

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

**MAPEAMENTO DA FERTILIDADE DO SOLO UTILIZANDO
SISTEMA DE INFORMAÇÃO GEOGRÁFICA**

JULIANA AGUIAR VETTORATO

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

BOTUCATU – SP

Fevereiro – 2003

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

**MAPEAMENTO DA FERTILIDADE DO SOLO UTILIZANDO
SISTEMA DE INFORMAÇÃO GEOGRÁFICA**

JULIANA AGUIAR VETTORATO

ORIENTADORA: PROF. DR CÉLIA REGINA LOPES ZIMBACK

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

BOTUCATU – SP

Fevereiro – 2003

A DEUS

que sempre esteve presente ao meu lado, tanto nos momentos felizes quanto nos momentos difíceis.

AO MEU PAI

Renato

a quem sou imensamente grata por todo apoio e estímulo.

A MINHA MÃE

Neusa

a quem também sou imensamente grata, por todo apoio, estímulo, amor, dedicação e ajuda.

A MINHA FILHA

Natália

quem mais perdeu com as minhas escolhas, porém por quem fiz muitas delas.

DEDICO

AOS MEUS FAMILIARES

os quais me incentivaram, me apoiaram e sem dúvida, me ajudaram nas horas em que mais precisei.

OFEREÇO

AGRADECIMENTOS ESPECIAIS

O desenvolvimento deste trabalho somente foi possível com a colaboração de várias pessoas e instituições, as quais não poderia deixar de lembrar e agradecer.

A CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pelo apoio concedido na concretização desse trabalho.

À Faculdade de Ciências Agrônômicas – FCA/UNESP – Câmpus de Botucatu, por me oferecer à oportunidade de enriquecer os meus conhecimentos.

Ao Programa de Pós-Graduação em Agronomia, Área de Concentração “Energia na Agricultura” e ao Coordenador deste curso, o Prof. Dr. Kléber Pereira Lanças, pelo apoio durante o curso.

À Professora Dra. Célia Regina Lopes Zimback, que não somente me orientou nos últimos anos, mas também se tornou uma amiga, agradeço pelos conhecimentos transmitidos, pelo estímulo à pesquisa, orientação, paciência e apoio nos momentos necessários.

A todos os amigos do Grupo de Estudos e Pesquisas Agrárias Georreferenciadas (GEPAG), onde todos de alguma forma contribuíram para o meu

crescimento profissional e pessoal; agradeço ao André Orsi, Luciana Corpas Bucene e Rodrigo Lilla Manziane pelo convívio, a Débora Rosa Rafaelli, Ivana Fúrio Batista, Saulo Philipe Sebastião Guerra e Maurício Javier de Leon pela amizade e apoio concedido, em especial ao João Batista Tolentino Rodrigues pela sabedoria transmitida, e ao Caetano Henrique Grossi e João Lopes de Oliveira Filho pelo auxílio em algumas atividades.

Ao amigo Edson Luis Piroli, pelo conhecimento transmitido e pelo auxílio com material, sem o qual este trabalho provavelmente não seria realizado.

A todos os funcionários do Departamento de Recursos Naturais – Ciências do Solo, e em especial ao José Garcia Honório Pires, Evandro Enilson Gomes e Maurício Canavarro, pelo auxílio concedido em algumas atividades.

SUMÁRIO

| | Página |
|--|---------------|
| LISTA DE QUADROS..... | VII |
| LISTA E FIGURAS..... | VIII |
| 1 RESUMO..... | 1 |
| 2 SUMMARY..... | 3 |
| 3 INTRODUÇÃO..... | 5 |
| 4 REVISÃO DE LITERATURA..... | 8 |
| 4.1 Variabilidade espacial do solo..... | 8 |
| 4.2 Interpolação dos dados..... | 21 |
| 4.3 Mapas de fertilizantes e Sistema de Informação Geográfica..... | 24 |
| 5 MATERIAL E MÉTODOS..... | 28 |
| 5.1 Caracterização da área experimental..... | 28 |
| 5.2 Material..... | 30 |
| 5.2.1 Material cartográfico e programa computacionais..... | 30 |
| 5.2.2 Equipamentos..... | 32 |
| 5.3 Métodos..... | 32 |
| 5.3.1 Pontos amostrados..... | 32 |
| 5.3.2 Metodologia para a análise química..... | 33 |
| 5.3.3 Análise geoestatística..... | 34 |
| 5.3.3.1 Ajuste do Modelo..... | 35 |
| 5.3.3.2 Validação Cruzada..... | 36 |

| | |
|---|----|
| 5.3.4 Interpolação..... | 37 |
| 5.3.5 Sistema de Informação Geográfica..... | 39 |
| 5.3.6 Parâmetros da fertilidade do solo..... | 40 |
| 6 RESULTADOS E DISCUSSÃO..... | 41 |
| 6.1 Análise descritiva dos dados..... | 41 |
| 6.2 Analise espacial..... | 44 |
| 6.2.1 Análise variográfica..... | 44 |
| 6.2.2 Interpolação e classificação dos dados..... | 58 |
| 6.3 Mapa de Fertilidade..... | 72 |
| 7 CONCLUSÕES..... | 77 |
| 8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS..... | 78 |

LISTA DE QUADROS

| Quadro | Página |
|---|--------|
| 1: Classes de fertilidade do solo para cada elemento essencial usada para confecção do mapa de fertilidade..... | 40 |
| 2: Análise estatística descritiva dos dados..... | 42 |
| 3: Análise estatística descritiva para as medidas de forma e para a distribuição de frequência dos dados estudados..... | 43 |
| 4: Parâmetros da análise variográfica dos parâmetros químicos do solo..... | 46 |
| 5: Sumário da classificação da fertilidade do solo para o Município de Botucatu..... | 76 |

LISTA DE FIGURAS

| Figura | Página |
|---|---------------|
| 1: Representação do semivariograma (Oliver, 1999)..... | 13 |
| 2: Semivariograma Esférico..... | 15 |
| 3: Semivariograma Exponencial..... | 16 |
| 4: Semivariograma Gaussiano..... | 17 |
| 5: Semivariograma Linear com Patamar..... | 18 |
| 6: Semivariograma Linear..... | 18 |
| 7: Mapa de solos do Município de Botucatu com os pontos amostrados..... | 31 |
| 8: Semivariogramas experimental e teórico de pH no solo, para a profundidade de 0-20cm..... | 49 |
| 9: Semivariogramas experimental e teórico de pH no solo, para a profundidade de 40-60cm..... | 49 |
| 10: Semivariogramas experimental e teórico de M.O. no solo, para a profundidade de 0-20cm..... | 50 |
| 11: Semivariogramas experimental e teórico de M.O. no solo, para a profundidade de 40-60cm..... | 50 |
| 12: Semivariogramas experimental e teórico de Al no solo, para a profundidade de 0-20cm..... | 51 |
| 13: Semivariogramas experimental e teórico de Al no solo, para a profundidade de 40-60cm..... | 51 |
| 14: Semivariogramas experimental e teórico do P no solo, para a profundidade de 0-20cm..... | 53 |
| 15: Semivariogramas experimental e teórico do P no solo, para a profundidade de 40-60cm..... | 53 |
| 16: Semivariogramas experimental e teórico do K no solo, para a profundidade de 0-20cm..... | 54 |
| 17: Semivariogramas experimental e teórico do K no solo, para a profundidade de 40-60cm..... | 54 |

| | |
|--|----|
| 18: Semivariogramas experimental e teórico do Ca no solo, para a profundidade de 0-20cm..... | 55 |
| 19: Semivariogramas experimental e teórico do Ca no solo, para a profundidade de 40-60cm..... | 55 |
| 20: Semivariogramas experimental e teórico do Mg no solo, para a profundidade de 0-20cm..... | 56 |
| 21: Semivariogramas experimental e teórico do Mg no solo, para a profundidade de 40-60cm..... | 56 |
| 22: Semivariogramas experimental e teórico do V% no solo, para a profundidade de 0-20cm..... | 57 |
| 23: Semivariogramas experimental e teórico do V% no solo, para a profundidade de 40-60cm..... | 57 |
| 24: Representação das classes de fertilidade do pH, para a profundidade de 0-20cm..... | 61 |
| 25: Representação das classes de fertilidade do pH, para a profundidade de 40-60cm..... | 61 |
| 26: Representação das classes de fertilidade da M.O., para a profundidade de 0-20cm..... | 62 |
| 27: Representação das classes de fertilidade da M.O., para a profundidade de 40-60cm..... | 62 |
| 28: Representação das classes de fertilidade do P para floresta, para a profundidade de 0-20cm..... | 64 |
| 29: Representação das classes de fertilidade do P para floresta, para a profundidade de 40-60cm..... | 64 |
| 30: Representação das classes de fertilidade do P para culturas perenes, para a profundidade de 0-20cm..... | 65 |
| 31: Representação das classes de fertilidade do P para culturas perenes, para a profundidade de 40-60cm..... | 65 |
| 32: Representação das classes de fertilidade do P para culturas anuais, para a profundidade de 0-20cm..... | 66 |

| | |
|---|----|
| 33: Representação das classes de fertilidade do P para culturas anuais, para a profundidade de 40-60cm..... | 66 |
| 34: Representação das classes de fertilidade do Al, para a profundidade de 0-20cm..... | 67 |
| 35: Representação das classes de fertilidade do Al, para a profundidade de 40-60cm..... | 67 |
| 36: Representação das classes de fertilidade do K, para a profundidade de 0-20cm..... | 68 |
| 37: Representação das classes de fertilidade do K, para a profundidade de 40-60cm..... | 68 |
| 38: Representação das classes de fertilidade do Ca, para a profundidade de 0-20cm..... | 69 |
| 39: Representação das classes de fertilidade do Ca, para a profundidade de 40-60cm..... | 69 |
| 40: Representação das classes de fertilidade do Mg, para a profundidade de 0-20cm..... | 70 |
| 41: Representação das classes de fertilidade do Mg, para a profundidade de 40-60cm..... | 70 |
| 42: Representação das classes de fertilidade do V%, para a profundidade de 0-20cm..... | 71 |
| 43: Representação das classes de fertilidade do V%, para a profundidade de 40-60cm..... | 71 |
| 44: Classes de fertilidade para a profundidade de 0-20cm, para floresta..... | 73 |
| 45: Classes de fertilidade para a profundidade de 40-60cm, para floresta..... | 73 |
| 46: Classes de fertilidade, para a profundidade de 0-20cm, para culturas perenes..... | 74 |
| 47: Classes de fertilidade, para a profundidade de 40-60cm, para culturas perenes..... | 74 |
| 48: Classes de fertilidade, para a profundidade de 0-20cm, para culturas anuais..... | 75 |

| | |
|---|----|
| 49: Classes de fertilidade, para a profundidade de 40-60cm, para culturas anuais..... | 75 |
|---|----|

1 RESUMO

O mapeamento da fertilidade do solo é uma prática que considera a variabilidade dos elementos no solo, e tem grande utilidade para a agricultura de precisão. O Sistema de Informação Geográfica (SIG) é uma ferramenta comumente utilizada para o armazenamento, análise e manipulação de dados, sendo, portanto, útil para o mapeamento da fertilidade, da aplicação de fertilizantes com taxas variáveis e da produtividade, entre outros, fornecendo assim informações para a tomada de decisão no manejo de uma área. Desta maneira, este trabalho teve por objetivos realizar a análise espacial dos atributos químicos do solo, utilizando-se de métodos geoestatísticos para a interpolação dos dados na elaboração do mapa de isolinhas, compilação de tabelas de julgamento para o mapeamento da fertilidade do solo e o mapeamento de fertilidade usando um Sistema de Informação Geográfica na definição do planejamento do uso e manejo agrícola.

O presente trabalho foi conduzido no Município de Botucatu, Estado de São Paulo, Brasil, com área de 146.568ha. A análise geoestatística foi obtida com o auxílio do programa GS+ “Geostatistical for Environmental Sciences”, Versão 5.0. A interpolação dos dados e o mapeamento da fertilidade do solo foram realizados pelos Programas IDRISI for Windows 32 e Arc View Gis Versão 3.2. Foi realizado o mapeamento das classes de fertilidade para cada atributo do solo (pH, M.O., P, Al, K, Ca, Mg e V%) em duas profundidades (0-20cm e 40-60cm), sendo gerados seis mapas de fertilidade, levando-se em consideração três tipos de usos diferentes do P (floresta, culturas perenes e anuais).

Verificou-se que a densidade de amostragem foi insuficiente para realizar a análise espacial; os métodos de interpolação foram eficientes na geração dos mapas de isoelementos. O Sistema de Informação Geográfica, IDRISI for Windows 32 e Arc View Gis Versão 3.2, foi eficiente no mapeamento de fertilidade. A fertilidade natural dos solos de Botucatu, representada pela camada de 40-60cm, é muito baixa; a camada superficial do solo apresentou fertilidade muito baixa e somente 20% da área apresentou as classes baixa e média.

SOIL FERTILITY MAPPING USING GEOGRAPHICAL INFORMATION SYSTEM.

Botucatu, 2003. 92p. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista.

Author: JULIANA AGUIAR VETTORATO.

Adviser: CÉLIA REGINA LOPES ZIMBACK.

2 SUMMARY

The concern about spatial variability soil attributes is growing and the knowledge of this variability is fundamental to the description and understanding of certain soil attributes behaviour. The soil fertility mapping is a practice that considers the soil elements variability, and in precision agriculture, has the purpose of mapping fertilizers application. The Geographical Information System (GIS) is commonly the tool used for the storage, analysis and manipulation of data, being therefore, useful for mapping the fertility, of fertilizers application with variable rates and yield, among other, supplying then information for decision making of management of the area. This way, the aims of this work were to accomplish the soil chemical spatial analysis, using geostatistics methods for data interpolation isolines maps elaboration, judgment tables compilation for soil fertility mapping

and fertility mapping elaboration using a Geographical Information System (GIS) were used for planning definition and agricultural management.

This experiment was carried out in the municipal district of Botucatu, São Paulo State, Brazil, with 146.568ha approximately. The geostatistics analysis was obtained with the aid of the GS+ program “Geostatistical for Environmental Sciences”, Version 5.0. The data interpolation and soil fertility mapping were accomplished by IDRISI for Windows 32 and Arc View Gis Version 3.2 programs. For each soil attribute were accomplished fertility classes mapping: pH, organic matter (OM), phosphorus (P), aluminium (Al), potassium (K), calcium (Ca), magnesium (Mg) and base saturation percentage (V%) in two depths (0-20cm and 40-60cm). Six fertility maps were generated taking into account that phosphorus (P) has recommendations for three different types uses (forest, perennial and annual cultures).

It was verified that density sampling was insufficient for spatial analysis; interpolation methods were efficient for isoelements mapping; the Geographical Information System (GIS), IDRISI for Windows 32 e Arc View Gis Versão 3.2, was an efficient tool for fertility mapping; Botucatu’s natural soil fertility, represented by the layer of 40-60cm, is very low; the superficial layer presented very low fertility and only 20% of the area should low and medium classes.

Keywords: geostatistic, spatial analysis, interpolation, GIS.

3 INTRODUÇÃO

A elevação ou a manutenção da produtividade de uma área cultivada é uma grande preocupação que deve influir no manejo da área e que depende, dentre outros fatores, da disponibilidade de nutrientes no sistema para o desenvolvimento da cultura, bem como de uma reserva nutricional.

O tipo de solo é de grande importância para se avaliar a fertilidade da área. Como as reservas de alguns nutrientes são baixas no solo e a deficiência destes tem sido reportadas por inúmeras pesquisas, geralmente com níveis críticos para a nutrição das plantas na maioria dos solos, é vital utilizar a geoestatística para modelar a variabilidade espacial desses nutrientes para grandes áreas, sendo representados por mapas de isoelementos.

O conhecimento da variabilidade espacial é fundamental para que se possa descrever e compreender o comportamento de determinados atributos do solo.

A variabilidade espacial dos atributos físicos, químicos e biológicos do solo pode influenciar a eficiência do manejo das culturas, bem como o seu desenvolvimento. O conhecimento da variabilidade dos atributos do solo constitui importante passo para que se possa empregar um manejo mais adequado, considerando a estratégia de amostragem, o planejamento do delineamento de pesquisa no campo e a aplicação de fertilizantes.

O mapeamento das propriedades químicas do solo é de grande importância, principalmente para a agricultura de precisão que considera a variação destes elementos em determinada área, sendo ainda que esta procura realizar a aplicação de fertilizantes a taxas variadas, de acordo com o mapa previamente elaborado. Assim, esta agricultura visa a racionalização do uso de insumos, energia e conseqüentemente a otimização financeira, porém para isso se faz necessário a confecção de mapas, como os mapas de necessidade nutricional, fertilidade e aplicação de fertilizantes.

Vários autores confirmam a necessidade da utilização do Sistema de Informação Geográfica na área agrícola, no mapeamento de atributos dos solos, sendo esta uma ferramenta auxiliar no planejamento e manejo das áreas agrícolas, principalmente nas que adotam a agricultura de precisão, devido a facilidade de manipulação, visualização dos dados e ganho de tempo.

O Município de Botucatu, localizado na região centro-oeste do Estado de São Paulo, possui grandes áreas sem estudo efetivo de suas características e propriedades, podendo estar sem adequação de uso e manejo.

Este trabalho teve por objetivo realizar a análise espacial dos atributos químicos desses solos, utilizando o método geoestatístico para interpolação de dados na elaboração do mapa de isolinhas, a compilação de tabelas de julgamento para a elaboração do

mapa de fertilidade do solo e a confecção de mapas de fertilidade, tendo como ferramenta um Sistema de Informação Geográfica para a utilização no planejamento de uso e manejo agrícola.

4 REVISÃO DE LITERATURA

4.1 Variabilidade espacial do solo

Vários autores apresentam estudos referentes a atributos do solo, porém, atualmente, com o reconhecimento da heterogeneidade dos solos e da necessidade de se tratar os dados destes de modo específico (considerando a variabilidade), parte dos estudos estão voltados para se conhecer a distribuição espacial dos solos e seus atributos.

Ultimamente, a agricultura de precisão tem reconhecido a forte influência do local na produção de culturas. Neste sistema, existe uma forte dependência do conhecimento das relações entre os atributos do solo no terreno, já que os mapas de produção econômica são gerados com base na variabilidade do solo (KACHANOSKI et al.,1996).

Na agricultura de precisão são usados fertilizantes, sementes e pesticidas de maneira racional e as causas da queda de produtividade em áreas específicas são eficientemente diagnosticadas. Um dos pilares nos quais se sustenta este novo paradigma na agricultura é o conhecimento das causas da variabilidade dos parâmetros do solo que influenciam a produtividade das culturas. A abordagem convencional que considera as áreas de cultivo como uniforme, contribui para a superutilização de insumos e impacto ambiental (SANCHEZ,1999).

O primeiro passo na análise estatística é a tabulação dos dados (Landim, 1998, citado por Zimback, 2001), assim, cada variável deve ser submetida a divisão em classes, e estas classes analisadas e depois representadas graficamente pelo histograma de frequência simples. As distribuições teóricas de frequência mais utilizadas em ciências ambientais são distribuição binomial e distribuição de Poisson para dados discretos e distribuição normal e lognormal, para dados contínuos.

No estudo da variabilidade do solo, a análise dos dados era realizada através do método estatístico, classicamente aplicado às amostras de populações, porém, este exige a validação de algumas hipóteses básicas, como a independência entre as observações, a variância constante e a distribuição normal dos dados. Já a geoestatística, que preconiza a heterogeneidade dos dados (dependência entre as observações), vem apresentando aplicação crescente na avaliação da variabilidade espacial de parâmetros de interesse em ciências agrárias, permitindo a interpretação dos resultados com base na estrutura da sua variabilidade natural, considerando a existência de dependência espacial dentro do espaço de amostragem (CARVALHO, 1991, citado por TAKEDA, 2000).

A maioria das propriedades do solo varia continuamente no espaço e, como conseqüência, os valores mais próximos apresentam maior similaridade do que os mais distantes, e com isso dependendo um do outro no sentido estatístico. Estas observações não podem ser consideradas independentes e um tratamento estatístico mais avançado é requerido (Webster & Oliver, 1992). A estatística clássica é inadequada para o estudo da variabilidade espacial porque ela assume a variação aleatória e não considera a correlação espacial e a localização relativa das amostras (TRANGMAR et al., 1985).

O estudo da variabilidade espacial das propriedades químicas e físicas é particularmente importante em áreas onde o solo está submetido aos mais diferentes manejos, pois a análise geoestatística pode indicar alternativas de manejo não só para reduzir os efeitos da variabilidade do solo na produção das culturas (Trangmar et al., 1985), como também para aumentar a possibilidade de se estimar respostas dos atributos do solo em função de determinadas práticas de manejo (OVALLES & REY, 1994).

Alguns autores, como Vieira et al. (1992), Reichardt et al. (1993) e Shouse et al. (1995) utilizaram a geoestatística para o estudo da variabilidade, dependência e continuidade espacial de atributos da natureza.

O estudo da variabilidade e dependência espacial vem sendo utilizado para o mapeamento de características específicas dos solos, como: processos erosivos (Cremers et al., 1996), propriedades físicas (Horn et al., 1994 e Ribeiro Jr., 1995) e propriedades químicas dos solos (CAHN et al., 1994, CORA, 1997 e OLIVEIRA et al., 1999).

A coleta de amostras a serem analisadas através da geoestatística pode ser da seguinte maneira: segundo transecções em uma dada direção x , podendo ser cada local de amostragem equidistante do outro por uma distância L , denominada “lag” (espaçamento);

ou segundo um “grid” (malha) nas direções x, y, podendo novamente cada coleta estar separada por uma distância L constante. A amostragem à distância constante não é estritamente necessária nos primeiros casos, desde que se conheça a posição relativa de cada amostra, sendo que para Reichardt et al. (1986), a análise da variabilidade espacial dos dados de um solo depende essencialmente do método de amostragem empregado.

