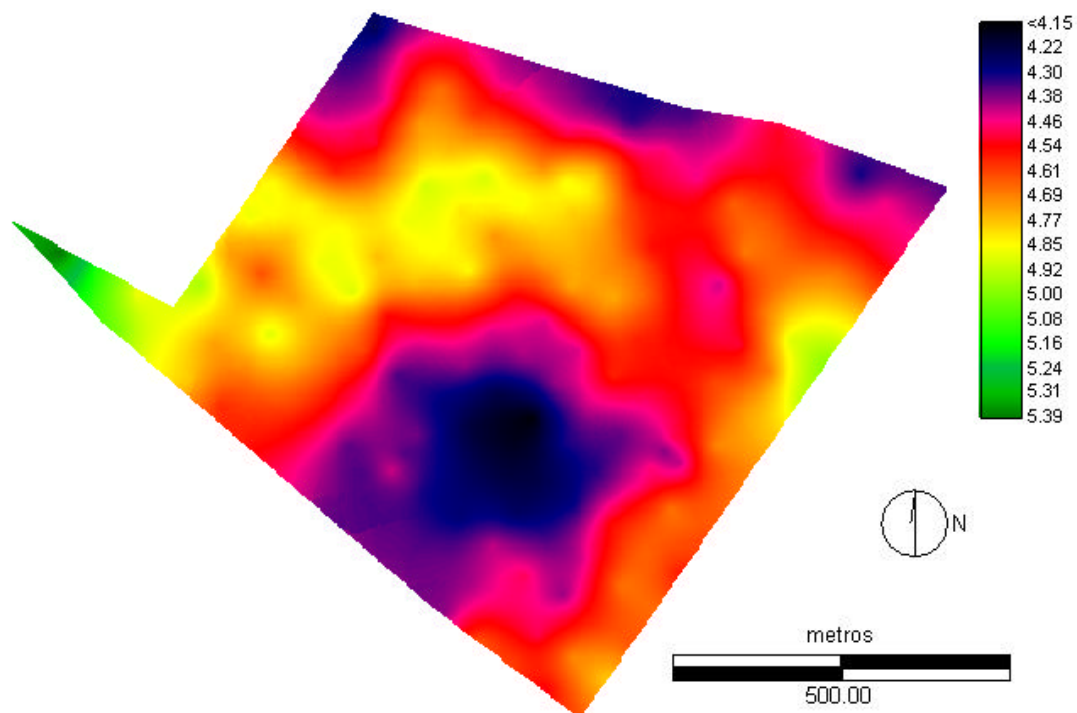


Figura 23: Interpolação por krigagem do pH no solo (CaCl²).

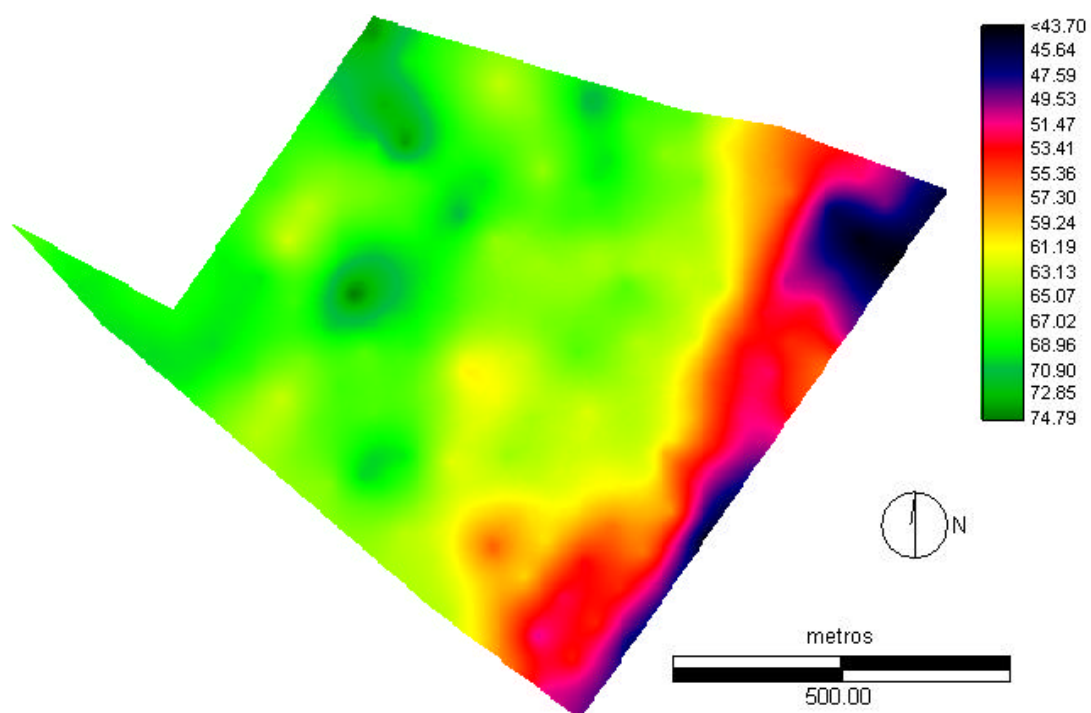


Figura 24: Interpolação por krigagem da CTC no solo (mmolc/dm³).

Os variogramas experimentais de algumas variáveis apresentaram certa anisotropia zonal, como H+Al, pH, SB, V% e Ca. Nos casos do pH, SB, V% e Ca, o fenômeno ocorreu nas direções 90° e 135°, área que apresentaram diferenças visuais nos mapas, que revelaram manchas em regiões coincidentes de baixo pH onde a acidez é considerada muito alta, baixa SB (Figura 25), muito baixa V% (Figura 26) e menores teores de Ca (Figura 27), segundo os limites propostos em Raij et. al, 1997.

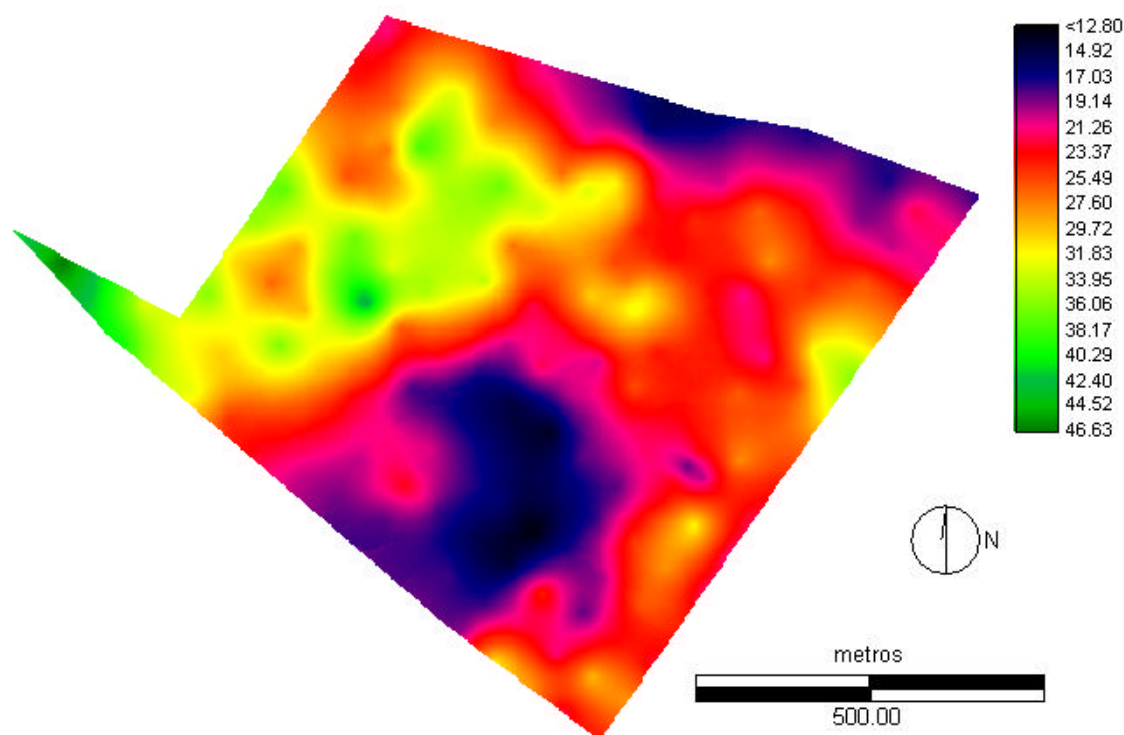


Figura 25: Interpolação por krigagem de SB no solo (mmolc/dm³).