A variabilidade espacial das propriedades dos solos pode ser melhor visualizada e quantificada quando métodos de análise de amostras regionalizadas são empregados. A geoestatística descreve a variabilidade a partir de correlogramas e semivariogramas (Reichardt, 1985), que exhibe o nível de dependência espacial da variável em estudo, bem como o alcance de cada amostragem (Gupta et al., 1995), além das relações entre as diversas variáveis.

McBratney & Webster (1983) enfatizaram a importância do conhecimento do semivariograma para permitir a definição de uma ótima intensidade de amostragem. Quando isto não é possível, recomenda-se uma amostragem sistemática em malha regular, determinada pelo número de observações que o interessado tenha condições de fazer.

O semivariograma é um gráfico da variância de medidas de amostras pareadas, como uma função da distância entre elas. Tipicamente, todos os pares de amostras possíveis são examinados e agrupados dentro de classes de distâncias (“lags”) e de direções aproximadamente iguais (Deutsch & Journel, 1998). O semivariograma fornece um meio de quantificar a tendência comumente observada de amostras agrupadas possuírem valores mais aproximados do que amostras mais largamente separadas, sendo representados por modelos teóricos.

O semivariograma, que fornece a dependência espacial, descrito por Isaaks & Srivastava (1989) é expresso por:

$$\gamma(h) = 1/2N \sum_{i=1}^N [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (01)$$

onde:

$\gamma(h)$ - é o valor do semivariograma estimado para a distância h ;

x_i e $x_i + h$ - são locais de amostragens separados por uma distância h ;

$Z(x_i)$ e $Z(x_i + h)$ - são valores medidos das variáveis nos locais correspondentes.

Os semivariogramas, segundo Oliver (1999), como o ilustrado na Figura 1, geralmente são limitados, ou seja, a curva que ilustra a semivariância atinge uma assíntota conhecida como patamar. Este momento registra a amplitude da correlação ou dependência espacial dos dados. Logo, pontos separados por distâncias menores que essa faixa são espacialmente correlacionados, mas aqueles separados por distâncias maiores que este alcance são independentes entre si. Quando a curva tem uma inclinação inicial acentuada, isso mostra que os dados são espacialmente dependentes. Por sua vez, uma inclinação mais suave, para um mesmo patamar de variação, expressa uma menor dependência espacial. Quando o semivariograma não apresenta uma curva inicialmente inclinada, ele representa uma situação onde não há dependência espacial aparente nos dados e, para parâmetros que apresentam continuidade, tais como os parâmetros do solo, isto usualmente significa que a amostragem falhou na tentativa de desvendar a variação presente para aquela escala de investigação.

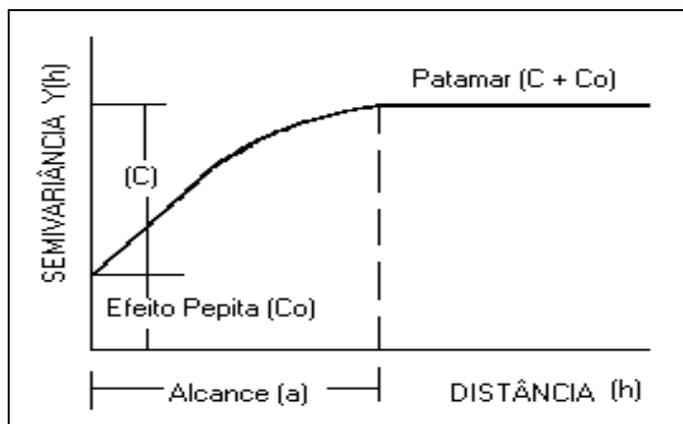


Figura 1: Representação do semivariograma (OLIVER, 1999).

O Efeito Pepita (*nugget effect*), representado por C_0 , corresponde a cota do ponto onde o semivariograma corta o eixo das ordenadas. Segundo Cardim (2001), o efeito pepita representa a variabilidade para escalas menores que a distância de amostragem. Sendo que para Valente (1989), este ponto reflete as microestruturas não captadas pela menor escala da amostragem, erros de amostragem, de análises laboratoriais, etc.

O Alcance (*range*), representado por a , corresponde ao conceito da Zona de Influência ou de Dependência Espacial de uma amostra, marcando a distância a partir da qual as amostras tornam-se independentes entre si (Guerra, 1988). Para Folegatti (1996), o valor de $h = a$ representa a amplitude, e é a máxima distância de separação nas quais os pares de valores observados mantêm-se correlacionados.

Para distâncias pequenas entre amostras espera-se que os valores sejam semelhantes; porém, quando esta distância aumenta, os valores tendem a ser diferentes e, assim, essa diferença aumenta com o aumento da distância entre elas. As amostras separadas por distâncias mais próximas ao alcance são espacialmente relacionadas e aquelas separadas por distâncias maiores do que o alcance, não são espacialmente relacionadas (TRANGMAR et

al., 1985)

O Patamar (*sill*), representado por $C+Co$, é a altura na qual o semivariograma se estabiliza, aproximando-se da variabilidade total dos valores amostrados (Cardim, 2001). Portanto, corresponde ao ponto onde toda semivariância da amostra é de influência aleatória, correspondendo a variância total (s^2) obtida pela estatística clássica (TRANGMAR et al., 1985).

Assim, à medida que a distância - h aumenta, a semivariância - $\gamma(h)$ também aumenta até um valor máximo no qual se estabiliza, sendo este chamado de patamar e é aproximadamente igual à variância dos dados (VIEIRA, 1995 e TAKEDA, 2000).

Quando o Efeito Pepita (Co) for aproximadamente igual ao Patamar ($C+Co$), denomina-se Efeito Pepita Puro demonstrando que a amostra não apresenta influência espacial detectável (TRANGMAR et al., 1985).

Quando se calcula o semivariograma para os dados do experimento, este é chamado de semivariograma experimental, sendo que este semivariograma apresenta os pontos referentes aos valores da semivariância para cada distância estudada. Já os semivariogramas teóricos são semivariogramas pré-estabelecidos, que são ajustados aos semivariogramas experimentais.

São cinco as principais opções de modelo para os semivariogramas experimentais (GS+, 2000):

a) Esférico:

$$\gamma(h) = Co + C \left[1,5(h/a) - 0,5(h/a)^3 \right] \quad (02)$$

A representação esquemática do modelo esférico pode ser observada a seguir, na Figura 2, conforme FREITAS (2000).

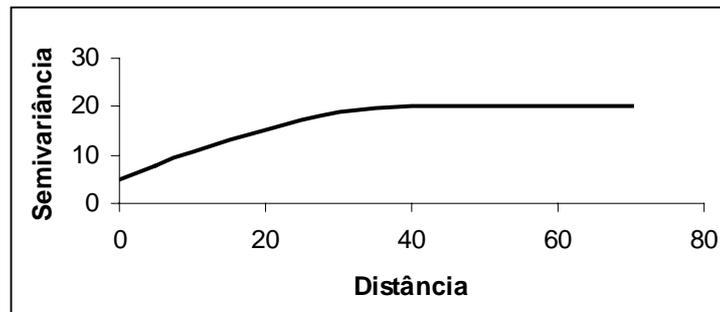


Figura 2: Semivariograma Esférico.

O modelo esférico é obtido selecionando-se os valores do efeito pepita (C_0) e do patamar ($C_0 + C$); posteriormente, passando-se uma reta que intercepte o eixo Y em C_0 e seja tangente aos primeiros pontos próximos de $h = 0$. Essa reta cruzará $C_0 + C$ na distância $a' = 2/3 a$. Assim sendo, o alcance (a) será $a = 3 a'/2$. O modelo esférico é linear até aproximadamente $1/3$ de a (VIEIRA, 1995 e BATISTA, 2002).

b) Exponencial:

$$\gamma(h) = C_0 + C[1 - \exp(-h/a)] \quad (03)$$

A representação esquemática do modelo exponencial pode ser observada na Figura 3, conforme FREITAS (2000).

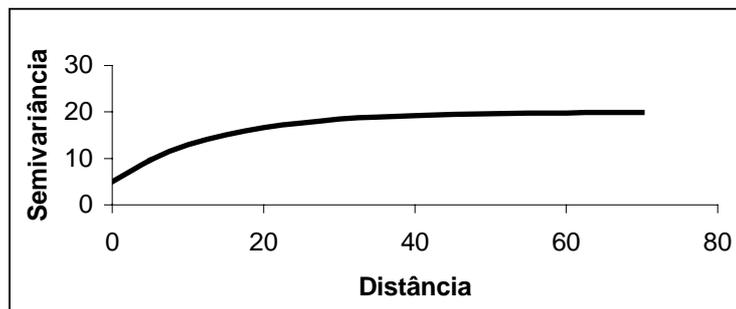


Figura 3: Semivariograma Exponencial.

Uma diferença fundamental entre o modelo exponencial e o esférico é que o exponencial atinge o patamar apenas assintoticamente, enquanto que o modelo esférico o atinge no valor do alcance. O parâmetro **a** é determinado visualmente como a distância após a qual o variograma se estabiliza. Os parâmetros C_0 e C para o modelo exponencial é determinado da mesma maneira que para o esférico (VIEIRA, 1995 e BATISTA, 2002).

c) Gaussiano:

$$\gamma(h) = C_0 + C[1 - \exp(-h/a)]^2 \quad (04)$$

A representação gráfica do modelo gaussiano pode ser observada na Figura 4, conforme FREITAS (2000).

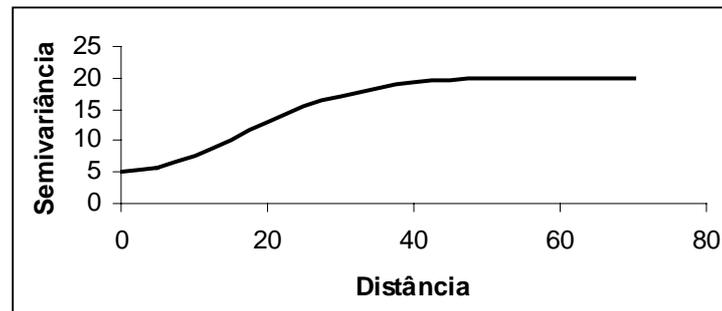


Figura 4: Semivariograma Gaussiano.

Os parâmetros C_0 e C para o modelo gaussiano é determinado da mesma maneira que para o esférico (VIEIRA, 1995 e BATISTA, 2002).

d) Linear com patamar:

$$\gamma(h) = C_0 + [h(C/a)] \quad \text{para } h \leq a \quad (05)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C \quad \text{para } h > a \quad (06)$$

A representação esquemática do modelo linear com patamar pode ser observada na Figura 5, conforme FREITAS (2000).

Nesse modelo, o patamar $C_0 + C$ é determinado por inspeção; o coeficiente angular C/a é determinado pela inclinação da reta que passa pelos primeiros pontos de $\gamma(h)$, 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 $\gamma(h)$; o alcance a é o valor de h correspondente ao cruzamento da reta inicial com o patamar; e $C = \text{Patamar} - C_0$.

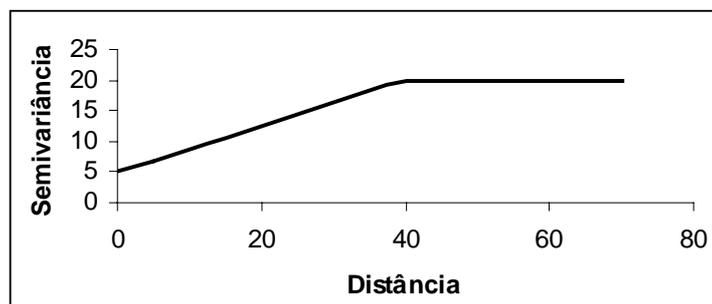


Figura 5: Semivariograma Linear com Patamar.

e) Linear sem Patamar:

$$\gamma(h) = C_0 + [h(C/a)] \quad (07)$$

A representação gráfica do modelo linear sem patamar pode ser observada na Figura 6, conforme FREITAS (2000).

Os modelos sem patamar, segundo Journel & Huijbregts (1978), correspondem a fenômenos com capacidade infinita de dispersão, para os quais, nem a variância dos dados, nem a covariância podem ser definidas.

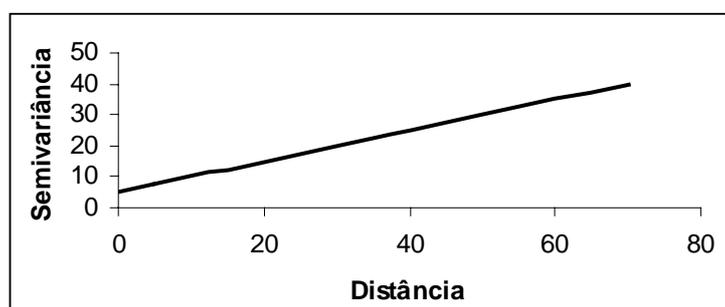


Figura 6: Semivariograma Linear.

Alguns fenômenos podem ter um variograma que mostra estruturas “aninhadas” ou mais do que uma estrutura. Neste caso, uma combinação de modelos pode ser necessária, ao invés de somente uma.

Isto implica na necessidade de ajustar mais de um modelo, ou um modelo para cada estrutura, pois um modelo único não é suficiente para representar o variograma (VIEIRA, 1995 e FREITAS, 2000).

Na análise estrutural do semivariograma, além do efeito pepita (C_0), do patamar ($C + C_0$) e do alcance (a), outros parâmetros são fornecidos para posterior análise como o alcance efetivo, o coeficiente de determinação, a proporção espacial, entre outros.

O alcance é dado pelo local onde a curva tende a se estabilizar, mesmo estando em ascendência. Já o alcance efetivo representa o local onde a curva se estabiliza, isto é, o local em que a curva não apresenta mais ascendência, se estabilizando (patamar). Para alguns modelos (esférico, linear e linear com patamar), o alcance é igual ao alcance efetivo; já para outros, como o gaussiano e exponencial, o alcance efetivo representa $3a$ e $1,7a$, respectivamente, devido ao longo espaço de curvatura da curva (GUERRA, 1988).

A soma dos quadrados dos resíduos (SQR) determina o ajuste do modelo teórico ao semivariograma experimental (modelo experimental). Quanto menor o valor de SQR, melhor o ajuste (ZIMMERMAN & ZIMMERMAN, 1991).

O coeficiente de determinação (r^2) indica quantos dos pontos do semivariograma experimental encontram-se na curva do modelo teórico, embora não seja considerado um bom indicativo de ajuste (GS+, 2000), visto que para o ajuste do semivariograma teórico ao experimental apenas a parte inicial da curva é de interesse.

A estrutura ou proporção espacial (Equação 08) determina quanto da

variância espacial está presente na variância total da amostra.

$$\text{Proporção Espacial} = [C/(C+Co)] \times 100 \quad (08)$$

A análise da dependência espacial foi estudada por Zimback (2001), através da detecção do índice de proporção espacial, sendo que adaptou os limites propostos por Cambardella et al. (1994) e considerou a dependência espacial fraca para valores < 25%; dependência espacial moderada de 25 a 75%; e dependência espacial forte > 75%.

Takeda (2000), estudando as propriedades químicas do solo, observou que todas as propriedades estudadas apresentaram dependência espacial, sendo que o P (fósforo) apresentou forte dependência espacial; a MO (matéria orgânica), pH, H + Al (hidrogênio + alumínio), K (potássio), Ca (cálcio), Mg (magnésio), SB (soma de bases), CTC (capacidade de troca catiônica) apresentaram moderada dependência espacial; e o V% (índice de saturação por bases) apresentou fraca dependência espacial.

Segundo Zimback (2001), que estudou a variabilidade espacial de atributos químicos do solo, a elaboração do mapa de fertilidade do solo para uma determinada área apresentou a dependência espacial no horizonte superficial de 1650m e para o horizonte subsuperficial de 1450m.

Rodrigues (2002), ao estudar alguns atributos químicos para um Latossolo Vermelho Distrófico, obteve através de semivariogramas alcances para M.O. de 130m, pH de 145m, V% de 357m, Ca de 400m, Mg de 686m e K de 386m.

Souza et al. (1997), em experimentos com citros, avaliaram a variabilidade de propriedades físicas e químicas do solo através da coleta de uma amostra de

solo em um ponto fixo sob a projeção da copa de cada planta, sendo que a matéria orgânica, cálcio, magnésio, Ca + Mg e soma de bases apresentaram dependência espacial de aproximadamente 59m.

4.2 Interpolação dos dados

Na confecção dos mapas de isoelementos vários métodos podem ser utilizados para a interpolação dos dados.

Alguns trabalhos relatam a superioridade da Krigagem como interpolador sobre outros métodos para parâmetros da paisagem, destacando-se ZIMBACK et al. (1998), KRAVCHENKO & BULLOCK (2000) e ZIMBACK (2001).

A interpolação dos dados tem na Krigagem o método mais indicado para tentar representá-los com fidelidade, fazendo-se necessário efetuar uma análise espacial através de técnicas geoestatísticas, no intuito de modelar a variação dos dados em relação à continuidade ou dependência espacial em função da distância e geometria entre as amostras. Com a ferramenta geoestatística que possibilita a detecção e análise da estrutura e dependência espacial na variação dos atributos (semivariograma), mostrando a continuidade ou não dos parâmetros analisados, a interpolação pode ser executada (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

Segundo Batista (2002), através da análise do variograma, se for verificada a dependência espacial, poderá estimar-se valores utilizando o procedimento de interpolação conhecido como Krigagem, em qualquer posição do campo em estudo, expressando-se os resultados em forma de mapas de isolinhas e mapas de superfícies.

Supondo que se queira estimar valores (Z^*) para todas as localizações (x_0) onde não se têm valores medidos, a estimativa de um ponto qualquer x_0 pertencente ao espaço amostral é dada pelo processo de Krigagem (VIEIRA et al., 1983).

A Krigagem Ordinária, que é a variação mais utilizada da Krigagem simples, descrita por Trangmar et al. (1985) como o valor interpolado $Z^*_{(x_0)}$, de uma variável regionalizada Z , num local x_0 , pode ser determinada por:

$$Z^*_{(x_0)} = \sum_{i=1}^N [\lambda_i \cdot Z_{(x_i)}] \quad (09)$$

onde:

$Z^*_{(x_0)}$ – é o valor estimado no ponto x_0 não amostrado;

$Z_{(x_i)}$ – valor obtido por amostragem no campo;

N – é o número de valores medidos, $Z_{(x_i)}$, envolvidos na estimativa.

λ_i – são os pesos associados a cada valor medido, $Z_{(x_i)}$, sendo gerados por um estimador BLUP (best linear unbiased predictor), descrito por Robinson (1991) como estimadores lineares não viciados e de mínima variância.

De acordo com Uzumaki (1994), o sistema de Krigagem Ordinária tem solução única se o modelo de variograma for válido. A Krigagem, além de ser um estimador não tendencioso, é um interpolador exato, isto é, se o ponto a ser estimado coincidir com um dos pontos amostrados, o valor estimado deverá ser igual ao valor amostrado.

Zimback (2001) menciona a eficiência da Krigagem como um interpolador ao relatar que muitos autores pesquisaram métodos de interpolação, dentre eles o

método da Krigagem; entretanto, a maioria desses métodos não fornece o algoritmo dos erros associados aos resultados obtidos, o que, efetivamente, é fornecido pelo método geoestatístico da Krigagem, segundo um modelo contínuo de variação espacial.

Para que se possa comparar os vários métodos de interpolação, alguns critérios são utilizados, entre eles a validação cruzada (Leenaers et al., 1990), obtida pelo coeficiente de correlação entre os valores observados e estimados.

O processo de validação cruzada, de acordo com Myers (1997), é bastante simples: remove-se um dado do conjunto de dados amostrais e, usando-se um estimador e função ponderada relacionada com a distância, estima-se o valor retirado, utilizando-se as amostras remanescentes. Tem-se, agora, dois valores para o mesmo ponto, o real e o estimado. O erro da estimação pode ser calculado pela diferença entre o valor real e o estimado, sendo repetido para cada local amostrado.

Deve ser ressaltado que a estimação do valor depende do modelo variográfico escolhido, aquele que teve o melhor ajuste (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989).

A validação cruzada ou “cross-validation”, segundo Zimback (2001), se mostrou eficiente detector da adequação do uso da Krigagem como interpolador.

Da mesma maneira, Zamboti (2001) menciona que a validação cruzada consiste em retirar do conjunto de dados um valor de cada vez e estimá-lo, utilizando-se o método de interpolação por krigagem, a partir das observações remanescentes, que será sempre o conjunto de dados original menos uma observação. Retorna-se o valor ao conjunto e retira-se outro valor, repetindo-se o processo para o conjunto todo. Assim, para cada observação, tem-se o erro de estimação que poderá ser padronizado pelo desvio padrão da estimação.

Quando o conjunto de dados de um elemento não favorece a determinação dos parâmetros espaciais essenciais para a Krigagem, outros métodos de interpolação devem ser utilizados, como IDW (Inverso Ponderado da Distância) e o TIN (Triangulated Irregular Networks).

4.3 Mapas de fertilidade e Sistema de Informação Geográfica

O mapa de fertilidade é elaborado a partir da coleta das amostras de solo no campo e, em geral, é confeccionado um mapa para cada uma das propriedades do solo (Kuhar, 1997). Métodos matemáticos, como a krigagem, se encarregam de ajustar as áreas entre as amostras criando mapas mais contínuos dos níveis de nutrientes no solo, levando em conta a variabilidade espacial.