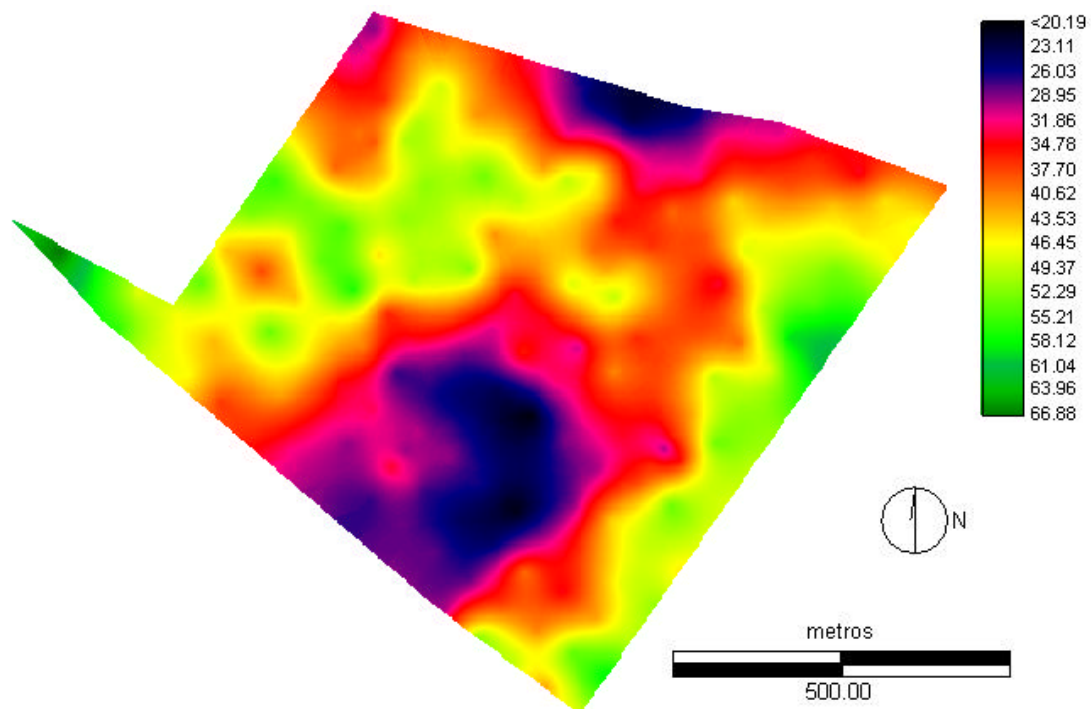


Figura 26: Interpolação por krigagem da V% no solo (%).

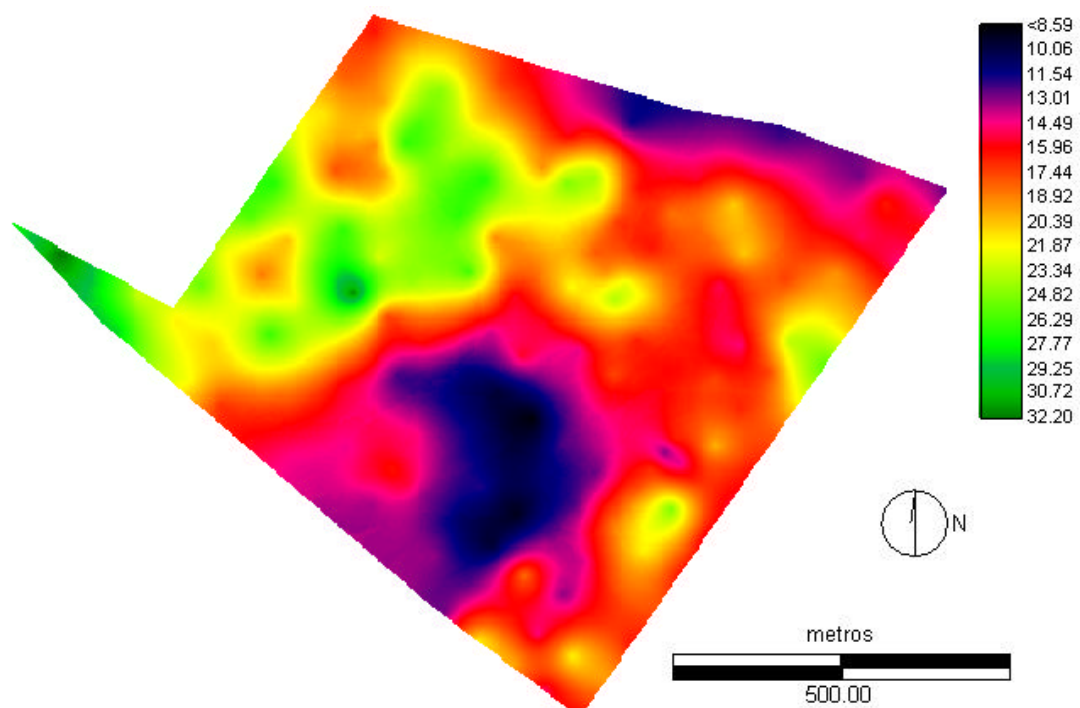


Figura 27: Interpolação por krigagem do Ca no solo (mmolc/dm³).

O Mg no solo não apresentou continuidade semelhante ao Ca, mas por seus alcances nos modelos ajustados terem sido próximos, nota-se uma certa coincidência entre os valores mais baixos e os mais elevados dos dois mapas (Figura 28). Vale a ressalva que os valores encontrados para Ca são considerados altos em toda área, enquanto que para Mg de médio a baixo (Raij et. al., 1997). Porém, a proporção de 3:1 entre Ca / Mg estava equilibrada em quase toda área.

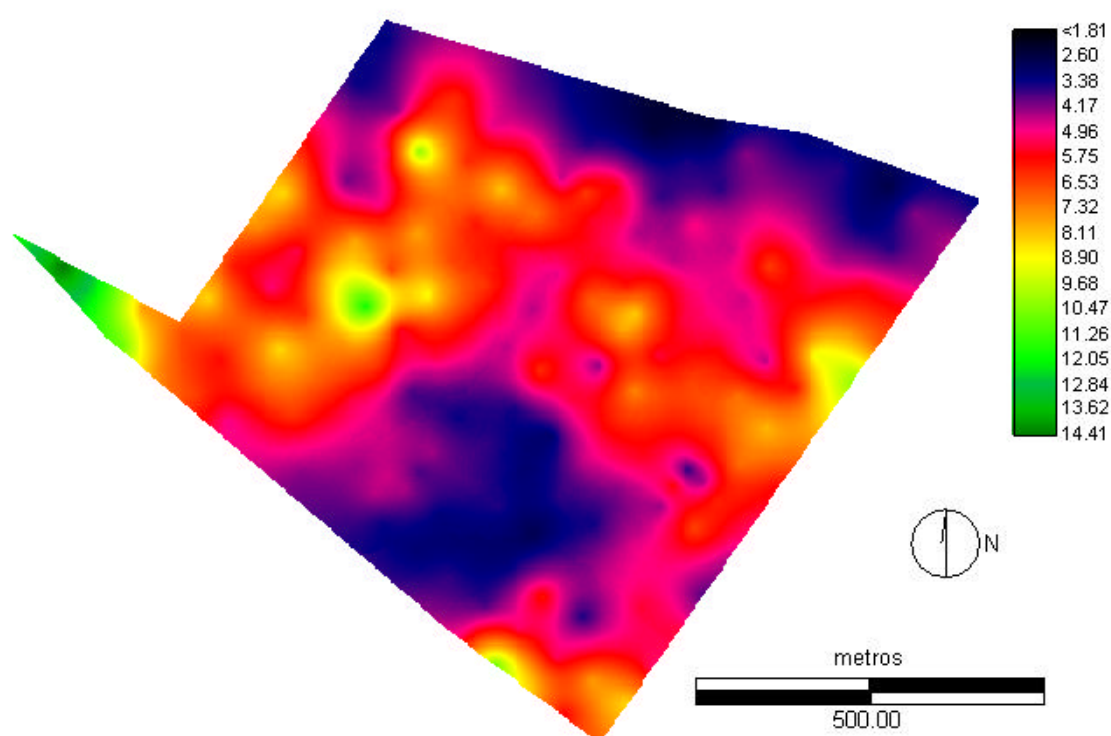


Figura 28: Interpolação por krigagem do Mg no solo (mmolc/dm³).

Há de se salientar que, no caso do Mg, os teores mais baixos predominaram em boa parte da área, o que não aconteceu com o Ca. Algumas áreas concentradas de valores mais altos, tanto para Ca como para Mg, vistos em ambos os mapas e praticamente coincidentes, podem ser explicados pela prática da calagem, que no seu processo

operacional, utiliza-se de montes de calcário concentrados em pontos estratégicos de distribuição para aplicação. Uma explicação para o fato é que essas áreas com concentrações elevadas de Ca e Mg podem ser os depósitos de calcário de aplicações anteriores.