Após efetuar a interpolação dos dados, obtém-se mapas de contornos ou isolinhas para cada característica envolvida (Campos, 1996) como um recurso para a representação espacial da variabilidade. Esses mapas representam locais com fertilidade semelhante, sendo também chamados de mapas de isofertilidade.

A importância de se mapear a fertilidade do solo para obter um suporte quantitativo no balanço nutricional do solo é reportada por White & Zasoski (1999). Mapas de fertilidade são usados em agricultura de precisão fundamentalmente para determinação dos mapas finais de aplicação de fertilizantes a taxa variável.

A partir do tamanho do grid de amostragem utilizado, pode-se gerar mapas em diferentes escalas, como o que foi utilizado por Reetz Jr. (2000) para a obtenção de

mapas de Fósforo. Finke (1993) interpolou valores de Nitrogênio por krigagem, conseguindo estudar o comportamento do nutriente em diversos tipos de manejo.

Alguns autores apresentaram mapa de aplicação de um determinado nutriente ou o cruzamento entre os nutrientes para a confecção do mapa de aplicação de fertilizantes a taxas variadas, como Reetz Jr. (2000) que obteve mapas de necessidade de Fósforo para serem utilizados na aplicação de fertilizantes a taxas variadas.

O SIG – Sistema de Informação Geográfica vem sendo utilizado nas mais diversas áreas, como no planejamento das atividades urbanas, na agricultura para levantamento de solos, para conhecer e mapear a fertilidade do solo, para análise ambiental, entre outros fins (ASSAD, 1995).

O desenvolvimento da tecnologia SIG, segundo análise de Petersen et al. (1995), permite o exame de um amplo conjunto de variáveis que são usualmente consideradas em decisões de manejo de solo e, conseqüentemente, conduzirá a uma melhor compreensão da maneira pela qual os sistemas de paisagem funcionam e interagem.

Em estudos, Assad et al. (1998) comprovaram o grande potencial de SIG's na integração de dados geocodificados. Para pequenas áreas, as principais vantagens, decorrentes da possibilidade de automatização de cruzamentos complexos de informações, são a elevada precisão do produto final e a economia de tempo em relação aos métodos tradicionais de análise. Assim sendo, os planejamentos de manejo e de conservação de solo e água de uma microbacia hidrográfica, de uma outra área de estudo, maior ou menor, ou qualquer outra atividade que envolva análise de dados espaciais georreferenciados, podem ser executados mais precisa e rapidamente com a utilização de SIG's.

Segundo Petersen et al. (1995), as informações armazenadas num SIG

podem ser apresentadas em duas categorias distintas. A primeira categoria inclui informações espacialmente referenciadas, que podem ser representadas por pontos, linhas ou polígonos, baseadas num sistema de coordenadas geográficas e usualmente armazenadas em formato digital “raster” ou “vetor”. A segunda categoria refere-se a dados de atributo, tais como série de solos predominantes, classes de drenagem ou textura de horizontes do solo. Os SIG’s possuem as seguintes características: habilidade de aquisição ou introdução de informações espacialmente referenciadas a partir de mapas analógicos existentes ou de sensoriamento remoto; armazena, recupera e edita dados espaciais e informações de atributo; realiza análises espaciais, reclassificação de atributos e resumos espaciais; e exibe mapas e gera relatórios de dados de determinado atributo.

Segundo Teixeira et al. (1992), o SIG é um sistema composto por um banco de dados, por um conjunto de software dedicado à execução de operação sobre os dados (análise espacial) e pelo hardware.

Segundo Erasmus (1991), há várias evidências de que o SIG possa representar um papel significativo armazenando, recobrando, analisando e manipulando os dados georreferenciados dos plantios comerciais. Se, para estas áreas com plantios comerciais, forem realizados levantamentos das condições edafoclimáticas, relacionando com as espécies a serem plantadas e utilizando um SIG para gerenciar estes dados, pode-se avaliar as informações neste contexto e determinar as melhores práticas silviculturais.

Num SIG, dados de variabilidade espacial de rendimento de cultura podem ser analisados conjuntamente com outros dados, como solos, modelos digitais de elevação, para se modelar cenários futuros e se avaliar a efetividade de manejo, monitorando para cada área (ROCHA et al., 1998).

Ao avaliar os mapas deve-se ter conhecimento do histórico e da situação da área tratada, tais como problemas de colheita, de plantio, estradas, entre outros. Para Kuhar (1997), um avaliador que não conhece nada deste histórico, poderia incorrer em uma má interpretação dos mapas. O SIG pode auxiliar no conhecimento dos dados da área, e ser um suporte à tomada de decisão, para o gerenciamento do uso do solo (CALIJURI et al., 1998).

Sistema de Informação Geográfica, para Castro (1996), é um conjunto de operações em uma única base de dados, onde informações espaciais provenientes de várias fontes de dados, como mapas analógicos, dados de análises de campo são relacionados e avaliados em conjunto. E em atividades como a agricultura de precisão, onde há um grande número de informações, se faz necessário armazenar, ordenar e processar essas informações, formando assim uma base de dados.

Pierce & Nowak (1999) argumentam que, pelo fato da agricultura de precisão ser relacionada com a variabilidade espacial e temporal de parâmetros de produção, e porque ela é baseada em informações e focada em decisões, a capacidade de realizar análises espaciais de um SIG é que viabiliza a agricultura de precisão. Segundo o autor, essa afirmação é verdadeira porque o valor da agricultura de precisão é percebido somente quando uma informação resultante é introduzida numa decisão de manejo que aumenta a rentabilidade, traz benefícios ao meio ambiente ou agrega alguma outro valor ao produto.

As ferramentas de análise disponíveis em um SIG ou programas específicos de agricultura de precisão são os instrumentos de exploração das informações contidas nos mapas de produtividade e nos demais mapas que possam ser gerados nas atividades desta agricultura (RODRIGUES, 2002)

5 MATERIAL E MÉTODOS

5.1 Caracterização da área de estudo

A área de estudo corresponde ao Município de Botucatu – SP, localizada no Centro Oeste do Estado de São Paulo, entre as coordenadas: 22° 35' e 23° 06' de latitude S e entre os meridianos de 48° 12' e 48° 52' de longitude W de Greenwich (IBGE, 1982), com área aproximada de 146.568,81ha.

O clima predominante na área estudada é Cfa: úmido mesotérmico, segundo a classificação de Köppen (Ayoade, 1986). A temperatura média anual na região, segundo Simões (2001), é de 20,5°C, sendo que a temperatura média do mês mais frio está abaixo de 18°C e do mês mais quente igual ou superior a 22°C. A precipitação média anual está ao redor de 1.447 mm, sendo a precipitação média no mês mais chuvoso e mais seco de

223,4 mm e 37,8 mm, respectivamente (Piroli, 2002). E a altitude do local está em torno de 460 a 960m de altitude.

A vegetação natural local, segundo a classificação da EMBRAPA (1999), pode ser definida por formações florestais classificadas como Cerrado Tropical e Floresta Tropical, sendo que atualmente só existem vestígios ocorrendo na forma de pequenos maciços em galerias margeando alguns cursos d'água, nas encostas íngremes de morros e cuestas basálticas

A área estudada pertence ao Planalto Ocidental Paulista, que é descrito por Almeida (1964) como um planalto extremamente festonado e variado, com o relevo uniforme, extensos espigões de perfis convexos e cimos ondulados, com terminações laterais lobadas, constituindo baixas e amplas colinas que avançam em direção aos vales dos principais rios.

Segundo o IPT (1981), na região afloram as seguintes formações geológicas: nas partes mais altas, acompanhando o divisor de águas da bacia, aparecem arenitos pertencentes ao Grupo Bauru, Formação Marília, e nas áreas inferiores do relevo, formando uma faixa relativamente estreita, margeando os cursos d'água, rochas basálticas do Grupo São Bento, Formação Serra Geral. Na parte baixa, após a cuesta, em uma estreita faixa encontram-se arenitos da Formação Botucatu, do Grupo São Bento. Pela verificação local, ocorrem também as Formações Adamantina (Grupo Bauru) e Pirambóia (Grupo São Bento).

Os solos que compõem a área estudada (Figura 7), são: Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico, Gleissolo Háplicos Tb distrófico, Latossolo Vermelho distrófico, Latossolo Vermelho distroférico, Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico,

Neossolo Flúvico Tb distrófico, Neossolo Litólico eutrófico, Neossolo Quartzarênico órtico, Nitossolo Vermelho distroférico (PIROLI, 2002).

5.2 Material

5.2.1 Material cartográfico e programas computacionais

Foram utilizados os seguintes programas computacionais: o programa Excel para confecção das planilhas, o programa geoestatístico GS+ (GS+, 2000) para a análise espacial e o Sistema de Informação Geográfica ArcView Gis 3.2 (Esri, 1999) e IDRISI for Windows 32 (Eastman, 1999), para a análise, operação e elaboração dos mapas. Foram utilizadas Cartas Planialtimétricas do IGC (1983), na escala 1:50.000, com distância vertical entre as curvas de nível de 20 m, abrangendo o Município de Botucatu, sendo:

- Pratânia, folha SF-22-Z-B-V-4;
- Rio Palmital, folha SF-22-Z-B-V-3;
- Botucatu, folha SF-22-R-IV-3;
- Itatinga, folha SF-22-Z-D-II-2;
- Bofete, folha SF-22-Z-D-III-1;
- Barra Bonita, folha SF-22-Z-B-VI-1
- Santa Maria da Serra, folha SF-22-Z-B-VI-2.

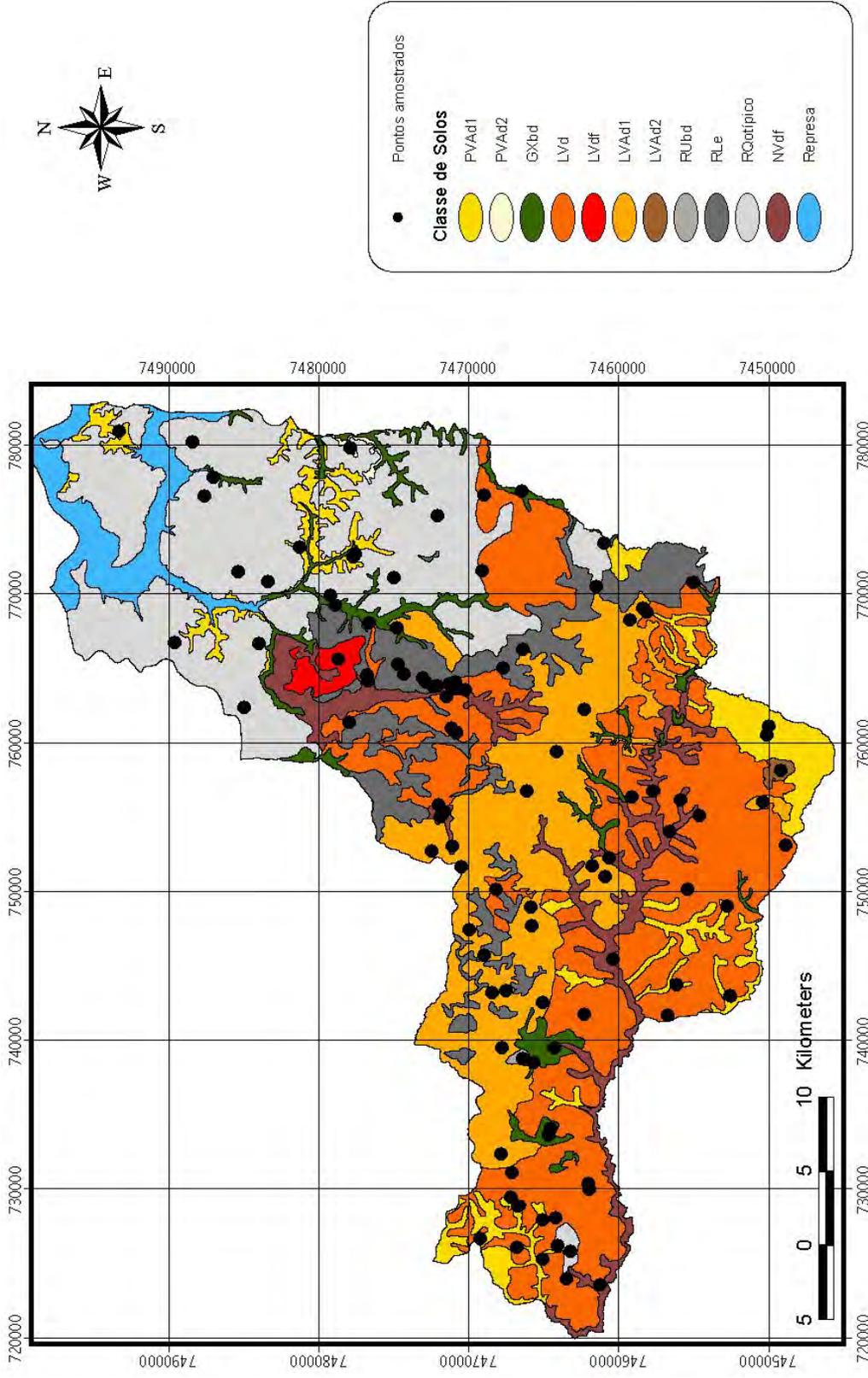


Figura 7: Mapa de solos do Município de Botucatu com os pontos amostrados.

5.2.2 Equipamentos

Foram utilizados para a análise dos dados os seguintes equipamentos:

- Computador Pentium III, 750 Mhz, 20 Gb de disco rígido, 128 Mb de RAM;
- Impressora HP 693 C;
- Scanner HP 3400 C.
- GPS de navegação Garmin eMap.

5.3 Métodos

5.3.1 Pontos amostrados

Foram coletadas amostras em 107 pontos, distribuídos ao longo do município e nos diferentes tipos de solo presentes na área (Figura 7). A amostragem foi realizada através de tradagens nas profundidades de 0–20cm, 20–40cm, 40–60cm e, em alguns pontos, de 60–80cm. As profundidades de 0–20cm e 40–60cm foram escolhidas para a análise geoestatística por serem consideradas as profundidades efetivas mais exploradas pelo sistema radicular, tanto de culturas anuais quanto de culturas perenes e florestais.

O levantamento dos solos foi realizado mediante identificação das diferentes manchas de solo através de fotografias aéreas, onde foram demarcados os prováveis limites entre cada tipo de solo. Em seguida, foram coletadas as amostras de solo em locais previamente definidos, encontrados mediante o uso das cartas topográficas e fotografias aéreas (PIROLI, 2002).

A seguir, os limites de cada mancha de solo foram extraídos das fotografias aéreas e desenhados sobre papel vegetal, na escala de 1:50.000, onde também foram inseridas informações referentes à malha UTM para posterior georreferenciamento neste sistema.

Para as coletas de amostras de solos, utilizou-se o aparelho de GPS (Sistema de Posicionamento Global), o qual facilitou os trabalhos de localização dos pontos de coleta a campo, pois forneceu as coordenadas de todos os locais visitados diminuindo as possibilidades de erro e anulando a necessidade de retornar ao mesmo ponto para novas coletas de confirmação (PIROLI, 2002).

5.3.2 Metodologia para a análise química

As análises químicas das amostras de solo foram executadas segundo metodologia descrita por Rajj et. al (2001), no Laboratório de Fertilidade do Solo, do Departamento de Recursos Naturais, Faculdade de Ciências Agronômicas – FCA, UNESP, Câmpus de Botucatu.

O Fósforo (P), o Potássio (K^+), o Cálcio (Ca^{2+}) e o Magnésio (Mg^{2+}) foram determinados através da extração com mistura de resinas trocadoras de íons. O método consiste na dissolução do fosfato lábil, e da difusão do fosfato e dos demais elementos do solo para a resina e quantificados por espectrofotometria de absorção atômica.

O Alumínio (Al^{3+}) é determinado pelo método do alumínio trocável em extrato com Cloreto de Potássio, sendo que método consiste em realizar a determinação de

uma amostra com solo e uma em branco, a qual deve ser descontada do resultado obtido para o solo.

O pH foi determinado em Cloreto de Cálcio, com potenciômetro com eletrodo de vidro, empregando-se a relação solo:solução 1:2,5 (pH em CaCl₂).

A Matéria Orgânica foi determinada pelo método Colorimétrico, através da oxidação do carbono do solo por Na₂CR₂O₇ em ácido sulfúrico (H₂SO₄) a frio.

A saturação por bases – V% (Equação 12), é calculada com base na Soma de Bases – SB (Equação 10) e na Capacidade de Troca Catiônica – CTC (Equação 11).

$$SB = Ca^{++} + Mg^{++} + K^+ \quad (10)$$

$$CTC = SB + (H^+ + Al^{3+}) \quad (11)$$

$$V\% = \frac{SB}{CTC} \times 100 \quad (12)$$

5.3.3 Análise geoestatística

Para se proceder o estudo da variabilidade e da dependência espacial, para os valores que uma determinada propriedade do solo possa apresentar, é necessário que cada amostra seja associada à sua respectiva posição relativa ou coordenada espacial. Porém, antes, foi efetuada uma análise exploratória dos dados através da estatística clássica, obtendo-se, por exemplo, a média, desvio padrão, coeficiente de variação, entre outros resultados. Este

procedimento foi realizado para que se possa conhecer a distribuição dos dados, segundo GOMES (1976).

A análise espacial dos dados foi realizada por intermédio do programa GS+ “Geoestatistical for Environmental Sciences” Versão 5 (GS+, 2000), que utiliza os valores da variável em estudo com suas respectivas coordenadas de campo para a construção do semivariograma. Assim, neste trabalho, as coordenadas de campos (x e y) utilizadas foram as coordenada UTM – “Universal Transversa de Mercator”, de cada ponto amostrado e o valor da variável (z) foi o valor de cada um dos elementos estudados, segundo o proposto por Isaaks & Srivastava (1989). A construção do semivariograma foi efetuada para um elemento de cada vez, sendo que ao final se obteve um conjunto de resultados, provenientes da análise, para cada elemento estudado.

5.3.3.1 Ajuste do Modelo

Todos os dados foram pareados em todas as combinações possíveis e agrupados dentro de classes de distâncias, sendo esse processo efetuado dentro do módulo “Análise do semivariograma”, onde foram construídos os semivariogramas experimentais (Deutsch & Journel, 1998). Neles foi verificada a possibilidade das variáveis estudadas possuírem a propriedade de anisotropia, que é a não homogeneidade das distribuições das variâncias em ângulos diferentes no espaço (Englund & Sparks, 1988), isto é, em cada ângulo estudado a variável apresenta comportamento diferente. Os ângulos, em geral, observados para este estudo são 0° , 45° , 90° e 135° . Quando o semivariograma é isotrópico, a variável estudada apresenta comportamento semelhante em todas as direções, sendo que apenas um

semivariograma, ajustado a uma direção – unidirecional, é suficiente para descrever a variabilidade da variável no campo (ZIMBACK, 2001).

Automaticamente, modelos teóricos de semivariogramas - gaussiano, esférico, exponencial, linear ou linear com patamar - foram superpostos à seqüência de pontos obtidos no variograma experimental, de modo que a curva que melhor se ajustar aos pontos obtidos represente a magnitude, alcance e intensidade da variabilidade espacial da variável estudada.

O programa GS+ (GS+, 2000) faz o ajuste automático do semivariograma teórico ao experimental, de modo que a curva que melhor se ajustar aos pontos obtidos represente a magnitude, alcance e intensidade da variabilidade espacial da variável estudada (Zimback, 2001). Porém, o referido programa também permite que o ajuste seja realizado de forma manual ou “a sentimento”, sendo que em alguns casos pode-se conseguir melhores resultados desta última forma.

5.3.3.2 Validação Cruzada

A confirmação do modelo que fornece o melhor ajuste foi realizada por meio de um procedimento do já referido programa, que verifica a validade de cada modelo ajustado, estimando valores para cada ponto amostrado. Isto é feito com a supressão do valor de cada ponto e a obtenção de um valor estimado para esse ponto, utilizando-se os valores reais dos vizinhos mais próximos. E quanto mais próximos forem os valores reais com os estimados, melhor foi o ajuste do semivariograma e melhor será a Krigagem, segundo o descrito por DAVIS (1987).

Um fator que afeta o cálculo da precisão do método de interpolação é o número de amostragens vizinhas usadas para a estimação (Goovaerts, 1997), assim, se torna necessário testar o número de vizinhos para a estimação.

O raio de pesquisa a ser escolhido, diferente para cada variável, deve ser amplo o suficiente para incluir o número requerido de amostras próximas, como o definido por KANE et al. (1982).

A exatidão da seleção do modelo do variograma foi medida através do erro entre os dados medidos e os valores estimados (Zhang et al., 1995). O critério de validação cruzada empregado para selecionar o variograma foi o coeficiente de determinação entre os valores obtidos e estimados (MYERS, 1991).

A validação cruzada foi calculada dentro do módulo “Interpolação – Validação - Cruzada” do programa GS+ (GS+, 2000), que calcula o melhor ajuste pelo método do quadrado mínimo.

O erro padrão de estimação avalia quantitativamente o ajuste do variograma e os erros dele decorrentes na Krigagem, utilizando-se dos conceitos definidos por DAVIS (1987).

5.3.4 Interpolação

Informações detalhadas sobre os processos de interpolações podem ser encontradas na literatura (JOURNEL & HUIJBREGTS, 1978 e ISAACS & SRIVASTAVA, 1989).

O método de interpolação escolhido para as variáveis estudadas foi aquele que apresentou uma correlação satisfatória entre os valores reais e os valores estimados. Assim, cada variável foi analisada e depois optou-se pelo melhor método de interpolação. Foram utilizados como interpoladores a Krigagem, realizada no programa IDRISI for Windows 32 (Eastman, 1999), o IDW – Inverso Ponderado da Distância e o TIN – Triangulated Irregular Networks, ambos no Arc View Gis Versão 3.2 (ESRI, 1999).

O programa, IDRISI (Eastman, 1999), antes de realizar a Krigagem propriamente dita, fornece algumas opções para melhorar o processo de interpolação e que, em geral, são ajustados automaticamente pelo mesmo. Algumas das opções é a escolha no número de vizinhos usados na interpolação, se utilizará a Krigagem pontual ou em blocos, se terá como base o semivariograma anisotrópico ou isotrópico.

A maneira como foram realizadas as coletas de amostras e a sua representatividade, determinaram como foi calculada a Krigagem ordinária: pontual ou em bloco. A Krigagem pontual é indicada quando a coleta é de amostras simples, isto é, não foram misturadas várias amostras para compor uma amostra composta, sendo, neste último, caso indicado a Krigagem em bloco porque ela irá representar uma área. No presente estudo as amostras foram simples, e, portanto, a Krigagem utilizada foi a pontual, efetuada segundo WEBSTER (1985).

Os cálculos para a confecção dos mapas de Krigagem seguiram o protocolo descrito por Burgess & Webster (1980). Quando os dados não apresentaram uma correlação satisfatória, entre os valores reais e os estimados, o método de interpolação utilizado foi o IDW e quando este também não se mostrou satisfatório, então o TIN foi utilizado.

5.3.5 Sistema de Informação Geográfica

No programa IDRISI for Windows 32 (Eastman, 1999) foi realizada a interpolação dos dados por meio da Krigagem e a classificação dos mapas dos atributos interpolados por este programa.

A Krigagem foi realizada no módulo “Surface Interpolation – Kriging”, este módulo porém apresenta três etapas para a confecção do mapa interpolado, a primeira etapa - “Spatial Dependence Modeler”, onde ocorre a entrada e se necessário a transformação dos dados; a segunda etapa foi onde se ajustou um modelo de semivariograma teórico aos dados do semivariogramas experimental, sendo o módulo “Curve Fitting”; a terceira etapa é no módulo “Kriging and Simulation”, onde é realizada a interpolação propriamente dita.

O programa Arc View Gis Versão 3.2 (Esri, 1999) foi utilizado para a confecção dos mapas interpolados através do IDW e do TIN, sendo que após a interpolação os mapas foram classificados de acordo com intervalos previamente estabelecidos. Neste programa foram elaborados os cruzamentos dos mapas provenientes das interpolações das propriedades químicas do solo, para obtenção de um mapa final da fertilidade do solo, da área em estudo.

A interpolação pelo IDW foi elaborada através do módulo “Interpolate grid - IDW”, e a interpolação pelo TIN foi elaborada através do módulo “Create TIN from Features ...”.

5.3.6 Parâmetros da fertilidade do solo

As análises foram realizadas para se conhecer a distribuição dos elementos ao longo da área estudada, e para, posteriormente, serem classificados de acordo com a disponibilidade dos mesmos no solo, como o Fósforo (P), o Alumínio (Al), o Potássio (K), o Cálcio (Ca), o Magnésio (Mg), o pH, a Saturação por bases (V%) e a Matéria Orgânica (M.O.).

As classes de fertilidade (muito alta, alta, média, baixa e muito baixa) foram obtidas, tendo como referências as faixas descritas pelo Raij et al (1996), como demonstrado no Quadro 1.

Quadro 1: Classes de fertilidade do solo para cada elemento essencial usada para confecção do mapa de fertilidade.

| Classe | P resina | | | Al | K | Ca | Mg | pH | V% | M.O. |
|----------|------------|---------|---------|-----|-----------|-------|-------|-----------|---------|---------|
| | Florestais | Perenes | Anuais | | | | | | | |
| M. Baixo | 0 - 2 | 0 - 5 | 0 - 6 | | 0,0 - 0,7 | | | Até - 4,3 | 0 - 25 | |
| Baixo | 3 - 5 | 6 - 12 | 7 - 15 | < 5 | 0,8 - 1,5 | 0 - 3 | 0 - 4 | 4,4 - 5,0 | 26 - 50 | < 15 |
| Médio | 6 - 10 | 13 - 30 | 16 - 40 | | 1,6 - 3,0 | 4 - 7 | 5 - 8 | 5,1 - 5,5 | 51 - 70 | 15 - 25 |
| Alto | 10 - 20 | 31 - 60 | 41 - 80 | > 5 | 3,1 - 6,0 | > 7 | > 8 | 5,6 - 6,0 | 71 - 90 | > 25 |
| M. Alto | > 20 | > 60 | > 80 | | > 6,0 | | | > 6,0 | > 90 | |

P – Fósforo (mg/dm^3), Al – Alumínio ($\text{mmol}_c/\text{dm}^3$), K – Potássio ($\text{mmol}_c/\text{dm}^3$), Ca – Cálcio ($\text{mmol}_c/\text{dm}^3$), Mg – Magnésio ($\text{mmol}_c/\text{dm}^3$), V% – Saturação por bases (%) e M.O. – Matéria Orgânica (g/dm^3).

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

6.1 Análise descritiva dos dados

A análise estatística descritiva dos dados foi realizada para cada uma das variáveis estudadas, obtendo-se os valores da média, valores mínimo e máximo, desvio padrão e variância, como mostra o Quadro 2.

Com o valor mínimo e máximo dos parâmetros analisados, pode-se observar os intervalos demonstrados pelas variáveis em estudo.

No presente estudo, como na maioria dos dados da natureza, tanto o desvio padrão como a variância apresentaram grande amplitude de variação para a maioria dos parâmetros analisados, concordando com o exposto por LANDIM (1998).

Quadro 2: Análise estatística descritiva dos dados.

| Variável | Prof. (cm) | Média | Valor Mínimo | Valor Máximo | Desvio Padrão | Variância |
|----------|---------------|-------|-----------------|-----------------|------------------|-----------|
| pH | 0 – 20 | 4,37 | 3,60 | 6,40 | 1,0083 | 1,0167 |
| pH | 40 – 60 | 4,31 | 3,70 | 6,00 | 1,0069 | 1,0138 |
| M.O. | 0 – 20 | 17,32 | 0,97 | 69,00 | 1,7257 | 2,9781 |
| M.O. | 40 – 60 | 10,34 | 1,17 | 34,05 | 0,8744 | 0,7646 |
| P | 0 – 20 | 3,08 | 0,00 | 44,00 | 1,3355 | 1,7834 |
| P | 40 – 60 | 1,32 | 0,43 | 12,60 | 1,3381 | 1,7906 |
| Al | 0 – 20 | 4,39 | 0,00 | 16,00 | 1,0829 | 1,1728 |
| Al | 40 – 60 | 5,14 | 0,00 | 26,00 | 1,0330 | 1,0672 |
| K | 0 – 20 | 0,85 | 0,10 | 6,40 | 1,4655 | 2,1478 |
| K | 40 – 60 | 0,36 | 0,10 | 3,36 | 1,2668 | 1,6049 |
| Ca | 0 – 20 | 9,40 | 1,00 | 162,00 | 1,9163 | 3,6723 |
| Ca | 40 – 60 | 5,82 | 1,20 | 68,40 | 1,4935 | 2,2305 |
| Mg | 0 – 20 | 3,79 | 0,00 | 45,00 | 1,4979 | 2,2437 |
| Mg | 40 – 60 | 1,87 | 0,00 | 27,00 | 1,3097 | 1,7154 |
| V% | 0 – 20 | 26,36 | 4,00 | 89,00 | 3,4984 | 12,2389 |
| V% | 40 – 60 | 19,08 | 2,63 | 79,00 | 1,3458 | 1,8111 |

M.O. – Matéria Orgânica (g/dm^3), P – Fósforo (mg/dm^3), Al – Alumínio ($\text{mmol}_e/\text{dm}^3$), K – Potássio ($\text{mmol}_e/\text{dm}^3$), Ca – Cálcio ($\text{mmol}_e/\text{dm}^3$), Mg – Magnésio ($\text{mmol}_e/\text{dm}^3$) e V% – Saturação por bases.

As medidas de forma, como o coeficiente de assimetria, coeficiente de curtose e distribuição de frequência descrevem como os dados estão distribuídos (Quadro 3), mostrando se a distribuição se aproxima ou não da distribuição normal.

O coeficiente de assimetria detecta o grau de afastamento da média em relação a moda e a mediana, sendo este, segundo Issaks & Srivastava (1989), o coeficiente

mais comumente usado para descrever a forma da distribuição da frequência de uma amostragem.

Quadro 3: Análise estatística descritiva para as medidas de forma e para a distribuição de frequência dos dados estudados.

| Variável | Prof. (cm) | Coefficiente de Assimetria | Coefficiente de Curtose | Nº de amostras | Distribuição de Frequência |
|----------|------------|----------------------------|-------------------------|----------------|----------------------------|
| pH | 0 – 20 | 1,00 | 0,36 | 105 | LN |
| pH | 40 – 60 | 1,41 | 1,15 | 104 | LN |
| M.O. | 0 – 20 | 0,76 | 0,92 | 105 | N |
| M.O. | 40 – 60 | 0,30 | -0,16 | 99 | N |
| P | 0 – 20 | 0,96 | 1,52 | 91 | LN |
| P | 40 – 60 | 0,91 | 0,94 | 89 | LN |
| Al | 0 – 20 | -0,21 | -0,50 | 97 | N |
| Al | 40 – 60 | -0,04 | 0,09 | 95 | N |
| K | 0 – 20 | 0,30 | -0,36 | 103 | LN |
| K | 40 – 60 | 0,64 | 0,42 | 97 | LN |
| Ca | 0 – 20 | 0,00 | 0,56 | 104 | LN |
| Ca | 40 – 60 | 0,46 | -0,23 | 99 | LN |
| Mg | 0 – 20 | 0,88 | 0,29 | 104 | LN |
| Mg | 40 – 60 | 1,08 | 0,97 | 99 | LN |
| V% | 0 – 20 | 0,43 | -0,74 | 102 | N |
| V% | 40 – 60 | -0,26 | -0,17 | 100 | LN |

M.O. – Matéria Orgânica (g/dm^3), P – Fósforo (mg/dm^3), Al – Alumínio (mmol/dm^3), K – Potássio (mmol/dm^3), Ca – Cálcio (mmol/dm^3), Mg – Magnésio (mmol/dm^3), V% – Saturação por bases, LN – Lognormal e N – Normal.

O coeficiente que descreve o grau de achatamento da curva de distribuição da frequência para um conjunto de dados, é o coeficiente de curtose (Landim,

1998). A maioria dos dados deste estudo apresentou coeficientes de curtose positivos e com valores baixos (tendendo a zero), com distribuição normal ou lognormal.

A maior parte dos atributos do solo analisados apresenta distribuição lognormal, e somente V% na profundidade de 0-20cm, M.O. e Al nas duas profundidades estudadas apresentaram distribuição normal. Cambardella et al. (1994), Takeda (2000) e Zimback (2001) entre outros autores, verificaram melhor ajuste da distribuição lognormal para a maioria dos elementos químicos do solo.

6.2 Análise espacial

6.2.1 Análise variográfica

As análises espaciais foram executadas pelo módulo “Análise da semivariância” do programa GS+ (GS+, 2000), conforme descrito por JOURNAL & HUIJBREGTS (1978) e ISAAKS & SRIVASTAVA (1989).

Pela análise da superfície de tendência fornecida pelo próprio programa, não foi observada evidência de anisotropia para os atributos dos solos estudados, segundo os parâmetros estabelecidos por ZIMMERMAN (1993).

Para o ajuste dos semivariogramas teóricos ao semivariograma experimental, primeiramente, foi selecionada a soma dos quadrados dos resíduos (SQR), como índice de avaliação do erro de ajuste, descrito por Zimmerman & Zimmerman (1991), citados por Zimback (2001) como a melhor medida de avaliação.

O ajuste do modelo teórico ao modelo experimental pode ser realizado automaticamente pelo programa, tendo como base métodos estatísticos para a determinação do melhor ajuste, porém também se pode realizar o ajuste através do método das discrepâncias, descrito por Guerra (1988). O ajuste ocorreu apenas para as distâncias menores onde há uma tendência de elevação da curva do semivariograma, isto é, onde ocorre a influência do espaço na variabilidade dos dados, sendo chamado de ajuste “a sentimento”.

Os parâmetros obtidos pela análise variográfica encontram-se dispostos no Quadro 4.

Para o ajuste dos semivariogramas, o modelo linear foi o escolhido na maior parte das análises, isto devido a fraca ou nula dependência espacial destes atributos. O modelo esférico foi escolhido para o P na profundidade de 40-60cm, para o Ca na camada de 0-20cm de profundidade, para o K e o Mg nas duas profundidades estudadas. E o modelo exponencial foi escolhido para a M.O. na profundidade de 40-60cm, para o P e V% na camada de 0-20cm.

A soma dos quadrados dos resíduos (SQR) descreve melhor o ajuste do semivariograma. De acordo com os padrões estabelecidos por Zimmerman & Zimmerman (1991), foi verificado que os valores dos erros encontrados experimentalmente neste trabalho são baixos e mostram um bom ajuste.

Quadro 4: Parâmetros da análise variográfica dos parâmetros químicos do solo.

| Variável | Prof. (cm) | Modelo | Efeito Pepita Co | Patamar Co+C | Alcance a (m) | r ² | SQR | [C/(C + Co)] x 100 | Classe de Dependência Espacial |
|----------|------------|-------------|------------------|--------------|---------------|----------------|---------|--------------------|--------------------------------|
| pH | 0 – 20 | Linear | 0,0163 | 0,0163 | --- | 0,469 | 2,04E-5 | 0 | Nula |
| pH | 40 – 60 | Linear | 0,0136 | 0,0136 | --- | 0,290 | 7,94E-6 | 0 | Nula |
| M.O. | 0 – 20 | Linear | 1,7372 | 1,7372 | --- | 0,312 | 0,180 | 0 | Nula |
| M.O. | 40 – 60 | Exponencial | 0,2500 | 0,8940 | 2400,00 | 0,284 | 0,052 | 72 | Moderada |
| P | 0 – 20 | Exponencial | 0,3270 | 0,5900 | 4000,00 | 0,326 | 0,031 | 45 | Moderada |
| P | 40 – 60 | Esférico | 0,1100 | 0,5979 | 8250,00 | 0,273 | 0,095 | 82 | Forte |
| Al | 0 – 20 | Linear | 1,0697 | 1,0697 | --- | 0,500 | 0,193 | 0 | Nula |
| Al | 40 – 60 | Linear | 1,0411 | 1,0411 | --- | 0,632 | 1,151 | 0 | Nula |
| K | 0 – 20 | Esférico | 0,3600 | 0,7650 | 13000,00 | 0,802 | 0,017 | 53 | Moderada |
| K | 40 – 60 | Esférico | 0,1200 | 0,4810 | 7500,00 | 0,574 | 0,015 | 75 | Moderada |
| Ca | 0 – 20 | Esférico | 0,5000 | 1,3000 | 8300,00 | 0,167 | 0,463 | 61 | Moderada |
| Ca | 40 – 60 | Linear | 0,7922 | 0,7922 | --- | 0,533 | 0,061 | 0 | Nula |
| Mg | 0 – 20 | Esférico | 0,5700 | 0,8180 | 8600,00 | 0,045 | 0,139 | 30 | Moderada |
| Mg | 40 – 60 | Esférico | 0,0580 | 0,5350 | 4400,00 | 0,024 | 0,064 | 89 | Forte |
| V% | 0 – 20 | Exponencial | 2,2670 | 3,5650 | 2200,00 | 0,024 | 1,010 | 36 | Moderada |
| V% | 40 – 60 | Linear | 0,5897 | 0,5897 | --- | 0,835 | 0,050 | 0 | Nula |

M.O. – Matéria Orgânica (g/dm³), P – Fósforo (mg/dm³), Al – Alumínio (mmol_c/dm³), K – Potássio (mmol_c/dm³), Ca – Cálcio (mmol_c/dm³), Mg – Magnésio (mmol_c/dm³), V% – Saturação por bases e SQR – Soma dos Quadrados dos Resíduos.

A escala de trabalho empregada neste estudo, isto é, a distância entre as amostras mostrou-se eficiente para detectar a dependência espacial para os teores de M.O. na camada de 40-60cm, Ca e V% na camada de 0-20cm, P, K, e Mg nas duas profundidades, nos demais atributos estudados não foi possível detectar a dependência espacial. Isto ocorreu por que a escala de trabalho foi muito grande para detectar a dependência espacial, portanto para estes atributos seria necessário um adensamento da amostragem.

O estudo da intensidade da dependência espacial, dado pela expressão $[C/(C+C_0)] \times 100$ (GS+, 2000), mostra que, os atributos com ajuste do modelo linear (pH e Al nas duas profundidades estudadas, M.O. na camada de 0-20cm, Ca e V% na profundidade de 40-60cm) não apresentaram dependência espacial. Os parâmetros que foram ajustados com o modelo exponencial apresentaram moderada dependência espacial. Já os atributos com ajuste do modelo esférico apresentaram moderada e forte dependência espacial.

O pH e Al, nas duas profundidades estudadas, M.O., na camada de 0-20cm, Ca e V%, na profundidade de 40-60cm, apresentaram dependência espacial nula, isto é, estes atributos não possuem dependência no espaço amostrado, provavelmente devido a escala utilizada.

Os atributos na profundidade de 0-20cm: P, K, Ca, Mg e V% apresentaram moderada dependência espacial, e na profundidade de 40-60cm a dependência espacial foi moderada para a M.O. e o K.

Os atributos P e Mg na profundidade de 40-60cm apresentaram forte dependência espacial.

Os semivariogramas do pH e Al (para as profundidades de 0-20 e de 40-60cm) mostraram que para estes dados não foi possível detectar a dependência espacial

(Figuras 8, 9, 12 e 13). O índice de dependência espacial para estes atributos se mostrou nulo, assim sendo, a proporção espacial foi de 0%.

A M.O. na camada superficial (Figura 10) apresentou uma variância espacial de 0%, mostrando que a distância de amostragem não foi eficiente para detectar a dependência espacial. Já a camada subsuperficial (Figura 11) apresentou uma variância espacial de 72%, mostrando que a distância de amostragem detectou a dependência espacial moderada.

As Figuras 14 e 15 apresentam os semivariogramas do P e as Figuras 20 e 21 apresentam os semivariogramas para o Mg ambos nas duas profundidades estudadas, podendo-se notar um comportamento semelhante dos semivariogramas entre os atributos para as duas profundidades. Na camada superficial, o P apresenta um semivariograma com um ajuste do modelo exponencial e o Mg do modelo esférico. Na camada subsuperficial, tanto o P quanto o Mg apresentaram semivariogramas com ajuste do modelo esférico. Em ambos, P e Mg, pôde-se notar que o efeito pepita na profundidade de 0-20cm é menor do que na profundidade de 40-60cm.

A dependência espacial para o P e o Mg é moderada, com variância espacial para a profundidade de 0-20cm, de 45% para o P e 30% para o Mg, e para a profundidade de 40-60cm, a dependência espacial é forte, com variância espacial de 82% para o P e 89% para o Mg.

O teor de K (Figuras 16 e 17) mostrou uma dependência espacial moderada para as duas profundidades estudadas e uma variância espacial de 53%, para a profundidade de 0-20cm e de 75% para a profundidade de 40-60cm.

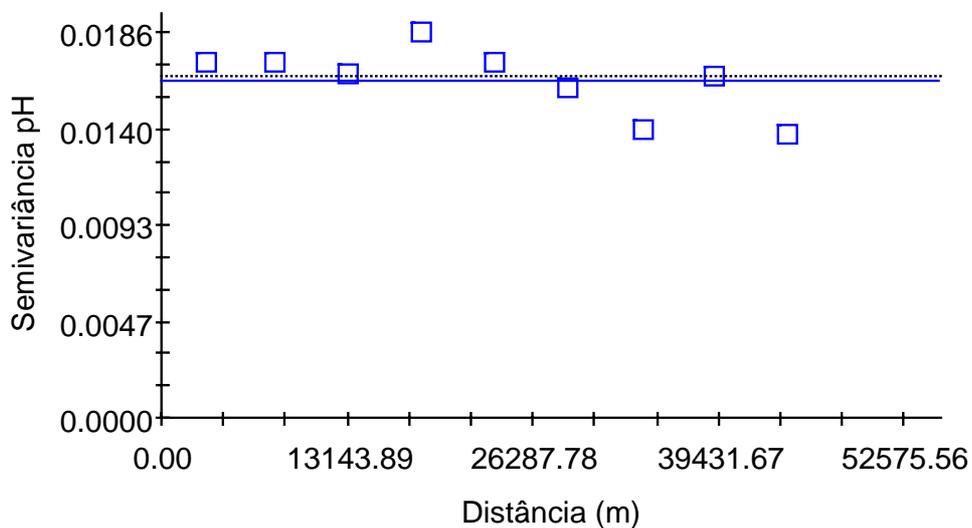


Figura 8: Semivariogramas experimental e teórico de pH no solo, para a profundidade de 0-20cm.