No mapa da matéria orgânica (MO) no solo (Figura 29), as variações são menores em relação às outras variáveis, porém com mudanças abruptas em algumas regiões.

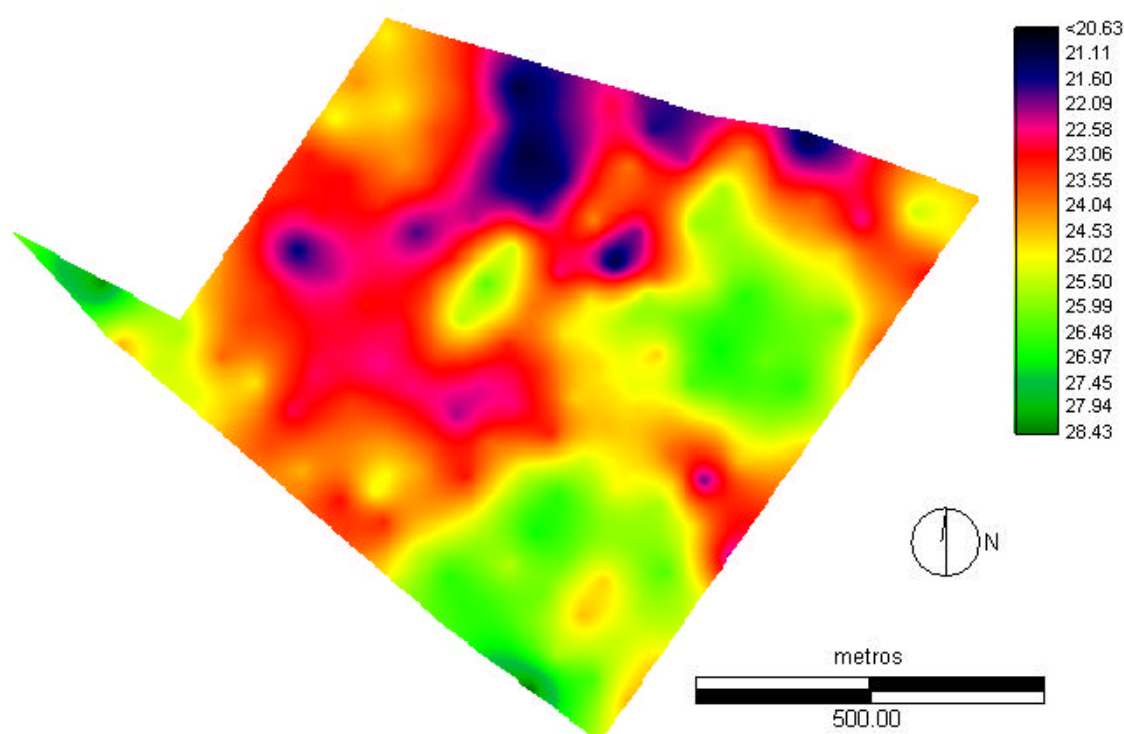


Figura 29: Interpolação por krigagem da MO no solo (g/dm³).

Os elementos P e K não tiveram a dependência espacial detectada com a estratégia de amostragem adotada, não sendo indicada a krigagem para interpolação, podendo ser testados outros métodos. No caso, com a necessidade de se resolver um problema agrônômico como a recomendação de adubação, a interpolação se deu pelo método conhecido

como Inverso do Quadrado das Distâncias, para as variáveis P e K, como se pode ver nas Figuras 30 e 31, respectivamente.

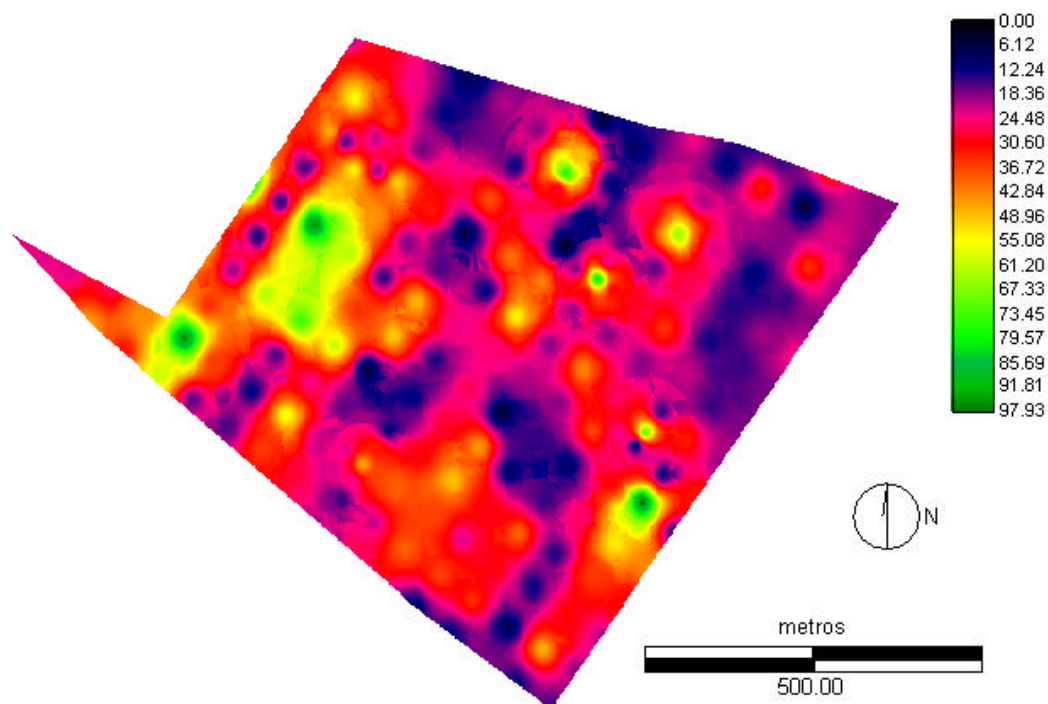


Figura 30: Interpolação pelo IDW dos teores de P no solo (mg/dm^3).

Os valores encontrados para P são níveis do elemento muito baixos a médios, aonde os valores chegavam até $40 \text{ mg}/\text{dm}^3$. Nos pontos acima de $40 \text{ mg}/\text{dm}^3$, os níveis já eram considerados, altos ou muitos altos, mas por se tratarem de pontos localizados, provavelmente estariam ligados a pouca mobilidade do elemento no solo ou mesmo práticas de manejo empregadas no campo.

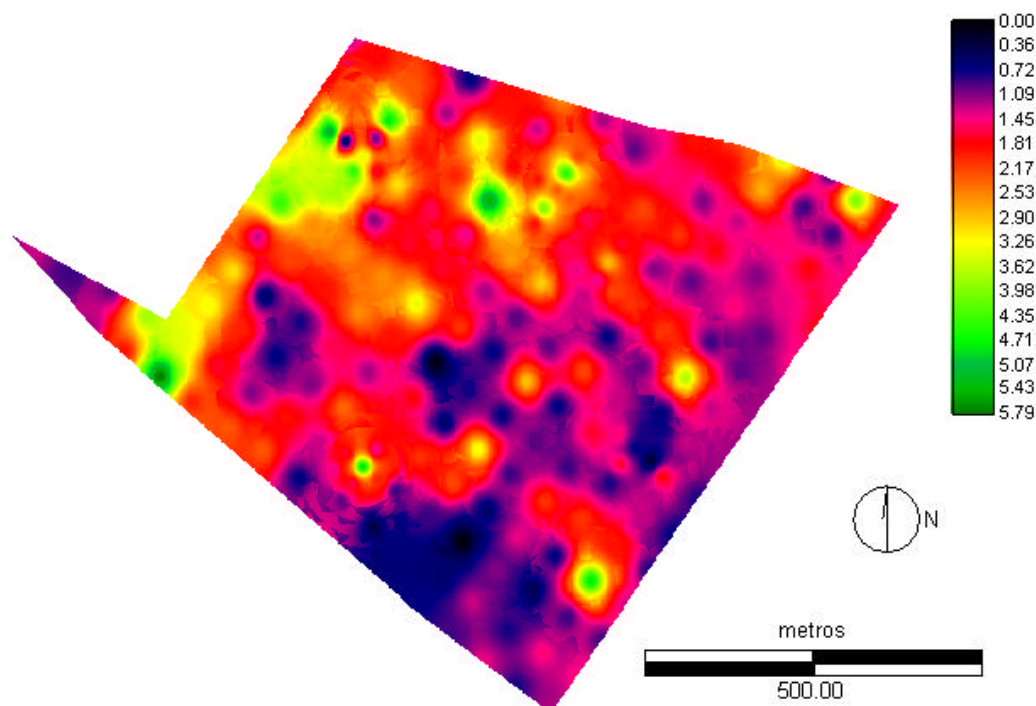


Figura 31: Interpolação pelo IDW dos teores de K no solo (mmolc/dm³).

No caso do K, observou-se tendência semelhante ao P, com grande parte da área apresentando valores muito baixos ou baixos, e áreas concentradas de valores altos do elemento. Uma vez que os dois elementos vinham sendo aplicados em conjunto no campo, esperar-se-ia comportamento semelhante para os dois elementos, embora seu caminhamento no solo ocorra de maneira completamente distinta e nem todos os pontos com valores mais altos coincidam.

Ao contrário do que ocorreu com a krigagem, que extrapola valores para fora da área de amostragem, o método do Inverso do Quadrado das Distâncias mostrou limitações quanto à predição de valores. No caso, o interpolador calculou somente dentro da área amostrada os valores para P e K, excluindo as bordas, reduzindo o campo de 71,79 ha para 66,73 ha. Apesar de terem sido usadas máscaras contendo o perímetro do campo nos

mapas krigados para melhor visualização, nesse caso não foi possível esse procedimento, acarretando em uma perda de área de 7,05%.

Todas as variáveis que tiveram a dependência espacial modelada apresentaram alcances bem superiores ao espaço amostral de 60 m. Pode-se dizer, com isso, que a amostragem foi muito adensada, podendo ser mais espaçadas quando se deseja estudar a acidez do solo, por exemplo. Por outro lado, elementos essenciais para o desenvolvimento da cultura, como o P e o K, necessitariam de uma malha de amostragem menor ainda para, provavelmente, ter sua escala de dependência modelada.

Por se tratar de uma área de agricultura de precisão, que passou não só pelo monitoramento da colheita, mas também por aplicações de insumos a taxas variáveis e a amostragem ter sido feita após a colheita de 2000, alguns resultados podem ser explicados, como as distribuições de frequência dos elementos P e K, com muitos valores baixos e alguns pontos isolados de valores mais altos. Balastreire (1999) aponta como um dos pontos-chaves do sistema de agricultura de precisão, a redução na quantidade de insumos de pontos de baixo potencial e transferência de parte dessa redução para os pontos de alto potencial, para redução da quantidade total de insumos, sem aumento da produtividade da área considerada. Assim, altos teores de P e K seriam difíceis de serem encontrados na área, uma vez que, se a aplicação localizada foi feita de maneira eficiente, a planta utilizou-se desses nutrientes restando pouco no solo e de maneira gradual. Isso, porém não significa que o restante no solo seja disponível ou que somente uma reaplicação de insumos bastaria para o sucesso da cultura. A realocação de pontos de baixo potencial produtivo para outros com maior potencial, para aumento da produtividade da área considerada, sem aumento na quantidade de insumos, é outro ponto defendido por Balastreire (1999). O tipo de solo, características físicas que interferem na

movimentação dos elementos do solo, chuvas e outros inúmeros parâmetros podem ser envolvidos no contexto, principalmente porque a área está localizada em clima tropical onde as reações químicas ocorrem mais aceleradamente.

6. 3. 2. Mapas de recomendação de adubação

6. 3. 2. 1. Mapa de necessidade de calcário

Efetuiu-se o cruzamento dos mapas dos atributos CTC e V% no SIG-IDRISI 32 (Eastman, 1999) com o mapa resultante, exposto na Figura 32, onde cada classe corresponde a uma faixa de aplicação do corretivo, com intervalos propostos de 2 toneladas, uma vez que em alguns trechos da área apresentaram valores negativos, sendo que a V% atual já apresentava valor superior à V% desejada. No Quadro 21 são apresentadas as distribuições, por área, de aplicação de calcário recomendada para cultura da soja, buscando elevar a saturação por bases (V%) a 50 (Ribeiro et. al., 1999).

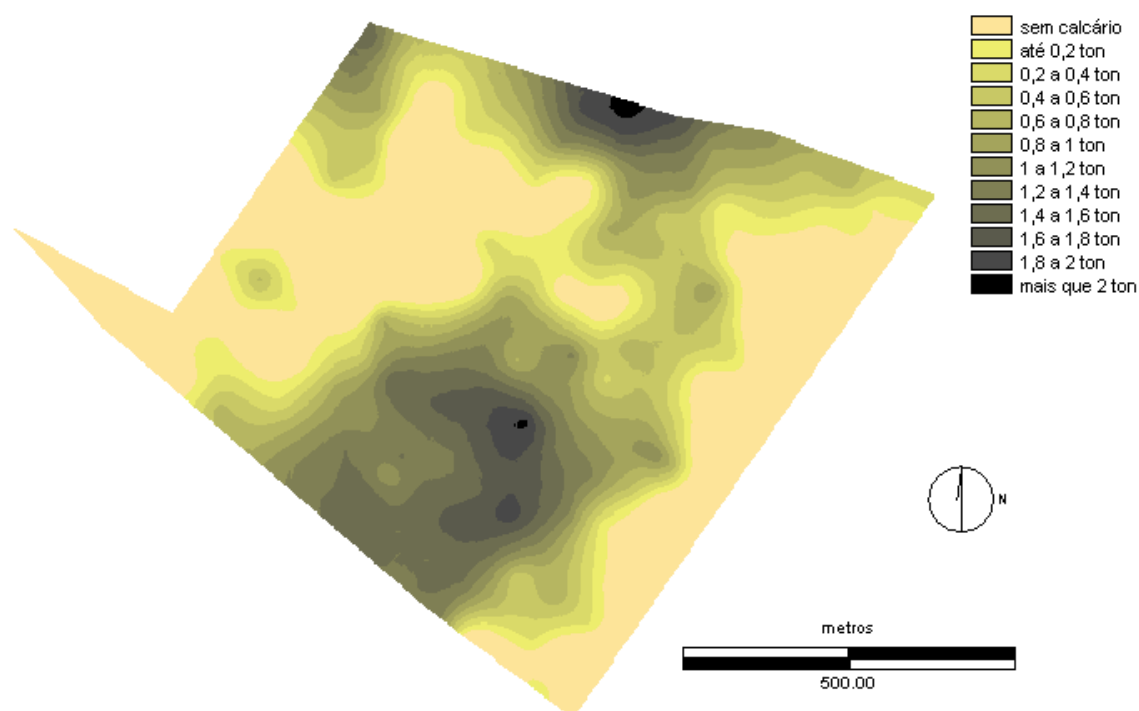


Figura 32: Mapa de recomendação de aplicação de calcário.

Quadro 21: Áreas de aplicação de calcário.

Categoria	Área (ha)	% Área total
sem aplicação	24,88	34,66
até 0,2 ton	6,14	8,56
0,2 a 0,4 ton	5,70	7,94
0,4 a 0,6 ton	7,01	9,76
0,6 a 0,8 ton	5,61	7,81
0,8 a 1,0 ton	4,57	6,37
1,0 a 1,2 ton	4,21	5,86
1,2 a 1,4 ton	4,69	6,54
1,4 a 1,6 ton	5,23	7,29
1,6 a 1,8 ton	2,57	3,58
1,8 a 2,0 ton	1,04	1,45
mais que 2,0 ton	0,13	0,18

Na recomendação de corretivos da acidez no solo detectou-se uma área, correspondente a 34,66% da área total, sem necessidade de aplicação de calcário; 8,56% da área total deveria receber até 0,2 ton de calcário; 7,94% entre 0,2 e 0,4 ton; 9,76% entre 0,4 e 0,6 ton; 7,81% entre 0,6 e 0,8 ton; 6,37% entre 0,8 e 1,0 ton; 5,86% entre 1,0 e 1,2 ton; 6,54% entre 1,2 e 1,4 ton; 7,29% entre 1,4 e 1,6 ton; 3,58% entre 1,6 e 1,8 ton; e 1,45% entre 1,8 e 2,0 ton. Apenas 0,18% da área necessitou de doses maiores que 2,0 ton. Áreas muito reduzidas seriam praticamente impossível de serem manejadas com a tecnologia disponível para efetuar tais aplicações, uma vez que o tempo de resposta do sistema GPS para manejo específico de nutrientes, relativos a sua locação e o atraso de resposta no controlador de fertilizantes dos aplicadores disponível, é maior que o tempo de deslocamento pela área (Fekete, 1996), implicando em atrasos e aplicações erradas.