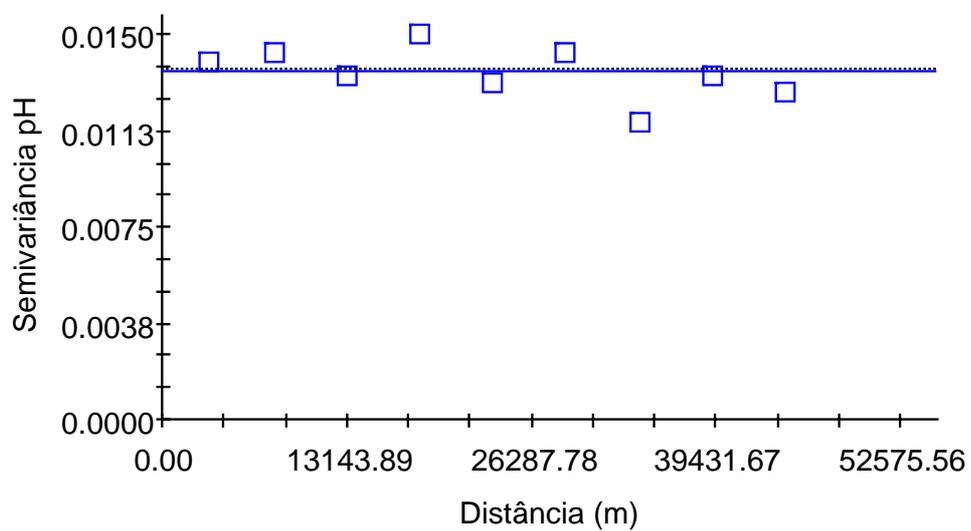


Figura 9: Semivariogramas experimental e teórico de pH no solo, para a profundidade de 40-60cm.

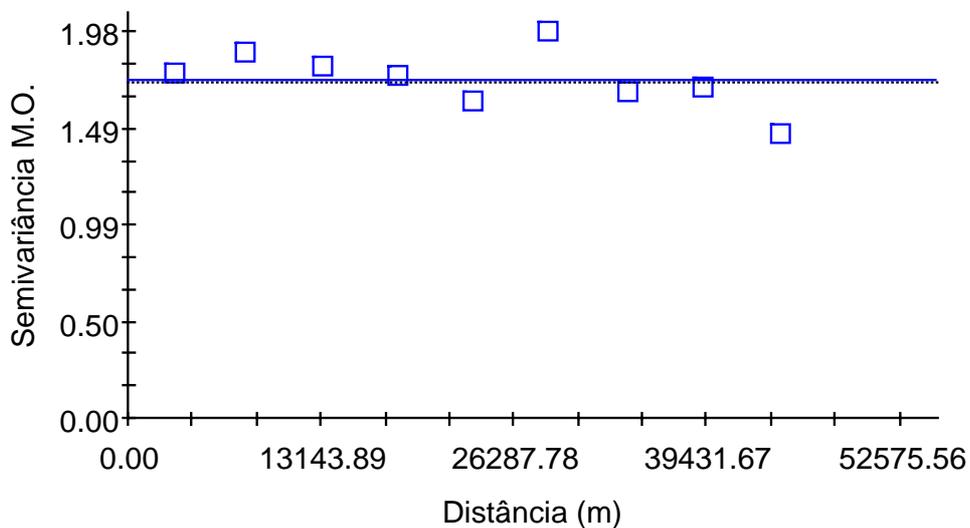


Figura 10: Semivariogramas experimental e teórico de M.O. no solo, para a profundidade de 0-20cm.

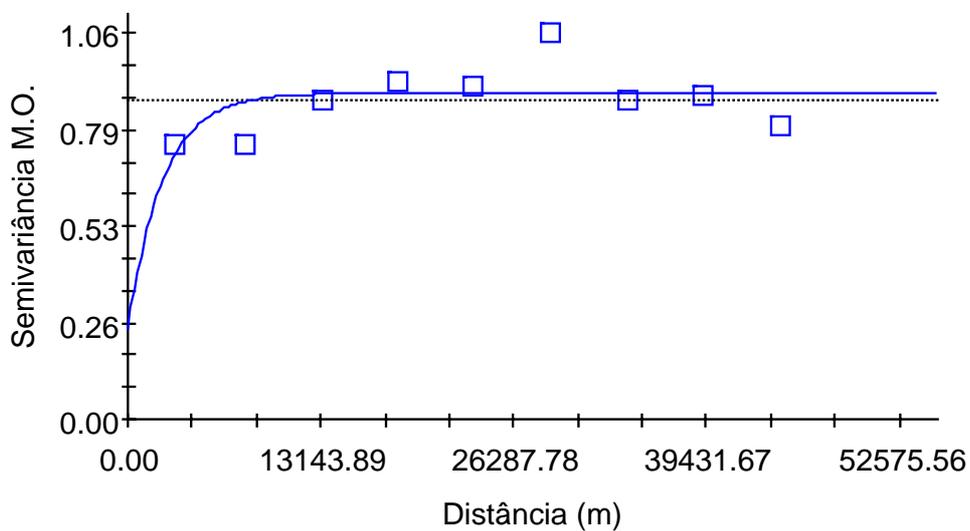


Figura 11: Semivariogramas experimental e teórico de M.O. no solo, para a profundidade de 40-60cm.

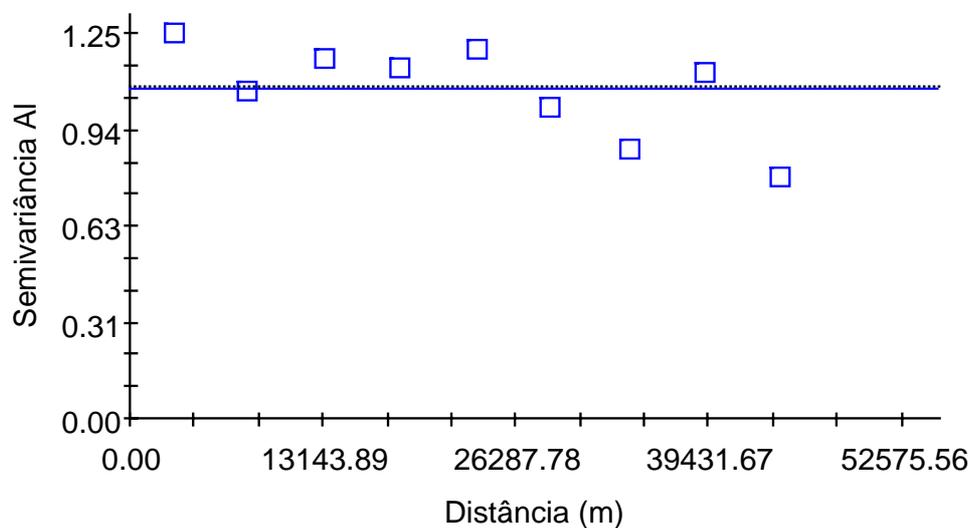


Figura 12: Semivariogramas experimental e teórico de Al no solo, para a profundidade de 0-20cm.

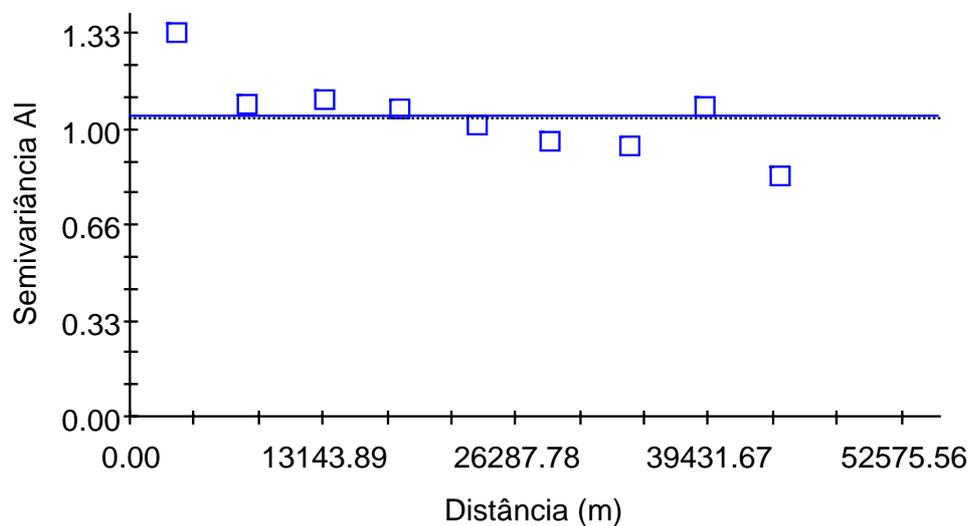


Figura 13: Semivariogramas experimental e teórico de Al no solo, para a profundidade de 40-60cm.

O semivariograma do Ca para a profundidade de 0-20cm está representado na Figura 18 e para a profundidade de 40-60cm, na Figura 19. Com um índice de dependência espacial de 61% e 0%, respectivamente para cada uma das profundidades, o Ca mostrou possuir moderada e nula influência espacial na sua variação. Com os semivariogramas obtidos para o Ca pôde-se inferir que as camadas superficiais recebem maiores alterações do meio ambiente e do homem, do que as camadas subsuperficiais, assim sendo, as camadas superficiais tendem a ser mais homogêneas e as subsuperficiais tendem a possuir maior aleatoriedade das variações dos elementos.

Nas Figuras 22 e 23 estão representados os semivariogramas para a V% nas duas profundidades estudadas, sendo que a camada superficial apresenta dependência espacial moderada, com uma variância espacial de 36% e a camada subsuperficial não apresentou dependência espacial, sendo a variância espacial de 0%.

A provável causa dos teores de Ca e V% da camada subsuperficial não apresentarem dependência espacial, é que estas recebem pouca ou nenhuma influência imediata do manejo e tratamentos culturais ocorridos na camada superficial, e, como o material de origem destes solos é bastante heterogêneo, a escala utilizada para a análise não foi suficientemente pequena para detectar tais variações.

O patamar ($C + C_0$) representa a variância total da amostragem, sendo que a maior variabilidade foi encontrada na V% de 0-20cm e a menor no pH na camada de 40-60cm.

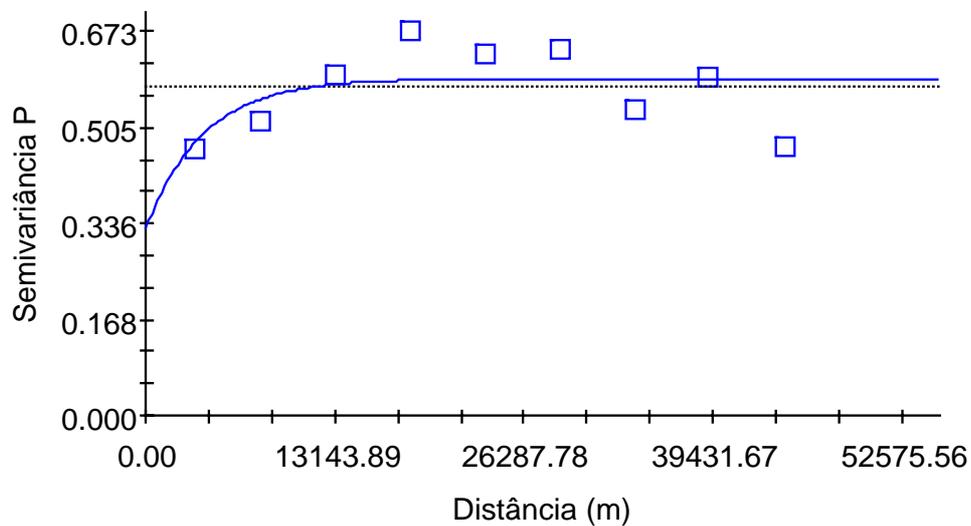


Figura 14: Semivariogramas experimental e teórico do P no solo, para a profundidade de 0-20cm.

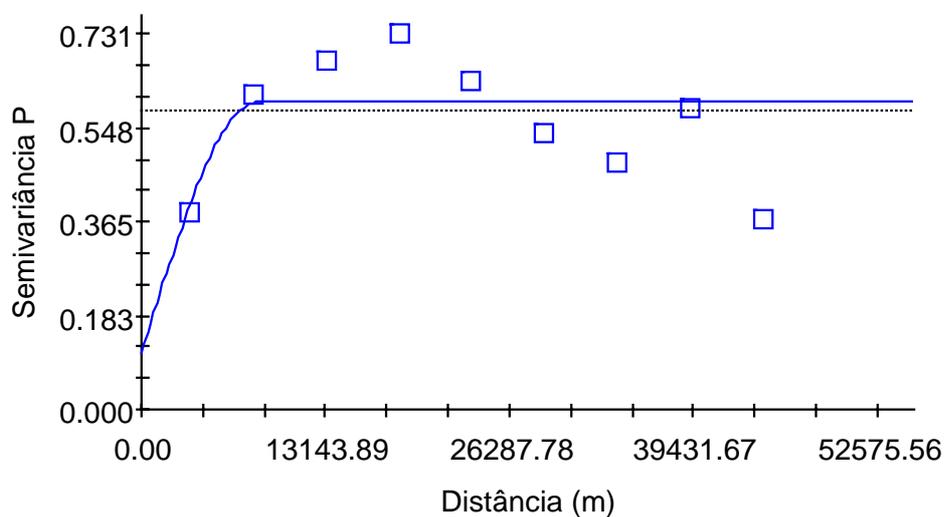


Figura 15: Semivariogramas experimental e teórico do P no solo, para a profundidade de 40-60cm.

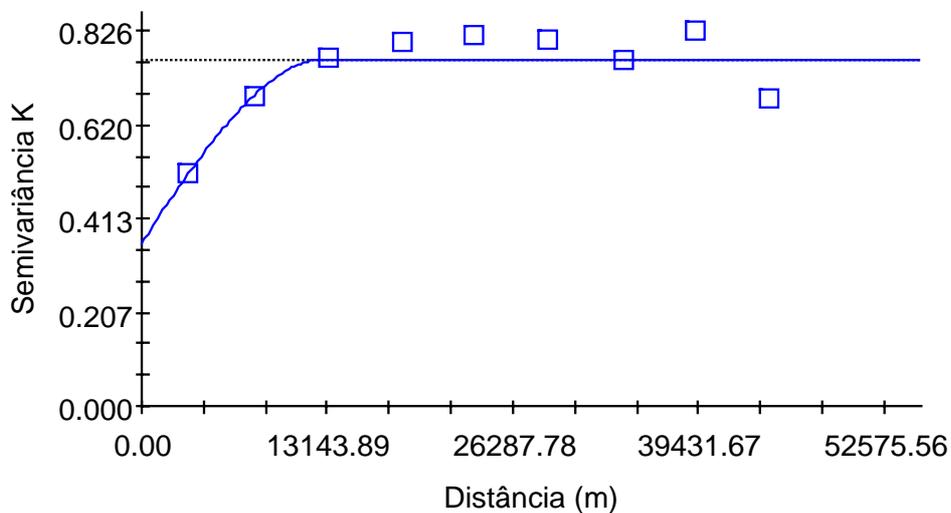


Figura 16: Semivariogramas experimental e teórico do K no solo, para a profundidade de 0-20cm.

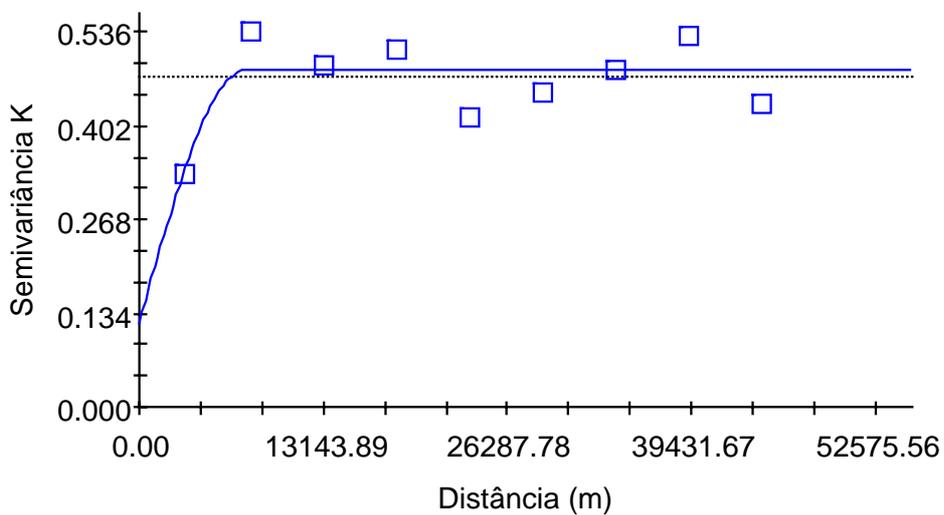


Figura 17: Semivariogramas experimental e teórico do K no solo, para a profundidade de 40-60cm.

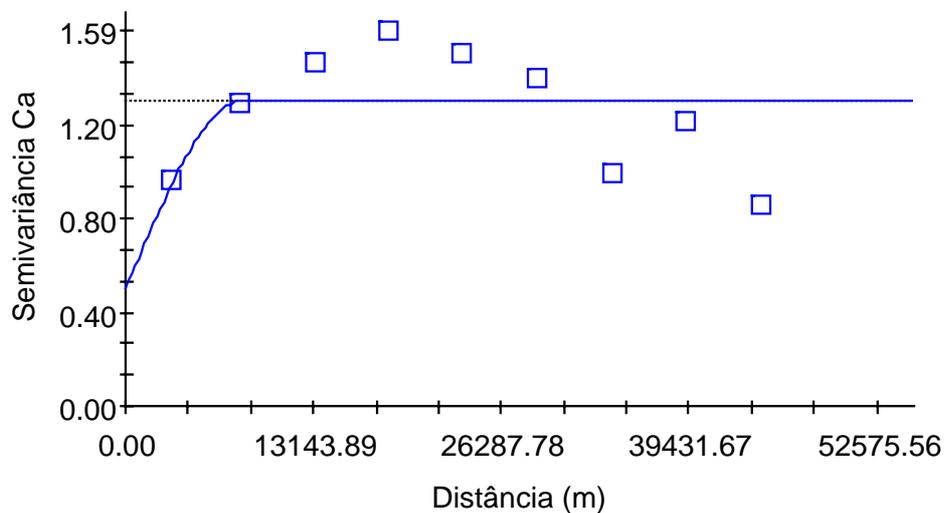


Figura 18: Semivariogramas experimental e teórico do Ca no solo, para a profundidade de 0-20cm.

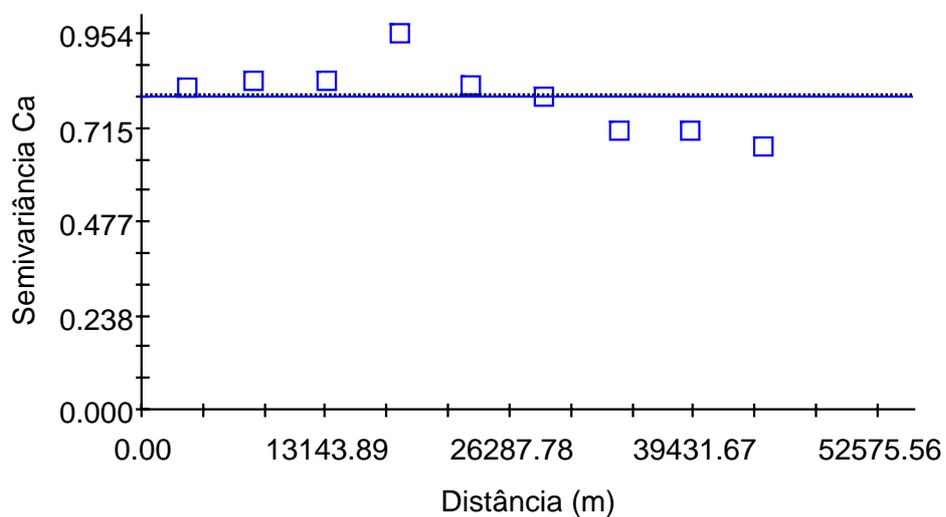


Figura 19: Semivariogramas experimental e teórico do Ca no solo, para a profundidade de 40-60cm.

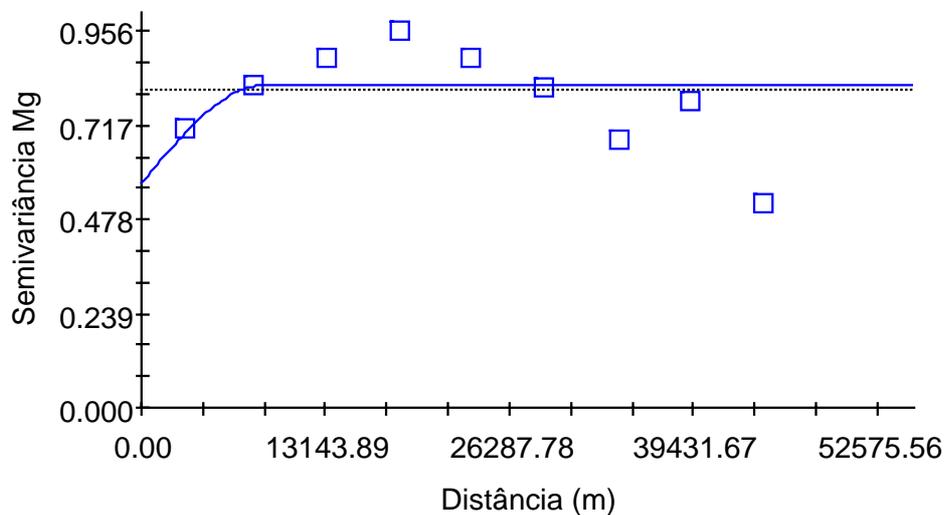


Figura 20: Semivariogramas experimental e teórico do Mg no solo, para a profundidade de 0-20cm.

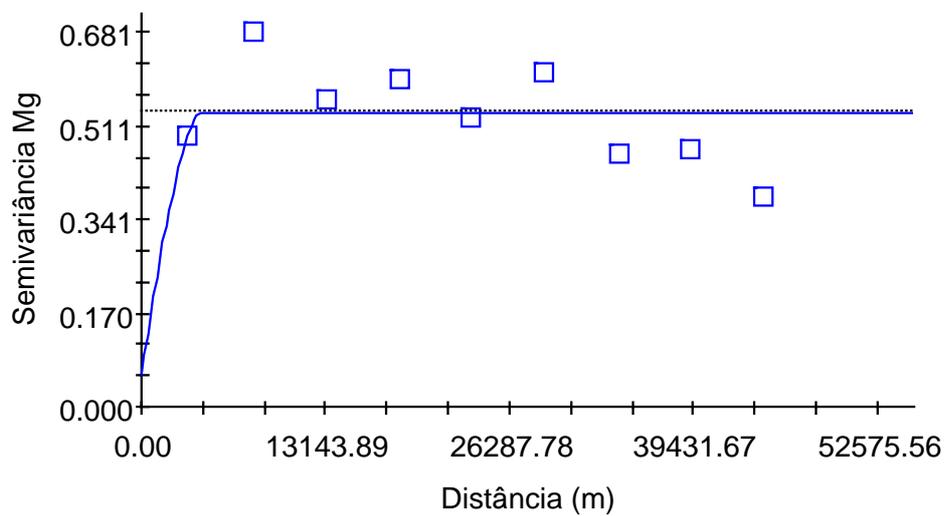


Figura 21: Semivariogramas experimental e teórico do Mg no solo, para a profundidade de 40-60cm.

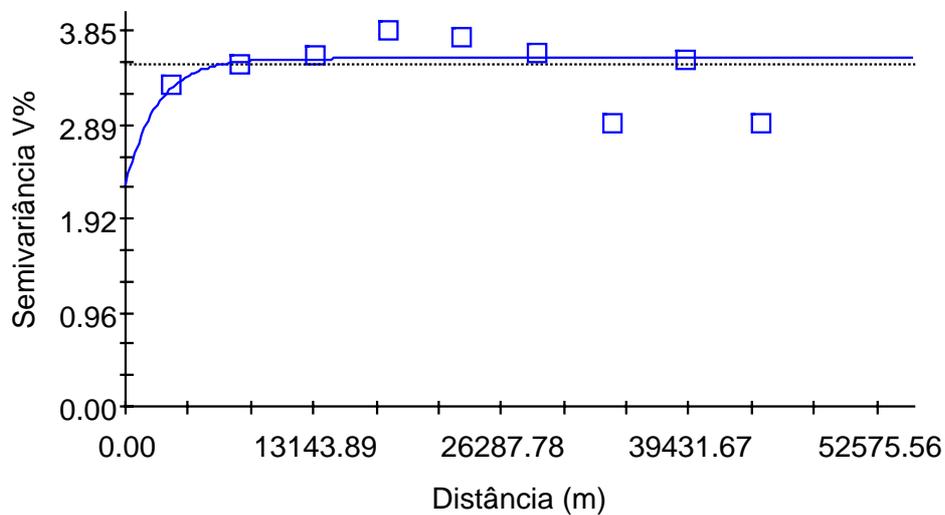


Figura 22: Semivariogramas experimental e teórico do V% no solo, para a profundidade de 0-20cm.

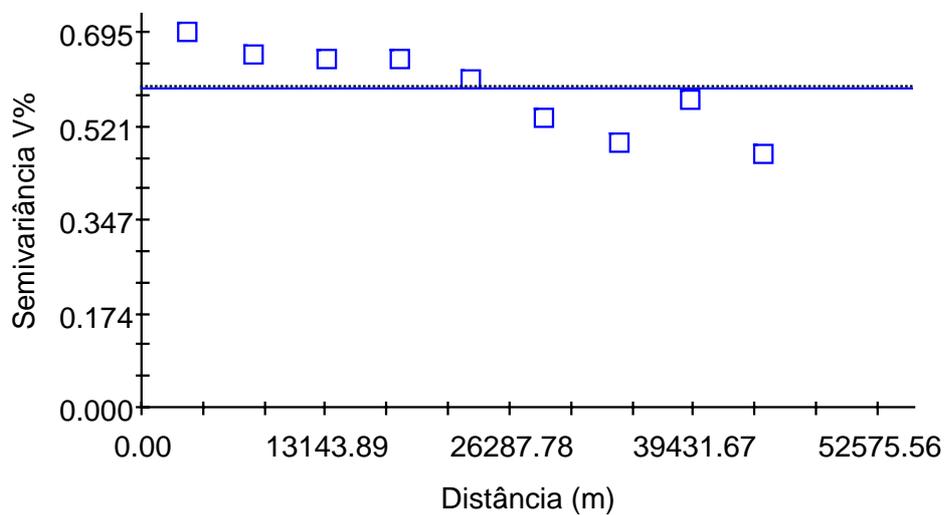


Figura 23: Semivariogramas experimental e teórico do V% no solo, para a profundidade de 40-60cm.

O alcance mostra a distância em que os pontos são espacialmente dependentes entre si, marcando assim a distância a partir da qual as amostras tornam-se independentes. Na análise espacial realizada, pôde-se notar que o alcance variou de 2.200m, na V% na camada superficial, a 13.000m, no K na camada superficial (Quadro 4). Os valores de alcance dos semivariogramas com ajuste do modelo linear não foram apresentados por serem, muito provavelmente, menor do que a menor distância entre as amostras e, portanto, não obtidos pela presente análise.

6.2.2 Interpolação e classificação dos dados

Para todos os atributos analisados foram confeccionados mapas interpolados da área em estudo. Para os parâmetros que apresentaram dependência espacial, a Krigagem é o método de interpolação indicado. Vários autores, como Vieira et. al (1983), Zimmerman & Zimmerman (1991), Batista (2002), afirmam que a Krigagem é o melhor método de interpolação para dados de atributos do solo.

Quando os dados apresentaram dependência espacial, com uma validação cruzada demonstrando uma alta correlação entre os valores reais e os valores estimados, a Krigagem foi o interpolador utilizado, porém quando os dados não apresentavam dependência espacial e com uma baixa correlação, e quando apresentavam dependência mas com uma validação cruzada demonstrando uma baixa correlação, optou-se por interpolar os dados através do IDW.

O IDW é um método de interpolação que também pode apresentar uma baixa correlação dos valores reais com os estimados, e quando o IDW não se mostrou satisfatório optou-se por outro método de interpolação, o TIN.

Porém, o TIN não apresenta validação para a interpolação por ele realizada, assim através de critérios visuais foram retirados alguns pontos antes da interpolação, pois estes dados apresentam propagação de um erro localizado (manchas que representavam apenas um ponto de amostragem).

Os mapas interpolados através da Krigagem foram confeccionados no programa IDRISI for Windows 32 (Eastman, 1999) e os mapas interpolados pelo IDW e pelo TIN foram confeccionados no programa Arc View Gis Versão 3.2 (ESRI, 1999)

Após a interpolação dos dados, o mapa de cada atributo em cada uma das profundidades estudadas, foi classificado com base nos parâmetros presentes no Quadro 1, no programa Arc View Gis Versão 3.2 (ESRI, 1999).

Pode-se notar, nos mapas das classes de fertilidades para todos os atributos analisados que, para a camada superficial, os teores dos elementos são maiores do que na camada subsuperficial, isto provavelmente ocorre pois na camada superficial é o local onde o manejo é realizado, havendo maior incorporação de insumos do que na camada subsuperficial, a qual é explorada basicamente por culturas perenes e florestais.

O Mg na profundidade de 0-20cm, a M.O., o P e o Ca nas duas profundidades estudadas, foram interpolados através da Krigagem, já o Al na profundidade de 0-20cm e o K nas duas profundidades estudadas foram interpolados pelo IDW, porém o Al e o Mg na profundidade de 40-60cm e o pH e a V% nas duas profundidades estudadas foram interpolados pelo TIN.

Nas Figuras 24 e 25, estão representados os mapas com as classes de pH para a camada superficial e subsuperficial, respectivamente. Pode-se observar que a camada subsuperficial não apresentou a classe muito alta, o que é compreensível pois o manejo, em geral, realizado nos solos, visa a elevação do pH na camada superficial.

O teor de M.O. para a profundidade de 0-20cm, presente na Figura 26, apresentou três classes deste elemento, baixa, média e alta, tendo predominado na área em estudo a classe média. Já para a profundidade de 40-60cm, na Figura 27, predominou a classe baixa, sendo que não houve ocorrência da classe alta.

O P foi classificado considerando os principais usos da terra, floresta, culturas perenes e anuais, sendo que para cada uso há uma necessidade nutricional diferenciada deste elemento.

Nas Figuras 28 e 29 estão presentes as classes de P para floresta nas duas profundidades estudadas. Pode-se notar que a classe muito baixa predomina nas duas profundidades, na área em estudo.

As classes de P para culturas perenes mostra que das cinco classes em que este elemento poderia ser classificado, apenas três classes se encontram na área estudada para a camada superficial (Figura 30), sendo elas: muito baixa, baixa e média. Já para a camada subsuperficial (Figura 31), há apenas uma das cinco classes, a muito baixa. Podemos observar que para as duas profundidades estudadas há uma predominância da classe muito baixa.

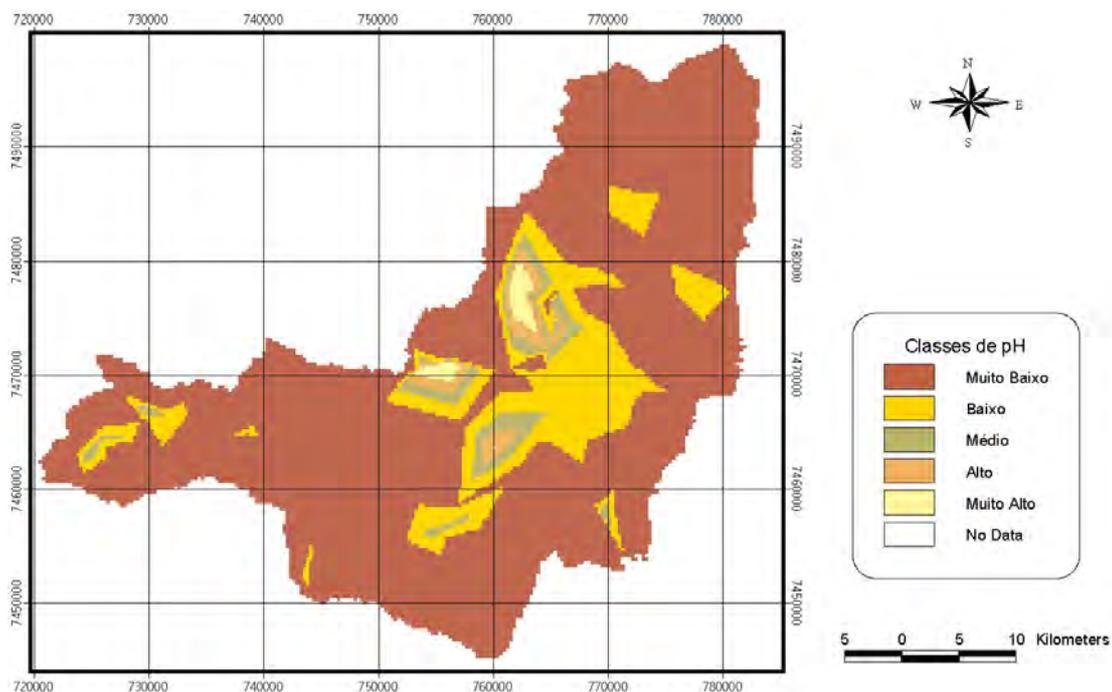


Figura 24: Representação das classes de fertilidade do pH, para a profundidade de 0-20cm.

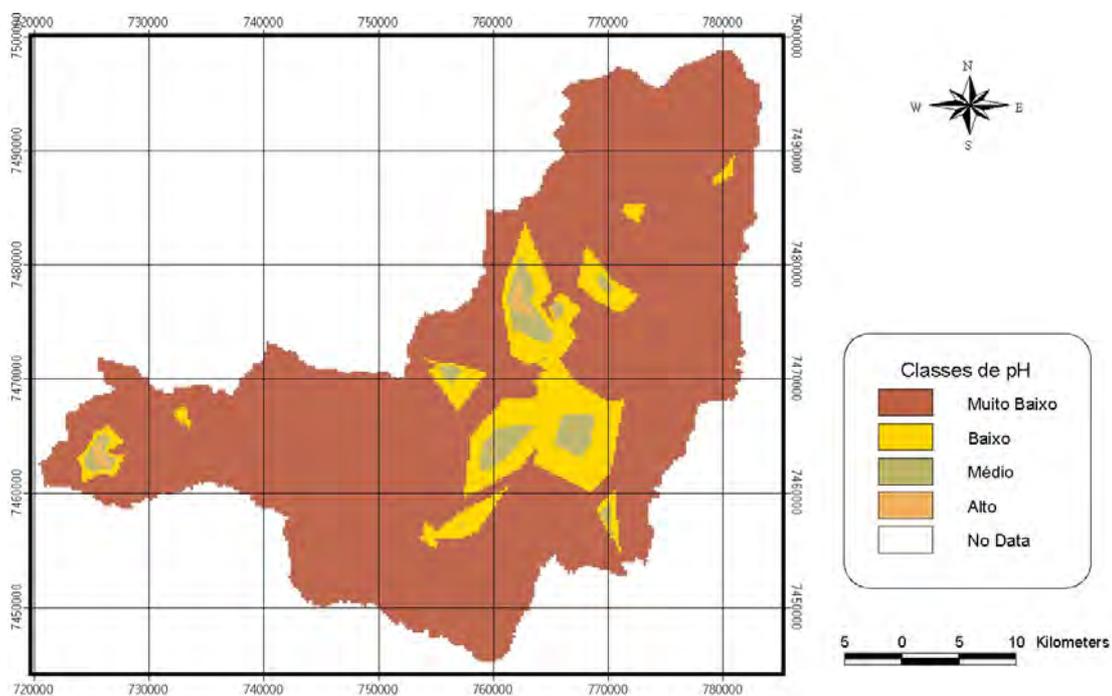


Figura 25: Representação das classes de fertilidade do pH, para a profundidade de 40-60cm.

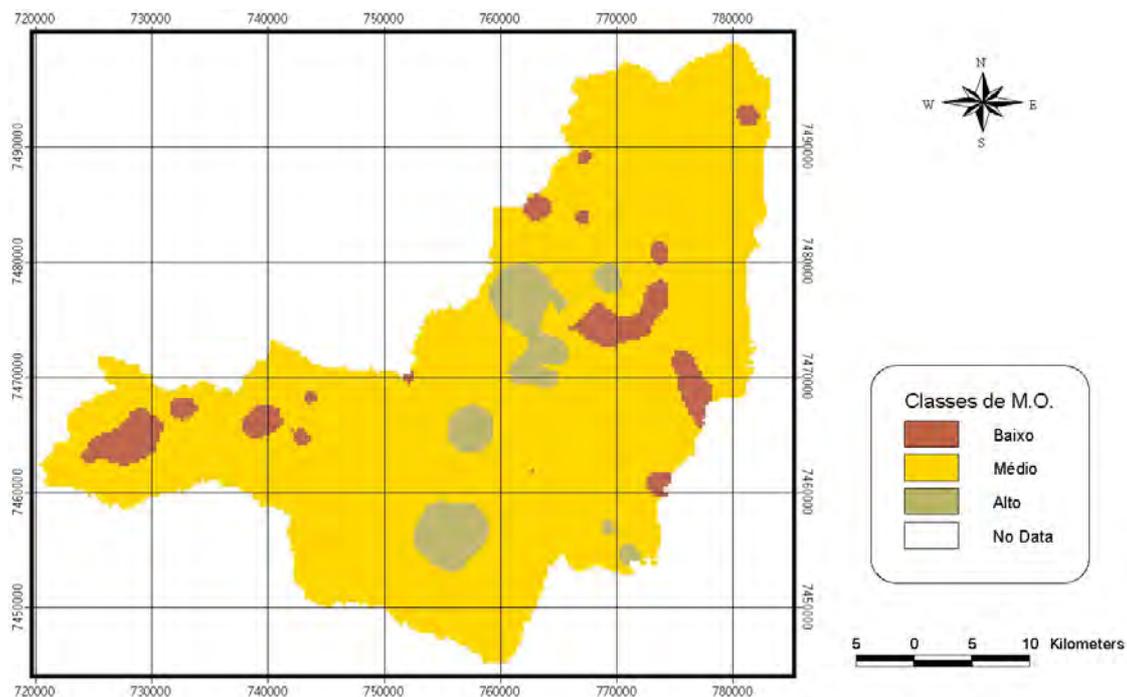


Figura 26: Representação das classes de fertilidade da M.O., para a profundidade de 0-20cm.

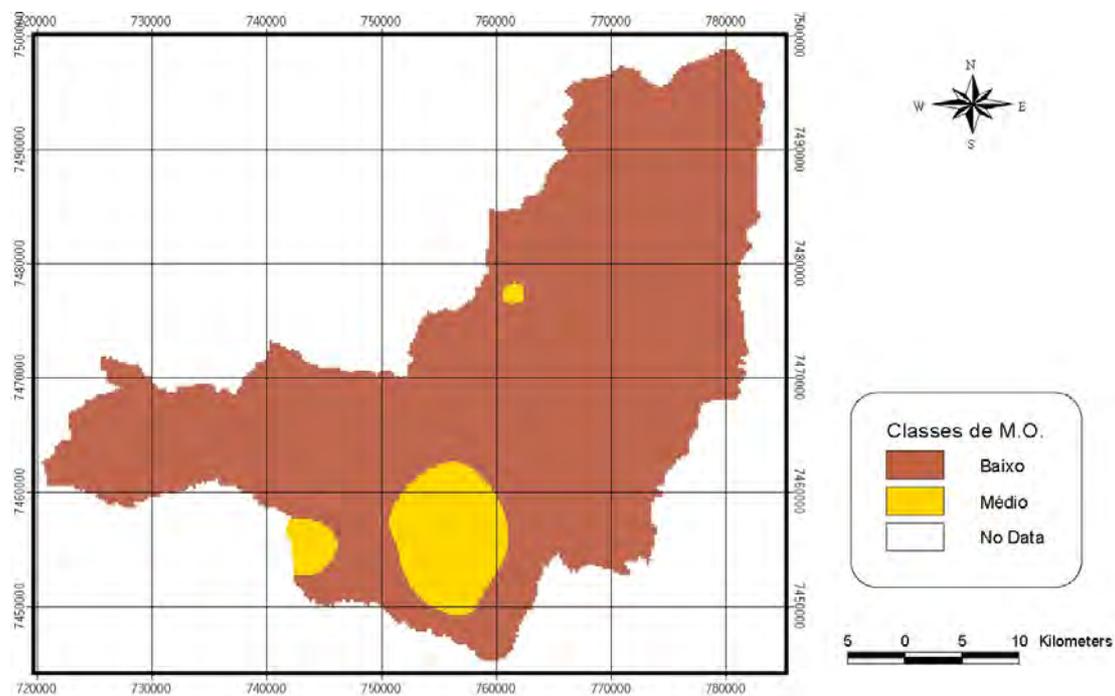


Figura 27: Representação das classes de fertilidade da M.O., para a profundidade de 40-60cm.

O P para culturas anuais se mostrou muito baixo, baixo e médio para a profundidade de 0-20cm (Figura 32) e muito baixo para a profundidade de 40-60cm (Figura 33) para a área em estudo. O teor de P necessário para culturas anuais é maior do que para os demais tipos de uso do solo.

As classes de Al estão presentes nas Figuras 34 e 35, para a profundidade de 0-20cm e de 40-60cm, respectivamente. A classificação deste elemento considera apenas duas classes, baixa e alta, assim, podemos observar que na camada superficial a classe com teor de Al alta representa a área quase como um todo; enquanto na subsuperficial não se estabelece uma classe predominante.

O K apresenta na camada de 0-20cm (Figura 36) todas as classes, com predominância da classe baixa, já na camada de 40-60cm (Figura 37), apenas as classes alta e muito alta não estão presentes, sendo que quase a área toda apresenta a classe muito baixa.

As Figuras 38 e 39 mostram as classes para o Ca, nas duas profundidades estudadas. O Ca pode ser classificado em baixo, médio e alto, e nas duas profundidades ocorreram as três classes, porém com predomínio da classe alta em ambos.

O Mg, assim como o Ca, pode apresentar três classes, baixa, média e alta. Na camada superficial (Figura 40), o Mg não apresenta predomínio de uma classe e na camada subsuperficial (Figura 41) possui domínio da classe que representa teores baixos deste elemento.

Para a V%, podemos notar que na profundidade de 0-20cm, Figura 42, todas as 5 classes estão presentes, mas com predomínio da classe muito baixa, e que na profundidade de 40-60cm, Figura 43, a muito alta não está presente, sendo que a classe muito baixa predomina na área nas duas profundidades.