Ao utilizar a tecnologia de aplicação à taxa variável, as doses de calcário seriam alocadas conforme as necessidades e resultariam em uma economia de 18,06% em volume de calcário aplicado na área se comparado ao manejo convencional. Seriam colocadas 43,76 ton de calcário na área, contra 53,41 ton utilizando a recomendação a partir dos valores médios dos parâmetros, utilizados para os cálculos no manejo convencional.

O mapa apresentou com a reclassificação por faixas de necessidade de calcário nuances concordantes com os mapas de origem pelos quais ele foi gerado, sendo que o SIG-IDRISI 32 mostrou-se eficiente nesse tipo de procedimento.

6. 3. 2. 2. Mapa de necessidade de Fósforo

Os mapas dos valores interpolados de Fósforo foram reclassificados em zonas de necessidade de P_2O_5 , podendo ser vistos na Figura 33 e no Quadro 22. As necessidades em kilos (Kg) foram calculadas para uma produtividade esperada de 3,0 a 3,4 t/ha de soja em grãos (Raij et. al., 1997).

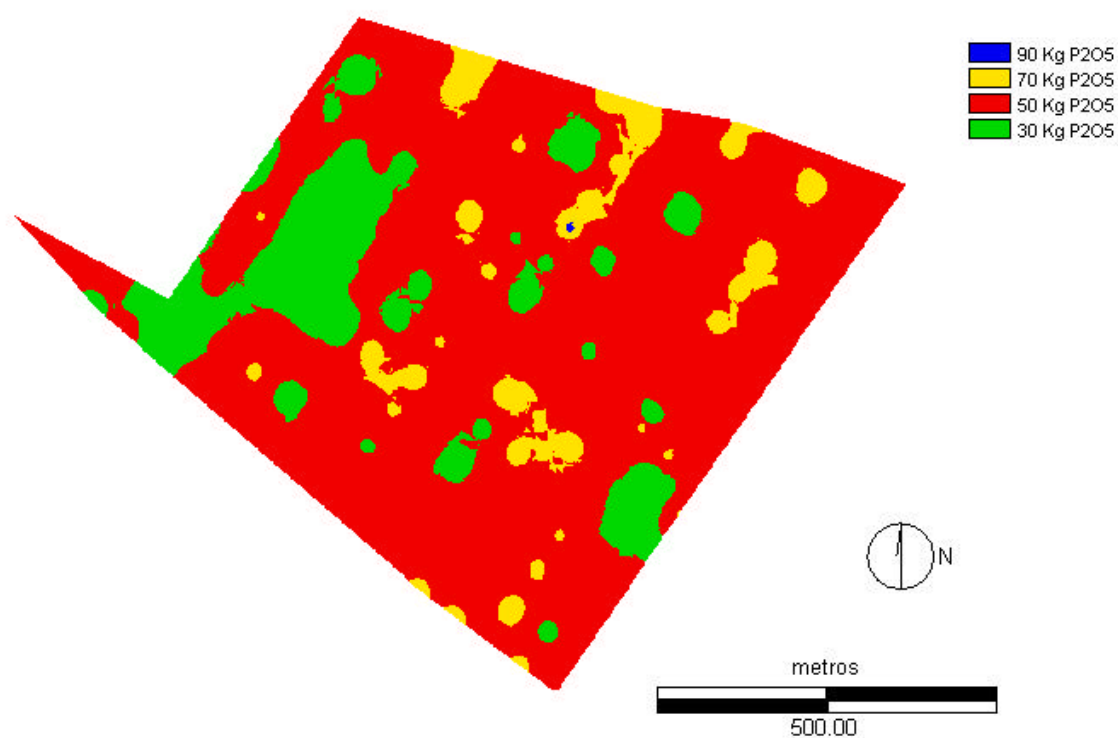


Figura 33: Mapa de recomendação de aplicação P em doses de P_2O_5 .

Quadro 22: Áreas de aplicação de Fósforo.

Categoria	Área (ha)	% Área total
90 Kg P ₂ O ₅	0,01	0,02
70 Kg P ₂ O ₅	4,88	6,79
50 Kg P ₂ O ₅	55,85	77,80
30 Kg P ₂ O ₅	11,05	15,39

O mapa de recomendação para o elemento Fósforo exibe uma das premissas básicas da agricultura de precisão, que é tratar a variabilidade do solo em busca da homogeneidade. Uma vez que a área passou por aplicação de fertilizantes a taxa variável nas últimas safras, os resultados contidos no Quadro 22 revelam que 77,8% da área necessitam de 50 Kg de P₂O₅, estando bem próximo de uma aplicação em área total do elemento, já caminhando para tal homogeneidade. A economia de fertilizantes fosfatados seria apenas de 3,43%, com 3426,6 Kg do elemento aplicados na área à taxa variável contra 3589,5 Kg pelo sistema convencional. Áreas com recomendação de doses de 90 Kg representam porções insignificantes, uma vez que não são passíveis de manejo, o mesmo acontecendo para algumas áreas com recomendação de 30 e 70 Kg de P₂O₅ que encontram-se em porções diminutas e acabariam por serem englobadas em outras faixas de recomendação, valendo lembrar que as áreas de 30 Kg de P₂O₅ localizadas a oeste são manchas onde a necessidade de P é quase metade do restante recomendado. A vantagem da aplicação à taxa variável estaria ligada somente ao manejo do sítio específico, conforme as necessidades do solo.

6. 3. 2. 3. Mapa de necessidade de Potássio

Para o Potássio o mesmo procedimento foi adotado. Os mapas dos valores interpolados reclassificados em zonas de necessidade de K_2O podem ser vistos na Figura 34 e no Quadro 23. As necessidades em kilos (Kg) foram calculadas para uma produtividade esperada de 3,0 a 3,4 t/ha de soja em grãos (Raij et. al., 1997).

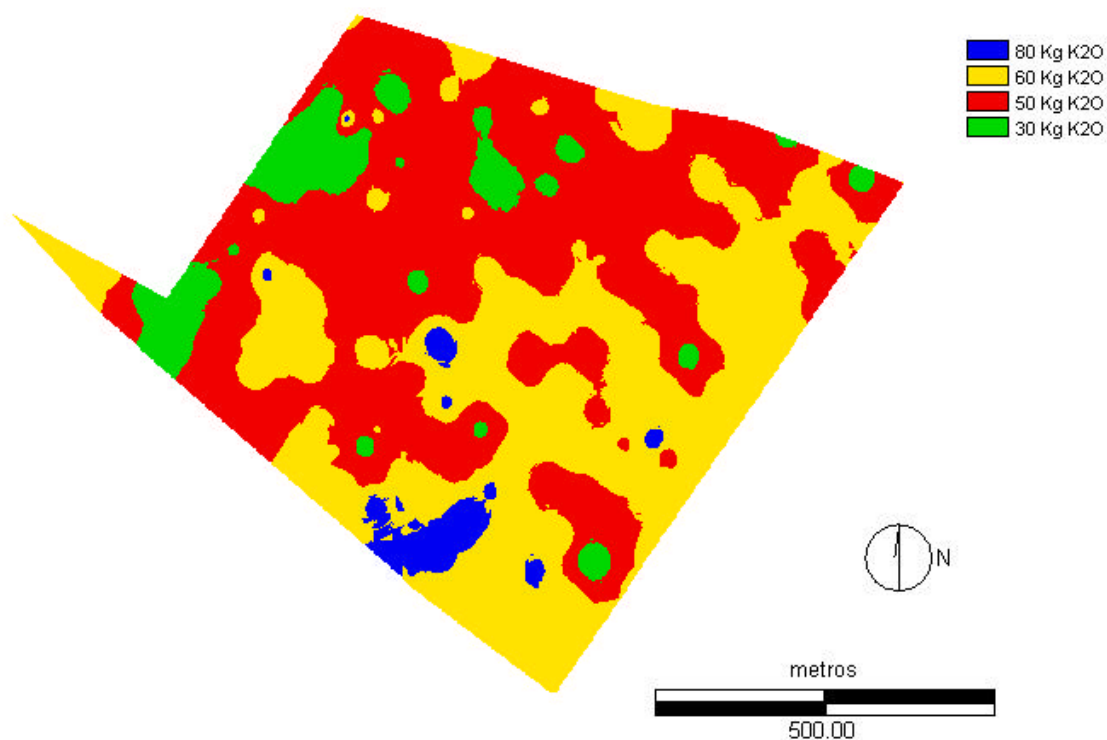


Figura 34: Mapa de recomendação de aplicação K em doses de K_2O .