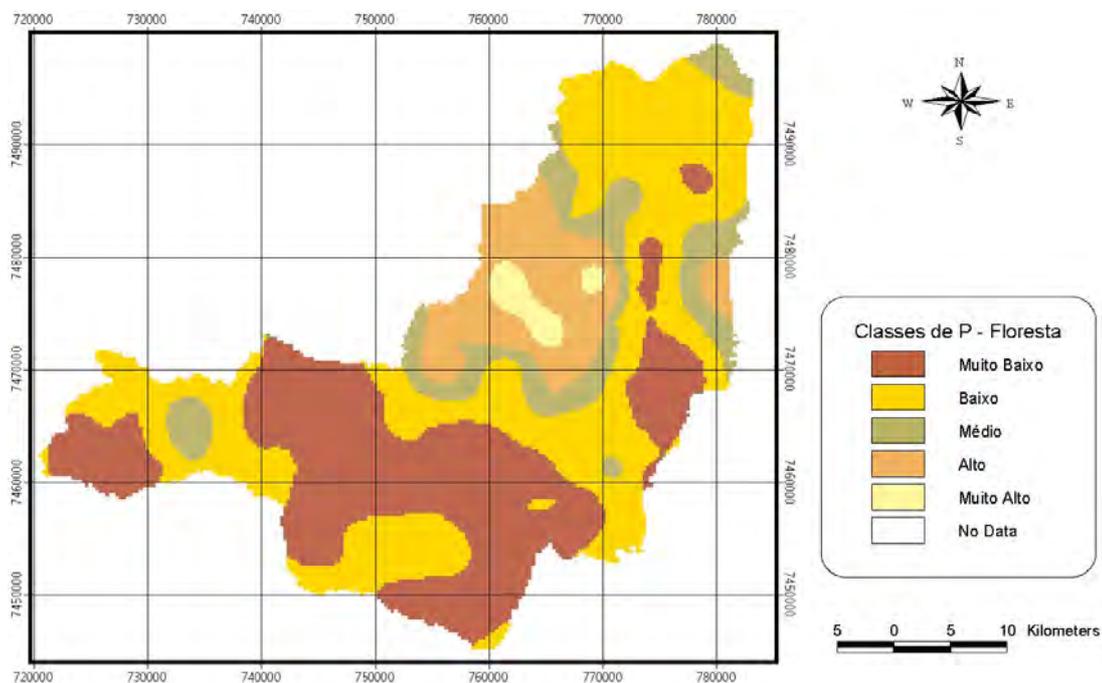


Figura 28: Representação das classes de fertilidade do P para floresta, para a profundidade de 0-20cm.

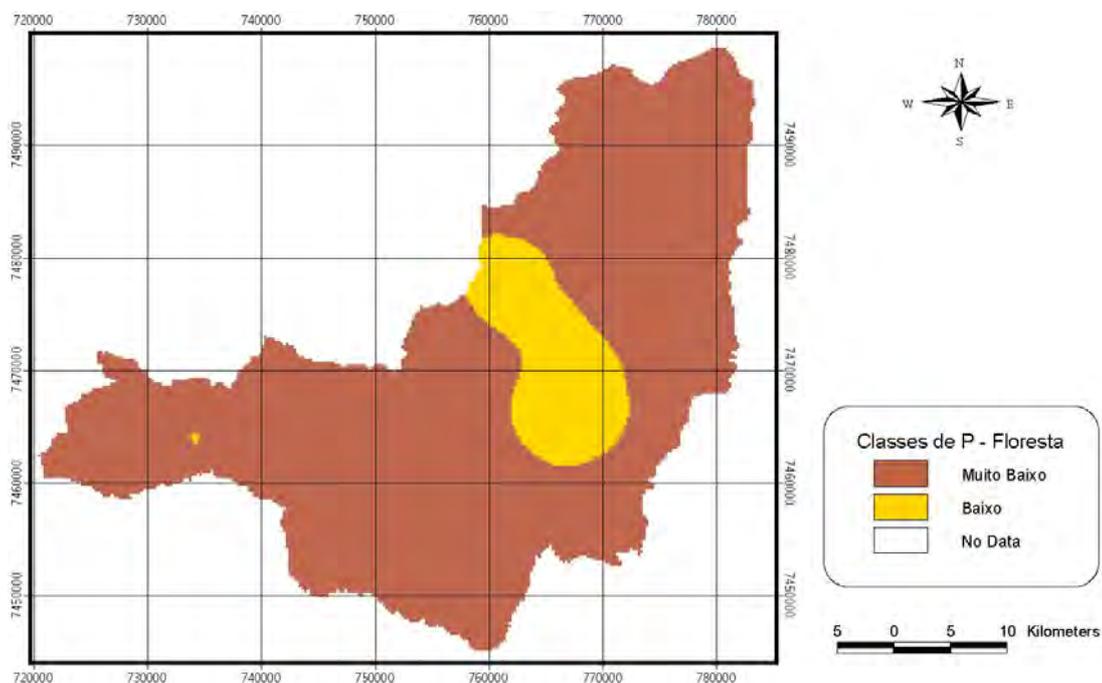


Figura 29: Representação das classes de fertilidade do P para floresta, para a profundidade de 40-60cm.

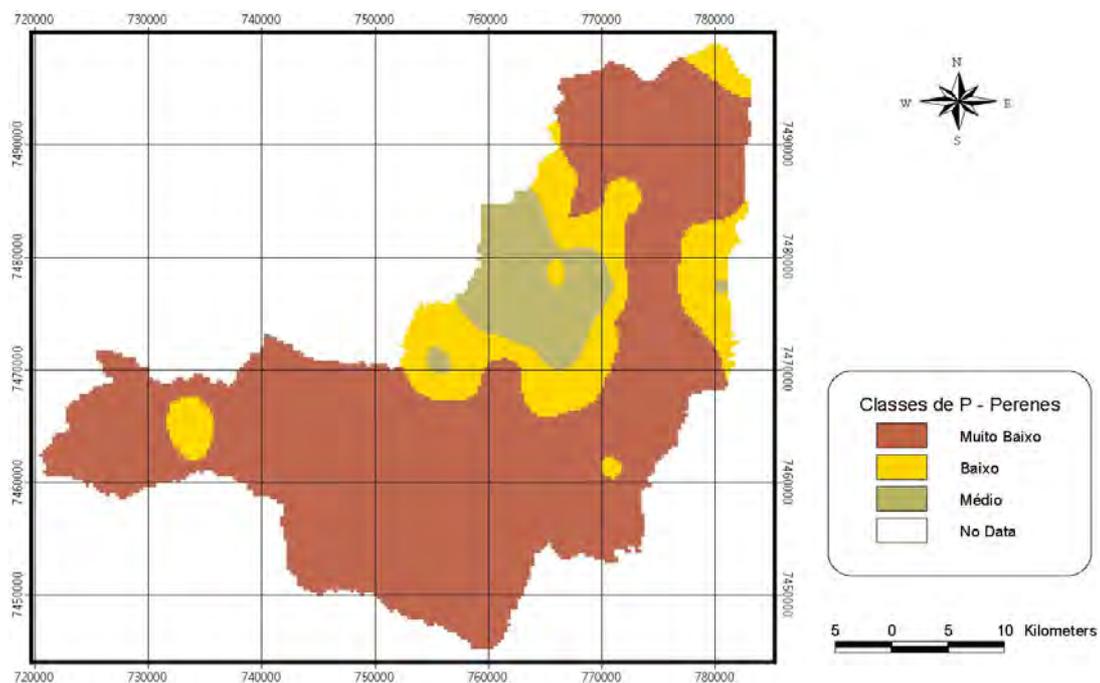


Figura 30: Representação das classes de fertilidade do P para culturas perenes, para a profundidade de 0-20cm.

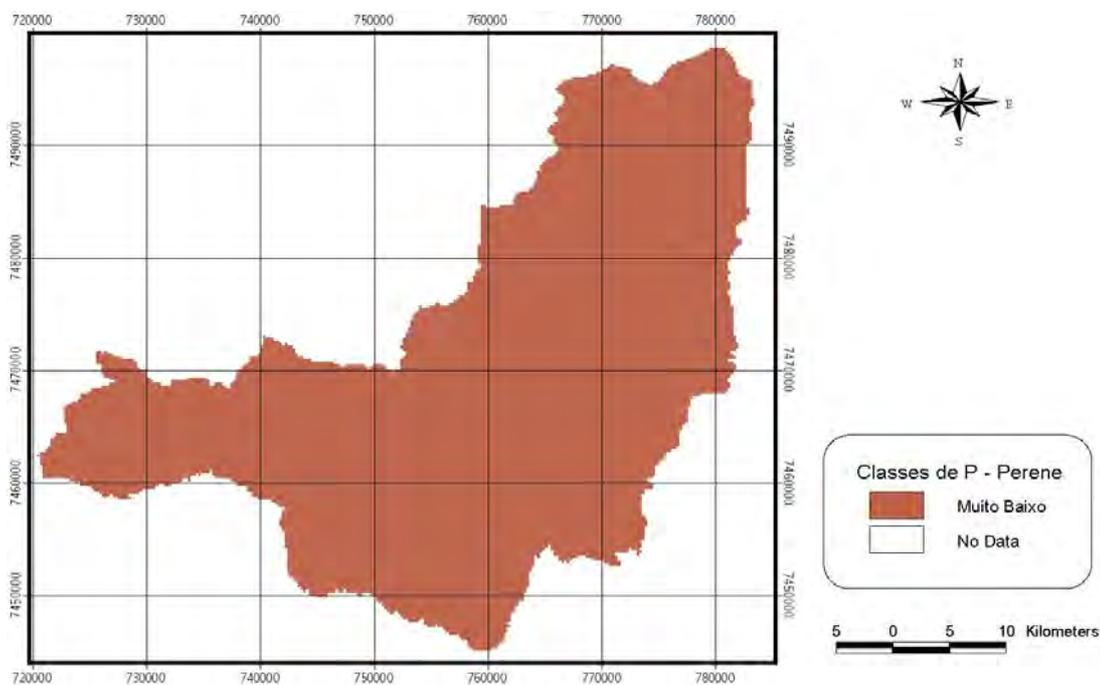


Figura 31: Representação das classes de fertilidade do P para culturas perenes, para a profundidade de 40-60cm.

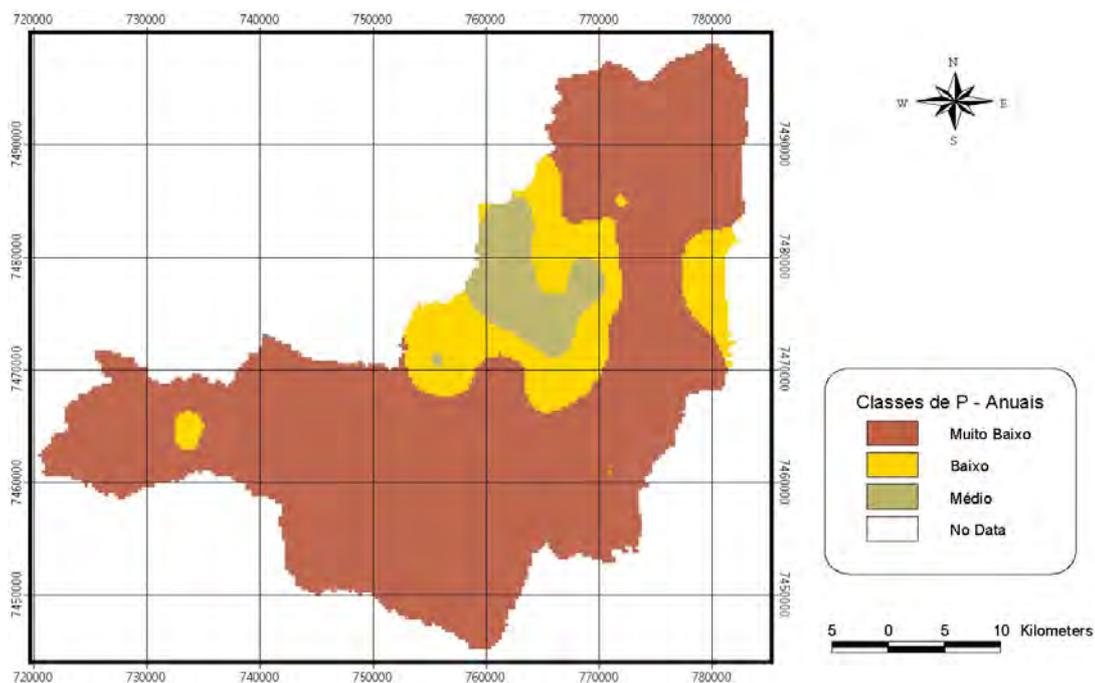


Figura 32: Representação das classes de fertilidade do P para culturas anuais, para a profundidade de 0-20cm.

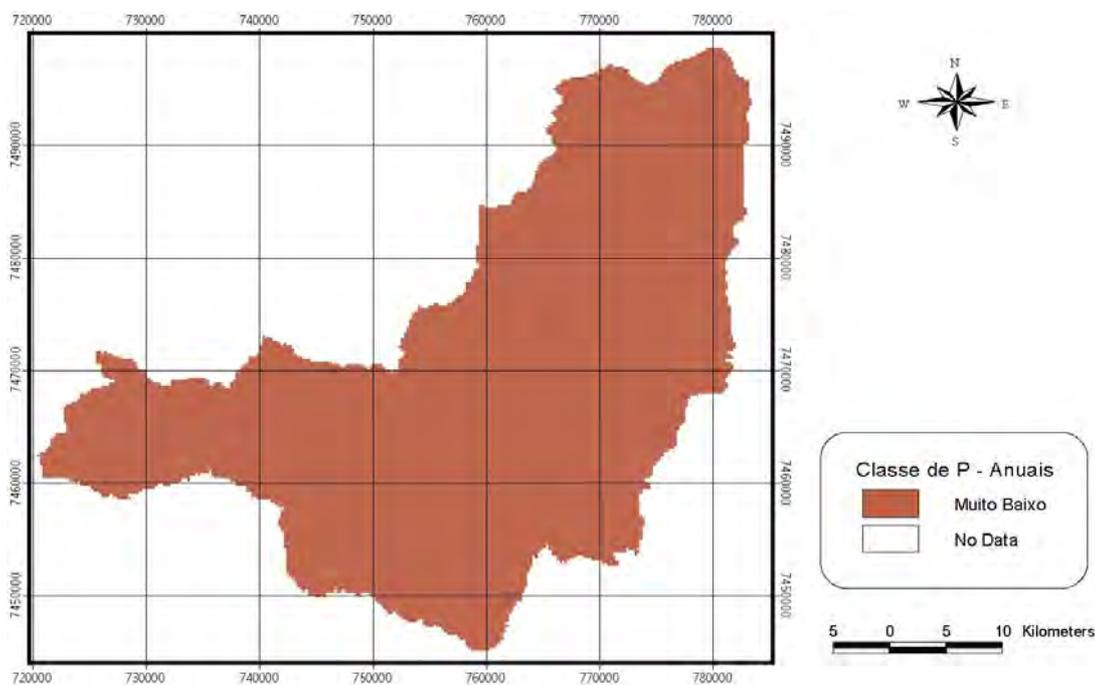


Figura 33: Representação das classes de fertilidade do P para culturas anuais, para a profundidade de 40-60cm.

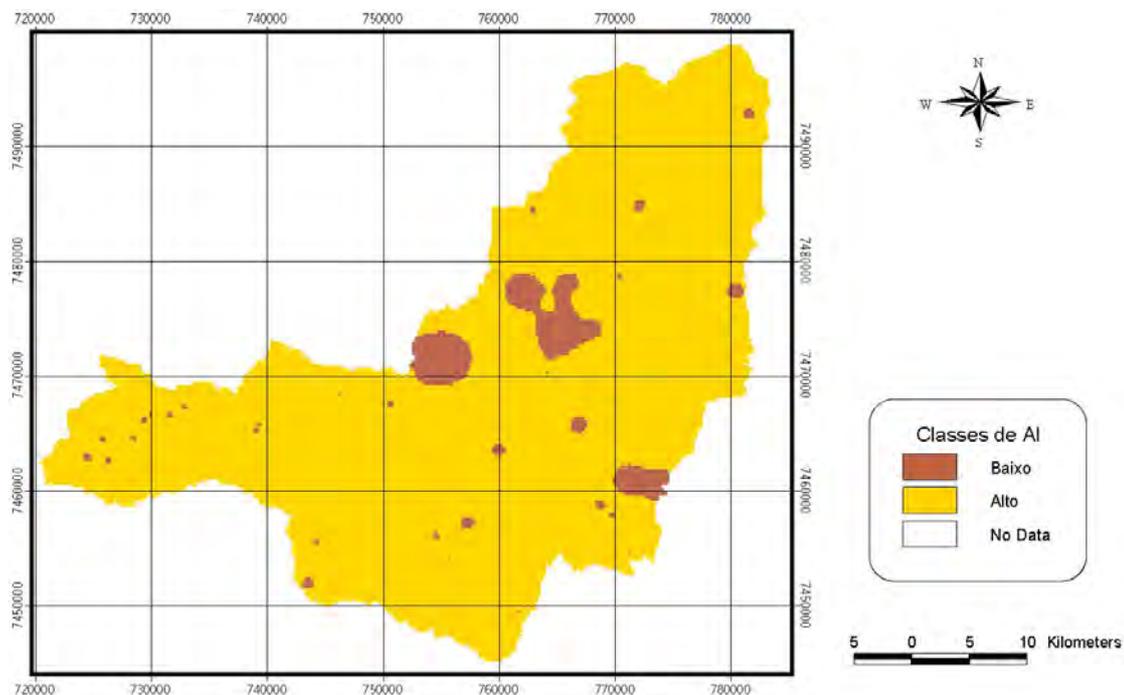


Figura 34: Representação das classes de fertilidade do Al, para a profundidade de 0-20cm.

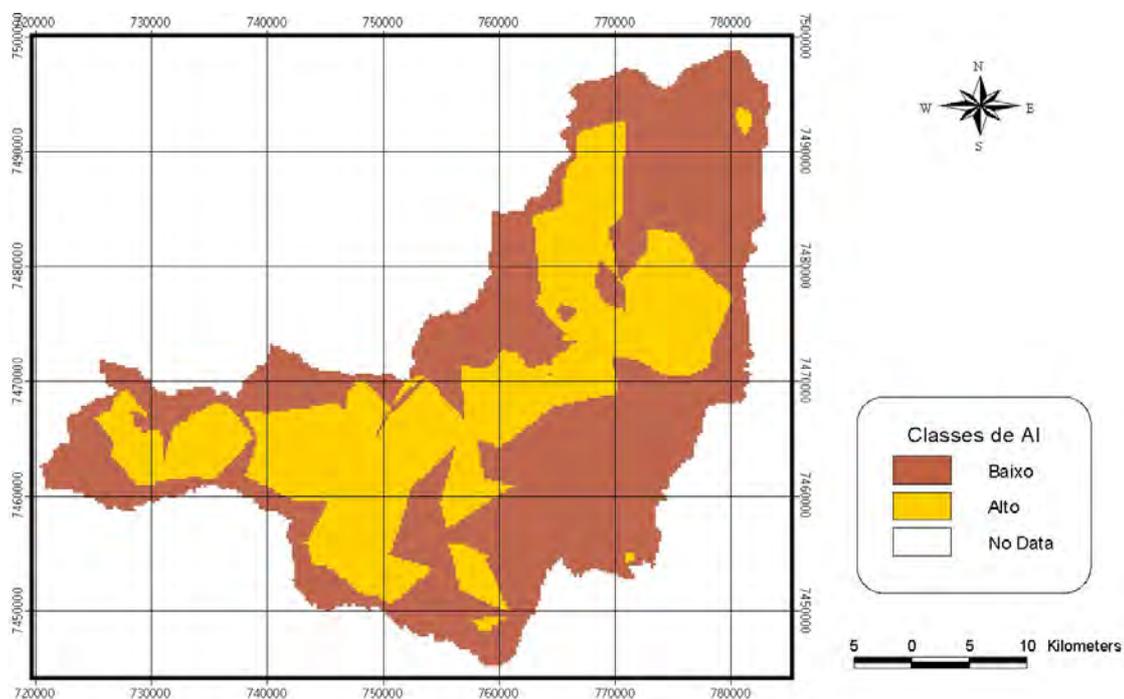


Figura 35: Representação das classes de fertilidade do Al, para a profundidade de 40-60cm.

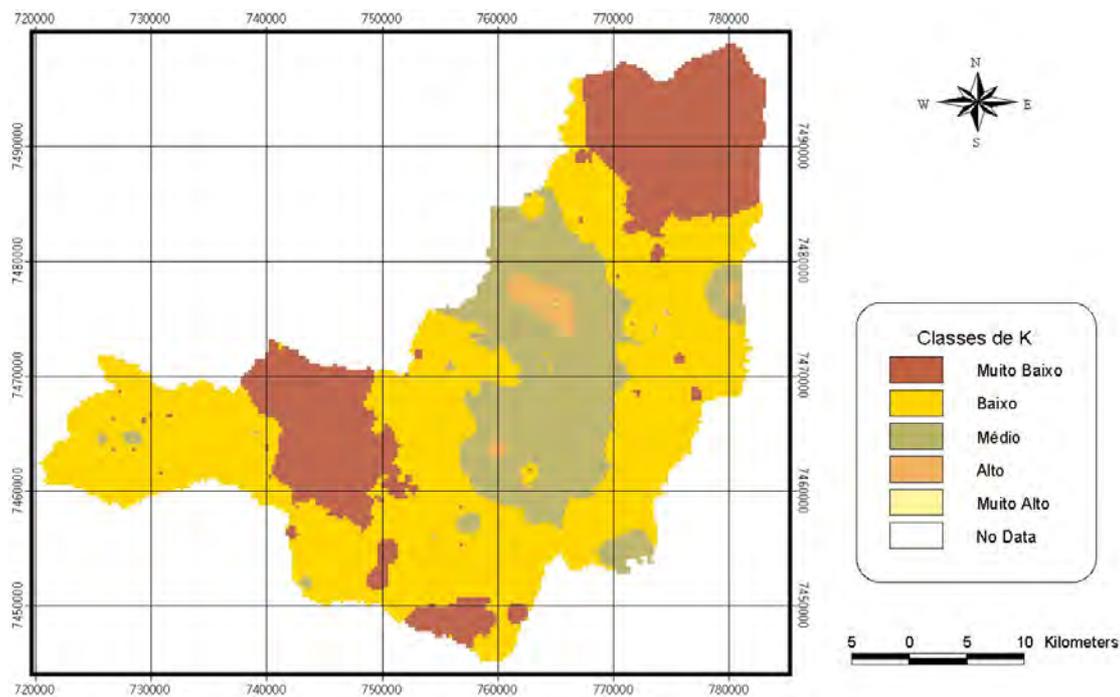


Figura 36: Representação das classes de fertilidade do K, para a profundidade de 0-20cm.