Quadro 23: Áreas de aplicação de Potássio

Categoria	Área (ha)	% Área total
80 Kg K ₂ O	1,98	2,76
60 Kg K ₂ O	29,20	40,67
50 Kg K ₂ O	35,15	48,96
30 Kg K ₂ O	5,46	7,60

O mapa de recomendação para o elemento Potássio exhibe mais claramente ainda o discutido para o mapa de Fósforo, uma vez que os resultados do Quadro 23 revelam que 89,64% da área necessitam entre 50 e 60 Kg de K₂O, estando bem próximo de uma aplicação em área total do elemento (homogeneidade). Possivelmente, somente as áreas com recomendação de 30 Kg de K₂O a oeste e as áreas com recomendação de 80 Kg de K₂O a sul poderiam receber manejo específico, sendo os outros pontos absorvidos pelas classes de recomendação de 50 e 60 Kg de K₂O (áreas muito pequenas, inviáveis para manejo específico). Seguindo os valores encontrados, uma aplicação do elemento à taxa variável acarretaria em um acréscimo de 6,75% de fertilizantes potássicos, necessitando de 3831,7 Kg do elemento em área total contra 3589,5 Kg se considerarmos o manejo convencional.

Vale salientar que para cada área onde possam ser empregados esses tipos de estudo, os resultados divergirão da maior parte dos trabalhos encontrados na literatura (Finke, 1993, Goense, 1997, Walters & Goesch, 1998, King et al., 1998, Yang et al., 1998, White & Zasoski, 1999 e Reetz Jr., 2000), uma vez que o solo é um corpo natural envolvido em processos dinâmicos, com mudanças graduais, porém intensas decorrentes do manejo intensivo que sofre.

6. 3. 2. 4. Mapa de aplicação de fertilizantes

O cruzamento dos mapas vistos nas Figuras 33 e 34, para a obtenção do mapa de aplicação, não foi satisfatório. Chegou-se a doze classes de adubação que resultaram em quatro formulados P-K para a área, que além de diferirem nas fórmulas comerciais, necessitavam de aplicações em diferentes doses. Pela dificuldade de manejo específico dessas classes, por estarem muito espalhadas e às vezes serem muito pequenas, realizou-se uma filtragem no módulo *analysys / context operators / filter* dos mapas de recomendação para P e K. Com a eliminação de manchas muito diminutas, esperava-se uma melhora do mapa de aplicação cruzando os mapas filtrados. A operação resultou em oito classes de adubação, mas recaíram no mesmo problema, muitos formulados a diferentes doses, em uma área relativamente pequena.

Analisando as dificuldades operacionais para uma aplicação em uma operação apenas, utilizando esses mapas, uma sugestão seria a utilização do mapa de recomendação para K pouco antes do plantio em uma aplicação a lanço, e a utilização do mapa de recomendação de P para aplicação do elemento no sulco de plantio junto com as sementes. Dessa forma, embora aumente uma operação, a aplicação a taxas variáveis resultaria em uma economia de fertilizantes, necessitando, entretanto, de todo um estudo econômico sobre a viabilidade do sistema.

6. 4. Considerações finais

Os resultados obtidos a partir das análises realizadas com os métodos empregados na área de estudo podem ser assim sumarizados:

- os dados apresentaram altos coeficientes de variação, em comparação com os padrões estabelecidos para experimentação;
- foram identificados outliers para as variáveis Al e P;
- os conjuntos de dados têm distribuição normal para Al, H+Al, pH, CTC, V%, SB, Ca, MO e K, e distribuição lognormal para as variáveis Mg e P;
- as variáveis que apresentaram maiores coeficientes de correlação foram Ca, Mg, V%, SB, pH, H+Al e Al;
- nos atributos P e K não foi detectada dependência espacial;
- os atributos Al, pH, SB, CTC, V%, Ca, Mg e MO apresentaram moderada dependência espacial;
- o atributo H+Al apresentou alta dependência espacial;
- os atributos são dependentes espacialmente para até 224 m (MO), 280 m (Al), 366 m (H+Al), 370 m (pH), 373 m (V%), 378 m (Ca), 381 m (Mg), 464 m (SB) e 495 m (CTC);
- a validação cruzada mostrou adequação dos modelos teóricos aos variogramas experimentais;
- no estudo dos cátions no solo, a análise de correogionalização mostrou forte influência de SB em micro escala (efeito pepita) e longa escala (350 m), com forte presença do cátion Ca nesse comportamento;

- no estudo da acidez, a análise de correionalização mostrou forte influência do Al em micro escala (efeito pepita) e em média escala (204,25 m), dividindo essa influência com H+Al, SB e V%;
- no estudo da correção da acidez, a análise de correionalização mostrou forte influência do Mg em micro escala (efeito pepita) e longa escala (400,18 m);
- no estudo da aplicação de fertilizantes, a análise de correionalização mostrou forte influência do P em micro escala (efeito pepita);
- a krigagem ordinária pontual apresentou-se como um interpolador eficaz para o mapeamento dos atributos, para os quais foi detectada a distância de dependência espacial;
- o método do Inverso do Quadrado das Distâncias apresentou-se como um interpolador eficaz para o mapeamento dos atributos, para os quais não foi detectada a distância de dependência espacial;
- o SIG-IDRISI32 apresentou-se como ferramenta eficaz para o mapeamento dos atributos estudados.

7. CONCLUSÕES

Para a área estudada pode-se concluir que:

- a amostragem em malha (grid) regular de 60 m possibilitou a caracterização geoestatística das variáveis estudadas da fertilidade do solo, exceto para P e K;
- a análise de correlogramas foi uma ferramenta eficaz no estudo do comportamento das variáveis envolvidas em diferentes processos no solo, quando a correlação entre elas mostrou-se suficientemente forte e variogramas experimentais semelhantes;
- a krigagem mostrou-se um interpolador robusto na confecção de mapas de fertilidade quando detectada a dependência espacial entre as amostras;
- quando não detectada a dependência espacial, o Inverso do Quadrado das Distâncias foi uma eficiente alternativa de interpolação para a construção de mapas de fertilidade;
- a utilização de um Sistema de Informação Geográficas (SIG) otimizou o processo de gerenciamento dos dados, auxiliando a confecção de mapas de recomendação de fertilizantes e corretivos.

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRAFICAS

- AGUIRRE, A. J. Transformações de coordenadas aplicáveis em topografia. In: AGUIRRE, A. J. *Educação para crescer*. Porto Alegre, Secretaria de Educação, Governo do Rio Grande do Sul, 1993. 98p.
- BALASTREIRE, L. A. Aspectos gerais da agricultura de precisão. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE SOJA, 1999, Londrina. *Anais...* Londrina: EMBRAPA, 1999. p.251-6.
- BLACKMORE, S. The interpretation of trends from multiple yield maps. *Comput. Eletron. Agric.*, v.26, p.37-51, 2000.
- BRASIL. Ministério das Minas e Energia. *Projeto Radambrasil: programa de integração nacional: levantamento dos recursos naturais*. 1983. v.31. 764p.
- BOURGAULT, G.; MARCOTTE, D. Multivariate variogram and its application to the linear model of coregionalization. *Math. Geol.*, v.23, p.899-928, 1991.
- BOURGAULT, G.; MARCOTTE, D.; LEGENDRE, P. The multivariate (co)variogram as a spatial weighting function in classification methods. *Math. Geol.*, v.24, p.463-78, 1992.

- BURGESS, T. M.; WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties, 1. The semi-variogram and punctual kriging *J. Soil Sci.*, v.31, p.315-31, 1980.
- BURROUGH, P. A. Soil variability: a late 20th century view. *Soil Fertil.*, v.56, n.5, p.529-62, 1993.
- BURROUGH, P.A.; BOUMA, J.; YATES, S.R. The state of the art in pedometrics. *Geoderma*, v.62, p.311-26, 1994.
- BURROUGH, P. A.; VAN GAANS, P. F. M.; HOOTSMANS, R. Continuous classification in soil survey: spatial correlation, confusion and boundaries. *Geoderma*, v.77, p.115-35, 1997.
- CAHN, M. D.; HUMMEL, J. W.; BROUER, B. H. Spatial Analysis of Soil Fertility for Site-Specific Crop Management. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, v.58, p.1240-8, 1994.
- CALIJURI, M. L.; MEIRA, A. D.; PRUSKI, F. F. Geoprocessamento aplicado aos recursos hídricos. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA: Cartografia, Sensoriamento e Geoprocessamento, 27, 1998, Poços de Caldas: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola. 1998. p.167-225.
- CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVAK, J. M.; PARKIN, T. B.; KARLEN, D. L. TURCO; R. F., KONOPKA, A. E. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, v.58, p.1501-11, 1994.
- CAMPOS, S. P. *Planejamento do uso do solo através do sistema de informações geográficas IDRISI*. Dissertação (Mestrado em Agronomia / Energia na Agricultura), Faculdade de Ciências Agrônômicas / Universidade Estadual Paulista, 1996. 124p.

- CASTRIGNANÒ, A.; GIUGLIARINI, L.; RISALITI, R.; MARTINELLI, N. Study of spatial relationships among some soil phyco-chemical properties of a field in central Italy using multivariate geostatistics. *Geoderma*, v.97, p.39-60, 2000.
- CASTRO, J. F. M. *Princípios de cartografia sistemática, cartografia temática e sistema de informação geográfica (SIG)*. Instituto de Geociências, Universidade Estadual Paulista: Rio Claro, 1996. 40p.
- CONDE, R. P. *Geoestatística aplicada a avaliação de reservas e controle de lavra na mina de cana brava (GO)*. São Paulo, 2000. 161p. Tese (Doutorado em Recursos Minerais e Hidrogeologia), Instituto de Geociências /Universidade de São Paulo.
- COUTO, E. G.; KLAMT, E. Variabilidade espacial de micronutrientes em solo sob pivô central no sul do estado de Mato Grosso. *Pesqui. Agropecu. Bras.*, v.34, p.2321-39, 1999.
- DAVID, M. *Handbook of applied advanced geostatistical ore severe estimation*. New York: Elsevier, 1988. 216p.
- DAVIS, J. G.; HOSSNER, L. R.; WILDING, L. P.; MANU, A. Variability of soil chemical properties in two sandy dunal soils of Niger. *Soil Sci.*, v.159, p. 321-30, 1995.
- DELCOURT, H.; DARIUS, P. L.; De BAERDEMAEKER, J. The spatial variability of some aspects of topsoil fertility in two Belgian fields. *Comput. Electron Agric.*, v.14, p. 179-96, 1996.
- DICK, R.P.; THOMAS, D. R.; HALVORSON, J.J. Standardized methods, sampling and sample pre-treatment. In: DORAN, J.W.; JONES, A.J. (Ed) *Methods for assessing soil quality*. Madison: Soil Science Society of America, 1996. p.107-21. (Special publication, 49)

- EASTMAN, J. R. *IDRISI 32 for Windows: User's guide. Version 2.0*. Massachusettes: Clark University, 1997.
- EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Soja. *Manual de métodos de análise de solo*. 2. ed. Rio de Janeiro, 1997. 212p.
- FEKETE, A. Fertilizer application rate control for precision farming. In: *INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTERS IN AGRICULTURE*, 6, 1996. p. 557-62.
- FERGUSON, R. B.; HERGERT, G. W.; SCHEPERS, J. S.; CRAWFORD, C. A. Site-specific nitrogen management of irrigate corn. In: *INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE*, 4, 1998, St. Paul-Minessota. *Proceedings...* St. Paul: American Society of Agronomy, Crop Science Society of America and Soil Science Society of America, 1998. p.1297-308.
- FINKE, P. A. Field scale variability of soil structure and its impact on crop growth and nitrate leaching in the analysis of fertilizing scenarios. *Geoderma*, v.60, p.89-107, 1993.
- FISHER, R.A. *Statistical methods and scientific inference*. Edinburg: Oliver & Boyd, 1956. 175p.
- GEISERS, S. The predictive sample reuse methods with application. *J. Am. Stat. Assoc.*, v.70, p.320-8, 1975.
- GEOVARIANCES. *ISATIS 3. 3. Software Manua.*, Avon: Geovariances, 2001. 531p.
- GOENSE, D. The accuracy of farm machinery for precision agriculture: a case for fertilizer application. *Neth. J. Agric. Sci*, v.45, p.201-17, 1997.
- GOMES, F. P. *Curso de estatística experimental*. Piracicaba: Ed.CALQ / Escola Superior de Agronomia Luiz de Queiroz, 1976. 250p.

- GOOVAERTS, P. Comparative performance of indicator algorithms for modeling conditional probability distribution functions. *Math. Geol.*, v.26, p.389-414, 1994.
- GOOVAERTS, P. *Geostatistics for natural resources evaluation*. Oxford: Oxford University Press, 1997. 483p.
- GOOVAERTS, P. Geostatistics in soil science: state of the art and perspectives. *Geoderma*, v.89, p.1-45, 1999.
- GOTWAY, C. A.; FERGUSON, R. B.; HERGERT, G. W.; PETERSON, T. A. Comparison of kriging and inverse distance methods for mapping soil parameters. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, v.60, p.1237-47, 1996.
- GOULARD, M.; VOLTZ, M. Linear coregionalization model: Tools for estimation and choice of cross-variogram matrix. *Math. Geol.*, v.24, p.269-86, 1992.
- GUERRA, P. A. G. *Geoestatística operacional*. Brasília: Ministério de Minas e Energia / Departamento Nacional de Produção Mineral, 1988. 145p.
- HOAGLIN, D. C.; MOSTELLER, F.; TUKEY, J. W. *Análise exploratória de dados-Técnicas robustas. Um guia*. Lisboa: Salamandra, 1992. 417p. (Série Novas Tecnologias)
- ISSAKS, E. H.; SRIVASTAVA, M. *An introduction to applied geoestatistics*. New York: Oxford University Press, 1989. 560p.
- JIMÉNEZ-ESPINOSA, R.; SOUSA, A. J.; CHICA-OLMO, M. Application of correspondence analysis and factorial kriging analysis: A case study on geochemical exploration. In: SOARES, A. (Ed.) *Geostatistics Tróia'92*, Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1992. v.2, p.853-64. (Quantitative geology and geostatistics, 5)
- JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. *Mining geostatistics*. London: Academic Press, 1978. 600p.

- JOURNEL, A. G. *Fundamentals of geostatistics in five lessons*. Washington: American Geophysical Units, 1989. 40p.
- KING, B. A.; STARK, J. C.; TABERNA JR., J. P. In season spatial variability of potato petiole Nitrogen. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 4, 1998, St. Paul-Minnesota. *Proceedings...* St. Paul, American Society of Agronomy, Crop Science Society of America and Soil Science Society of America, 1998. p.55-66.
- KIRDA, C.; HARDARSON, G.; ZAPATA, F. Spatial variability of root zone soil water status and of fertilizer uptake by forage crops. *Soil Technol.*, v.1, p. 223-34, 1988.
- KRAVCHENKO, A. N., BULLOCK, D. G. Acomparative study of interpretation methods for mapping properties. *Agron. J.*, v.91, p.393-400, 1999.
- KRIGE, D. G. *Lognormal-de Wijsian geostatistics for ore evaluation*. Johannesburg: Institute of Mining and Metallurgy, 1981. 51p.
- KUHAR, J. E. *The precision-farming guide for agriculturists*. Moline, 1997. 117p.
- LANDIM, P. M. B. *Análise estatística de dados geológicos*. São Paulo: Ed.UNESP, 1998. 226p.
- LEGG, B. J.; STAFFORD, J. V. Precision agriculture: new technologies. In: BRIGHTON CROP PROTECTION CONFERENCE: PESTS & DISEASES. 1998, Brighton. *Proceedings...*Brighton, 1998. P. 1143-50.
- LOURENÇO, R. W. *Comparação entre métodos de interpolação para sistemas de informação geográficas*. Rio Claro, 1998. 76p. Dissertação (Mestrado em Geociências e Meio Ambiente): Instituto de Geociências, Universidade Estadual Paulista.

- MALARINO, A. Using precision agriculture to improve soil fertility management and on-farm research. *Integrated crop management*, IC - 480, p.12-14, 1998. (Precision Ag. edition)
- MARQUES JUNIOR, J.; CORÁ, J. E. Atributos do solo para agricultura de precisão. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA: Mecanização e agricultura de precisão, 27, 1998. Poços de Caldas: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 1998. p.31-70.
- MELLO, F. A. F.; BRASIL SOBRINHO, M. O. C.; ARZOLLA, S.; SILVEIRA, R. I.; COBRA NETTO, A.; KIEHL, J. C. *Fertilidade do solo*. São Paulo: Nobel, 1983. 400 p.
- McBRATNEY, A. B.; WEBSTER, R. How many observatios are needed for regional estimation of soil properties? *Soil Sci.*, v.135, n.3. p.177-83, 1983.
- McBRATNEY, A. B.; DE GRUIJTER, J. J. A continuum approach to soil classification by modified fuzzy k-means with extragades. *J. Soil Sci.*, v.43, p.159-76, 1992.
- McBRATNEY, A. B.; ODEH, I. O. A. Application of fuzzy sets in soil science: fuzzy logic, fuzzy measurements and fuzzy decisions. *Geoderma*, v.77, p.85-113, 1997.
- MORTON, T. M.; BUCHLEITER, G. W.; HEERMANN, D. F. Quantifying the effects of water avaiability on com yield under a center-pivot irrigation system. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 4, 1998, St. Paul-Minessota. *Proceedings...* St. Paul, American Society of Agronomy, Crop Science Society of America and Soil Science Society of America, 1998. p.31-42.
- OLIVEIRA, J. J.; CHAVES, L. H. G.; QUEIROZ, J. E.; LUNA, J. G. Variabilidade espacial de propiedades químicas em um solo salino-sódico. *Rev. Bras. Cienc. Solo*, v.23, p.783-89, 1999.

- OVALLES, F., REY, J. Variabilidad interna de unidades de fertilidad en suelos de la depresión del lago de Valencia. *Agron. Trop.*, v.44, p.41-65, 1994.
- PARKIN, T. B.; ROBINSON, J. A. Analysis of lognormal data. *Adv. Soil Sci.*, v.20, p.191-235, 1992.
- RAIJ, B. V. *Fertilidade do solo e adubação*. Piracicaba: Ceres. 1991. 343p.
- RAIJ, B. V.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J. A.; FURLANI, A. M. C. Recomendações de adubação e calagem para o Estado de São Paulo. *Bol. Inst. Agron. Campinas*, n.100. p.1-285, 1997.
- RASPA, G.; BRUNO, R.; DOSI, P.; FILIPPI, N.; PATRZI, G. Multivariate geostatistics for soil classification. In: SOARES, A. (Ed.) *Geostatistics Tróia'92*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1992, v.2, p.793-804. (Quantitative geology and geostatistics, 5)
- REICHARDT, K.; VIEIRA, S. R.; LIBARDI, P. L. Variabilidade espacial de solos e experimentação de campo. *Rev. Bras. Cenci. Solo*, v.10, p.1-6, 1986.
- REMACRE, A. Z.; UZUMAKI, E. T. Variogramas para interpolação em geofísica. *Geociências*, v.15, n.1, p.17-39, 1996.
- REETZ JR., H. F. Map making for variable rate fertilization. *Better Crops*, v.84, n.2, p. 18–20, 2000.
- RIBEIRO, A. C.; GUIMARÃES, P. T. G.; ALVAREZ V, V. H. *Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais. 5ª aproximação*. Viçosa: CFSEMG, 1999. 359p.

- RIBEIRO JUNIOR, P. J. *Métodos geoestatística no estudo da variabilidade espacial de parâmetros do solo*. Piracicaba, 1995. 99p. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Estatística e Experimentação Agronômica) Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo.
- ROCHA, J. V.; LAMPARELLI, R. A. C. Geoprocessamento. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA: Mecanização e agricultura de precisão, 27, 1998, Poços de Caldas: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 1998. p.1-30.
- RODRIGUES, M. Introdução ao geoprocessamento. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOPROCESSAMENTO, 1, 1990. São Paulo: Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. 1990, p.1-26.
- ROSSI, R. E.; DUMGAN, J. L.; BECK, L. R. Kriging in the shadows: geostatistical interpolation for remote sensing. *Remote Sens. Environ.* v.49, p.32-40, 1994.
- ROYLE, J. A.; BERLINER, L. M. A hierarchical approach to multivariate spatial modeling and prediction. *J. Agric., Biol. and Environ. Stat.*, v.4, n.1, p.29-56, 1999.
- SAMESHIMA, R. H.; YAMAMOTO, J. K. Análise de malhas de amostragem e processos de interpolação na representação de superfícies topográficas por meio de TDMs. *Geociências*, v.15, n.1, p.67-92, 1996.
- SHOUSE, P. J.; RUSSELL, W. B.; BURDEN, D. S.; SELIM, L. B.; VAN GENUCHTEN, M. T. Spatial variability of soil water retention functions in a silt loam soil. *Soil Sci.*, v.159, p.1-12, 1995.
- SILVA, A. P.; LIBARDI, P. L.; VIEIRA, S.R. Variabilidade espacial da resistência à penetração de um latossolo vermelho-escuro ao longo de uma transeção. *Rev. Bras. Cienc. Solo*, v.13, p.1-5, 1989.

- SNEDECOR, G. W.; COCHRAN, W. G. *Statistical methods*. 6th ed., Ames: Iowa State University Press, 1967. 593p.
- STEIN, A. Spatial interpolation of soil moisture data with universal cokriging. In: SOARES, A. (Ed.) *Geostatistics Tróia'92*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1992. v.2, p.841-52. (Quantitative geology and geostatistics, 5)
- TAKEDA, E. Y. *Variabilidade espacial de atributos físicos e químicos de uma associação de solos sob a Videira (Vitis vinífera L.) em Vitória Brasil-SP*. Ilha Solteira, 2000. 102p. Dissertação (Mestrado em Agronomia / Sistemas de Produção) - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista.
- TRANGMAR, B. B.; YOST, R. S.; UEHARA, G. Application of geostatistics to spatial studies of soil properties. *Adv. Agron.*, v.38, p.45-94, 1985.
- UZUMAKI, E. T. *Geoestatística multivariada: Estudos de métodos de predição*. Campinas, 1994. 104 p. Dissertação (Mestrado em Estatística / Instituto de Matemática, Estatística e Ciência da Computação) – Universidade Estadual de Campinas.
- VAUCLIN, M.; VIEIRA, S.R.; VAUCHAUD, G.; NIELSEN, D.R. The use of cokriging with limited field observations. *Soil Sci. Soc. Am J.*, v. 47 p.175-84, 1983.
- VAN ES, H. M.; VAN ES, C. L. Spatial nature of randomization and its effect on the outcome of field experiments. *Agron. J.*, Madison, v.85, p.420-8, 1993.
- VER HOEF J. M.; CRESSIE, N. Multivariable spatial prediction. *Math. Geol.*, v.25, p.219-40, 1993.
- VIEIRA, S. R.; HATFIELD, T. L.; NIELSEN, D. R. & BIGGAR, J. W. Geostatistical theory and application to variability of some agronomical properties. *Hilgardia*, v.51, n.3, p.1-75, 1983.

- VIEIRA, S. R.; CASTRO, O. M.; TOPP, G. C. Spatial variability of some soil physical properties in tree soils of São Paulo, Brazil. *Pesqui. Agropecu. Bras.*, Brasília, v. 27, p. 333-341, 1992.
- VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ V, V. H.; SCHAEFER, C. E. G. R. *Tópicos em ciência do solo*. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência de Solo, 2000 a. p.1-54.
- VIEIRA, S. R. Geoestatística aplicada a agricultura de precisão. In: BOREM, A. et. al. (ed.). *Agricultura de precisão*. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 2000 b. p.93-108.
- WACKERNAGEL, H. *Multivariate geostatistics – An introduction with applications*. Berlin: Springer-Verlag, 1995. 256p.
- WALTERS, D. T.; GOESCH, J. E. Temporal and spatial variation in soil nitrate acquisition by Maize as influenced by nitrate depth distribution. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 4, 1998, St. Paul-Minnesota. *Proceedings...* St. Paul, American Society of Agronomy, Crop Science Society of America and Soil Science Society of America, 1998. p.41-54.
- WEBSTER, R. Quantitative spatial analysis of soil in the field. In: STEWART, B. A., (Ed.) *Advance in soil science*, 1985. New York: Springer-Verlag, v.3, p.1-70.
- WHITE, J. G.; ZASOSKI, R. J. Mapping soil micronutrients. *Field Crops Res.*, v.60, p.11-26, 1999.
- WOLLENHAUPT, N. Questions and answers with a professor: smaller grids pay. *Dealer Progress*, v.25, n.7, p.64-8, 1995.

- YANG, C.; ANDERSON, G. L.; KING JR., J. H.; CHANDLER, E. K. Comparasion of uniform and variable rate fertilization strategies using grid soil sampling, variable rate technology and yield monitoring. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 4, 1998, St. Paul-Minessota. *Proceedings...* St. Paul, American Society of Agronomy, Crop Science Society of America and Soil Science Society of America, 1998. p.675-87.
- YOST, R. S.; UEHARA, G.; FOX, R. L. Geostatistical analysis of soil chemical properties of large land areas. II. Kriging. *Math. Geol.*, v. 46, p.1033-7, 1982.
- ZHANG, R.; RAHMAN, S.; VANCE, G. F.; MUNN, L.C. Geostatistical analyses of trace elements in soils and plants. *Soil Sci.*, v.159, p.383-90, 1995.
- ZIMBACK, C. R. L. *Análise espacial de atributos químicos de solo para fins de mapeamento da fertilidade do solo*. Botucatu, 2001. 114 p. Tese (Livre Docência em Levantamento de Solos e Fotopedologia) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista.
- ZIMMERMAN, D. L. Another look at anisotropy in geostatistics. *Math. Geol.*, v.25, p.453-70, 1993.