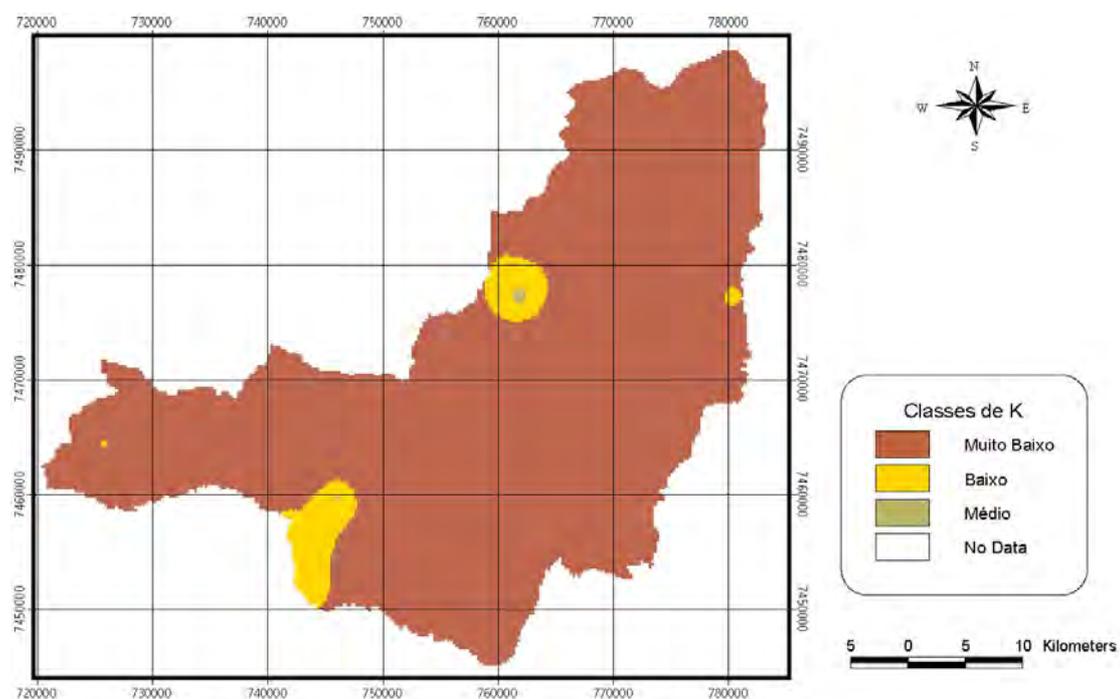


Figura 37: Representação das classes de fertilidade do K, para a profundidade de 40-60cm.

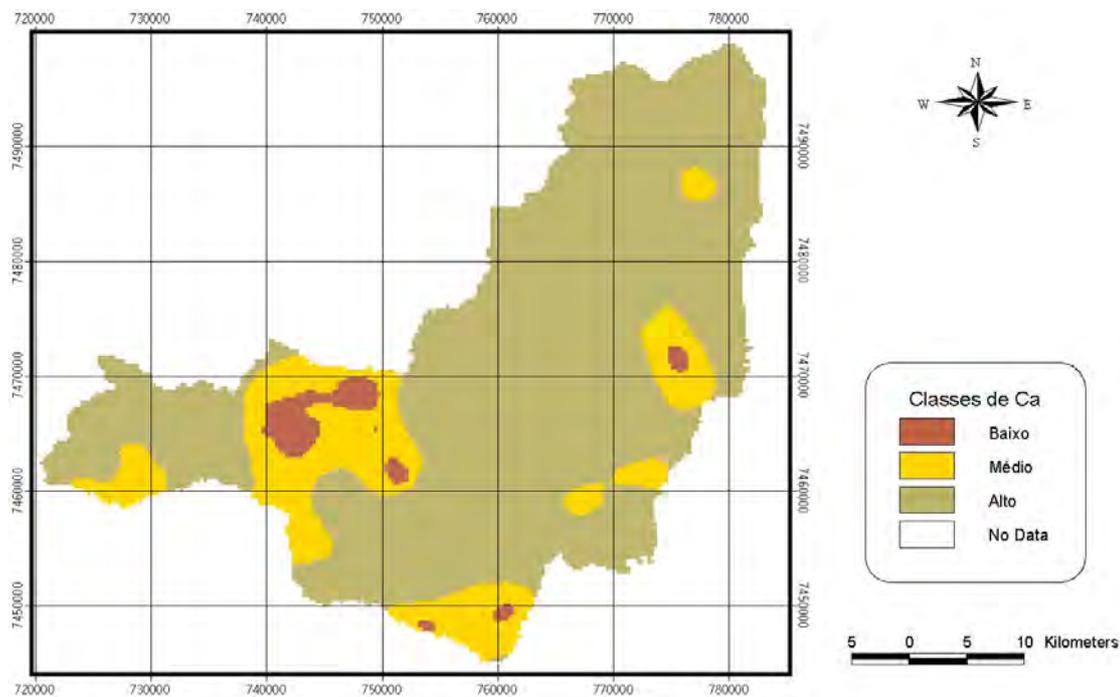


Figura 38: Representação das classes de fertilidade do Ca, para a profundidade de 0-20cm.

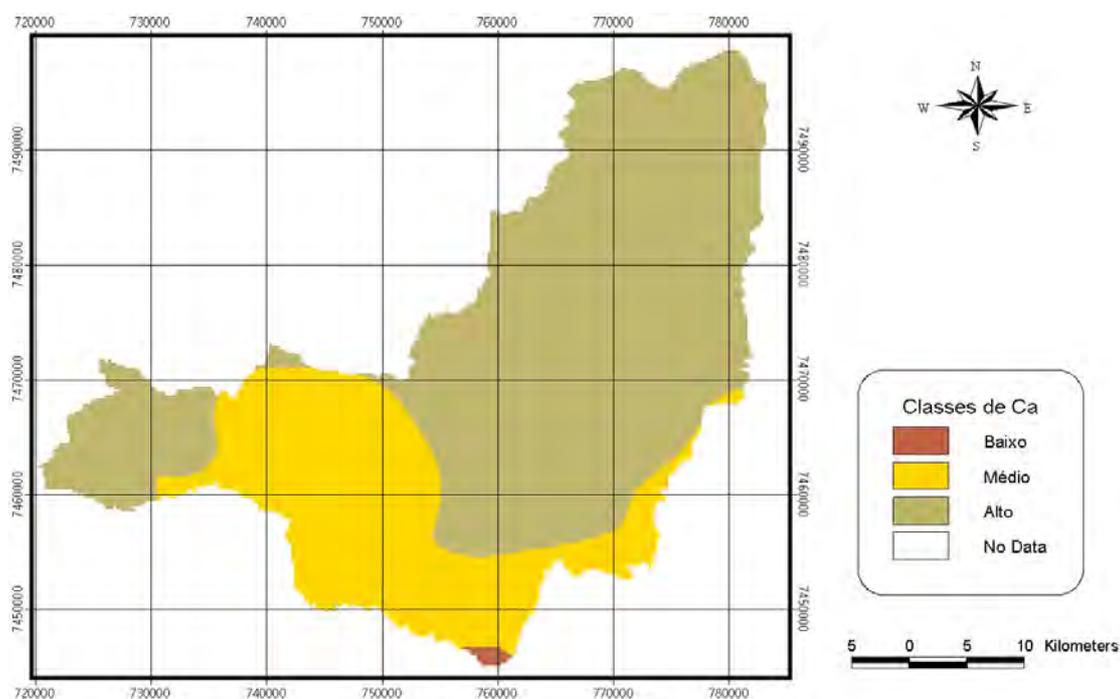


Figura 39: Representação das classes de fertilidade do Ca, para a profundidade de 40-60cm.

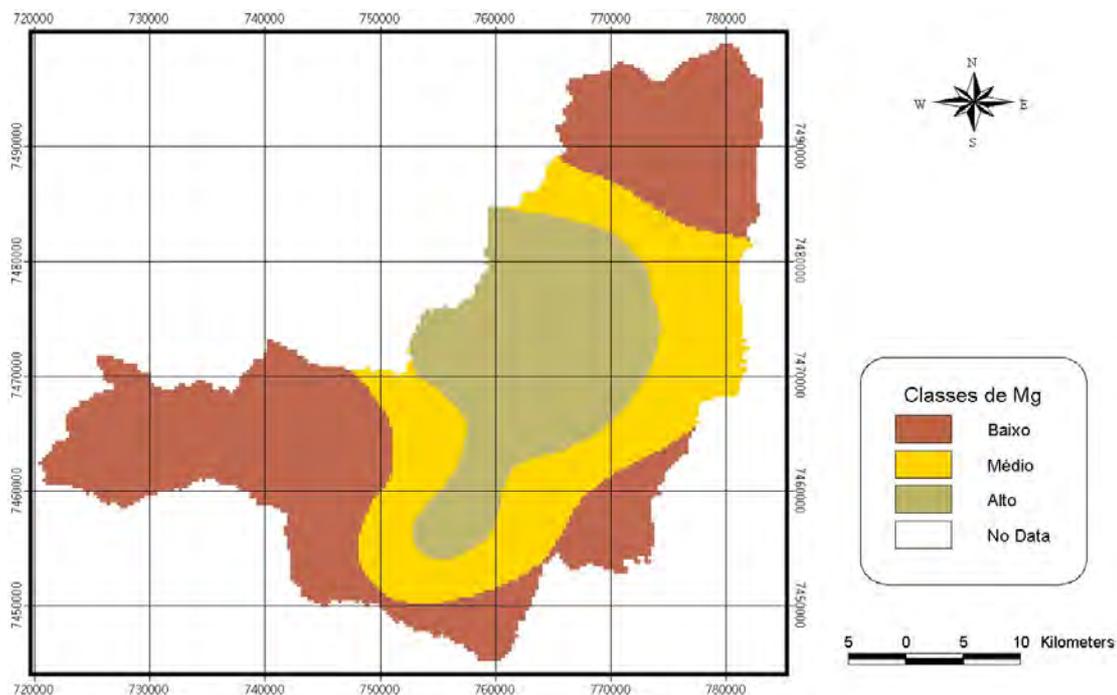


Figura 40: Representação das classes de fertilidade do Mg, para a profundidade de 0-20cm.

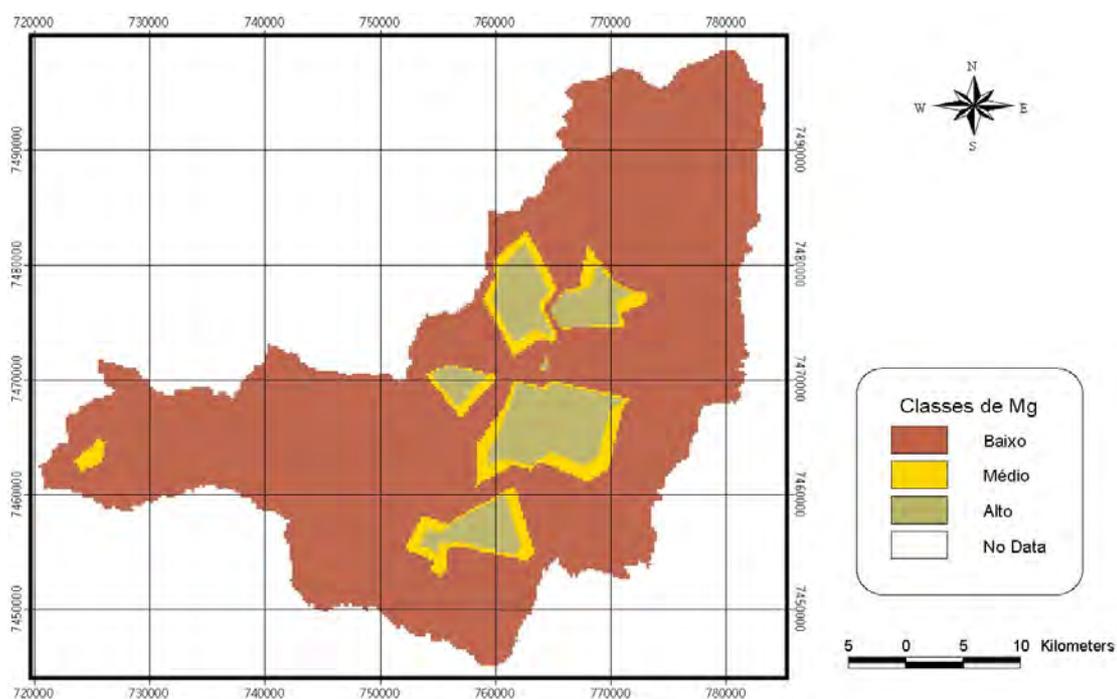


Figura 41: Representação das classes de fertilidade do Mg, para a profundidade de 40-60cm.

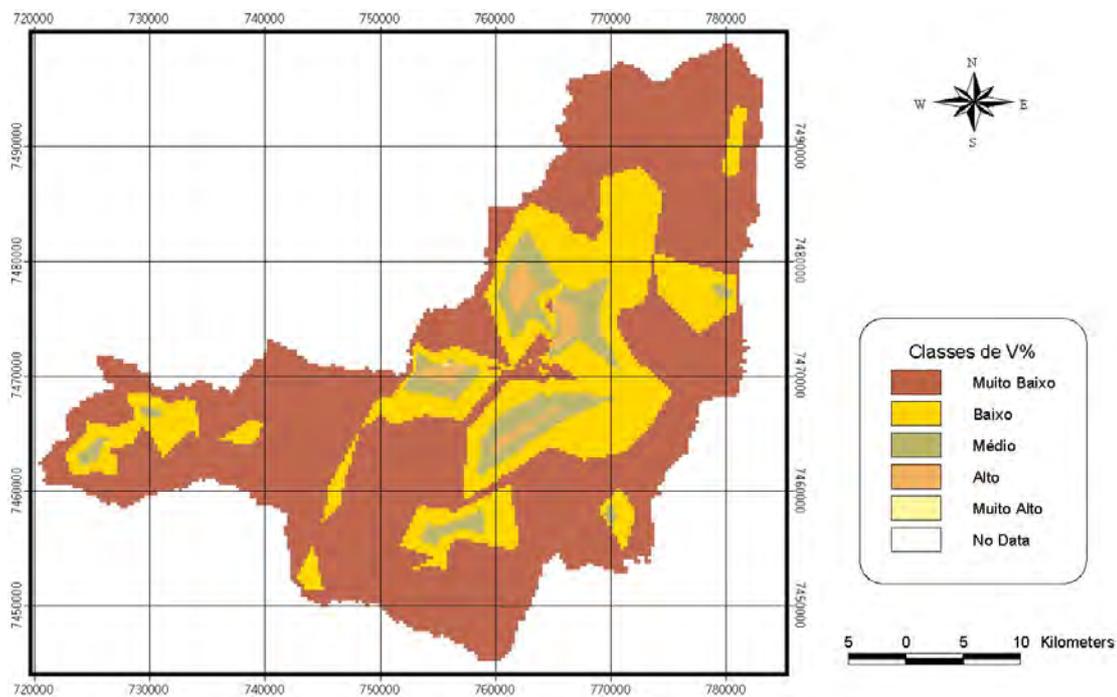


Figura 42: Representação das classes de fertilidade do V%, para a profundidade de 0-20cm.

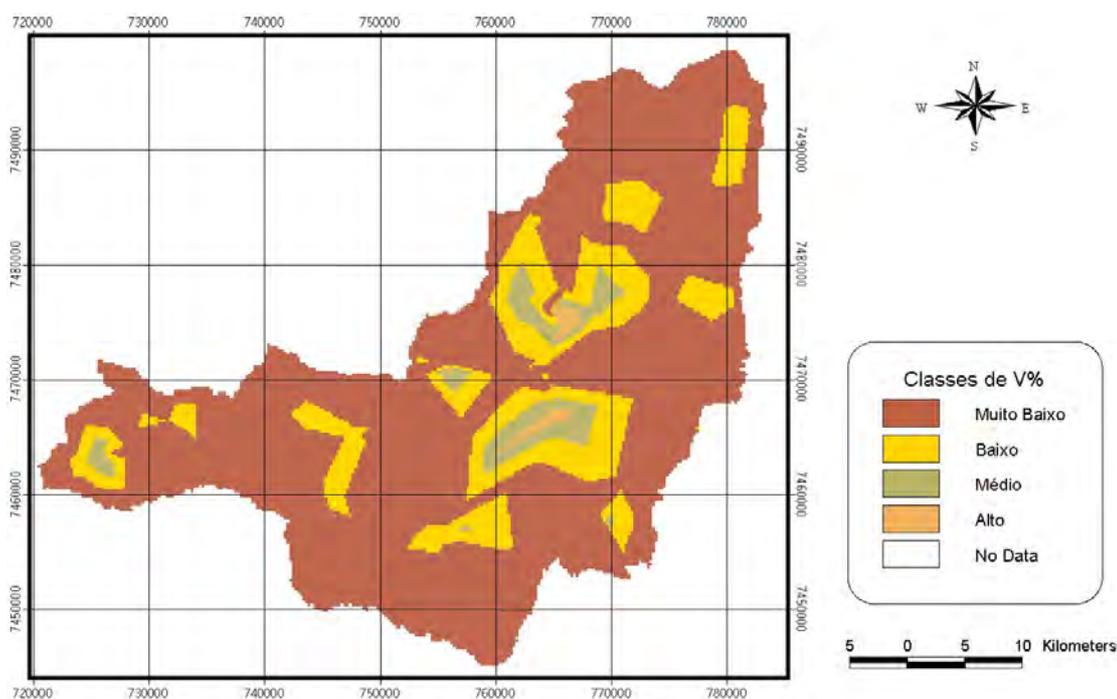


Figura 43: Representação das classes de fertilidade do V%, para a profundidade de 40-60cm.

6.3 Mapa de Fertilidade

Os mapas com as classes de fertilidade de cada atributo foram utilizados para a confecção do mapa final de fertilidade. Para cada uma das profundidades foram cruzados os mapas dos atributos estudados, porém como o P apresentou três mapas, um para cada tipo de uso do solo, obteve-se para cada profundidade três mapas finais com as classes de fertilidade para o Município de Botucatu.

Pode-se observar pela Figura 44 e 45, que a fertilidade para a floresta foi muito baixa, nas duas profundidades, para a maior parte da área em estudo. Na profundidade de 0-20cm, a fertilidade é maior do que na de 40-60cm, pois apresentou classes de fertilidade média e, uma pequena área, alta; enquanto que a profundidade de 40-60cm apresentou basicamente fertilidade de baixa a muito baixa.

Nas Figuras 46 e 47, pode-se observar as classes de fertilidade considerando as culturas perenes e nas Figuras 48 e 49, considerando as culturas anuais, para as profundidades de 0-20cm e de 40-60cm, respectivamente.

Os mapas de fertilidade tanto para culturas perenes como anuais, para cada uma das profundidades estudadas, apresentaram o mesmo comportamento, sendo que para a camada superficial a fertilidade foi classificada como muito baixa, baixa e média, prevalecendo a muito baixa; e na camada subsuperficial a fertilidade foi muito baixa para a área toda.

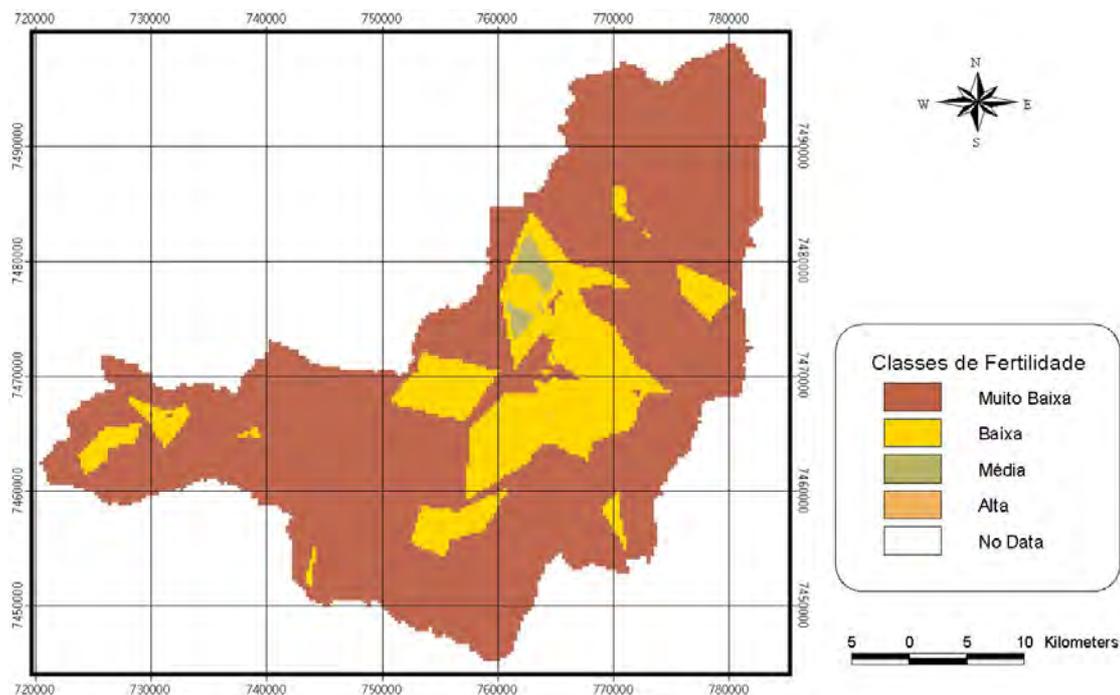


Figura 44: Classes de fertilidade para a profundidade de 0-20cm, para floresta.

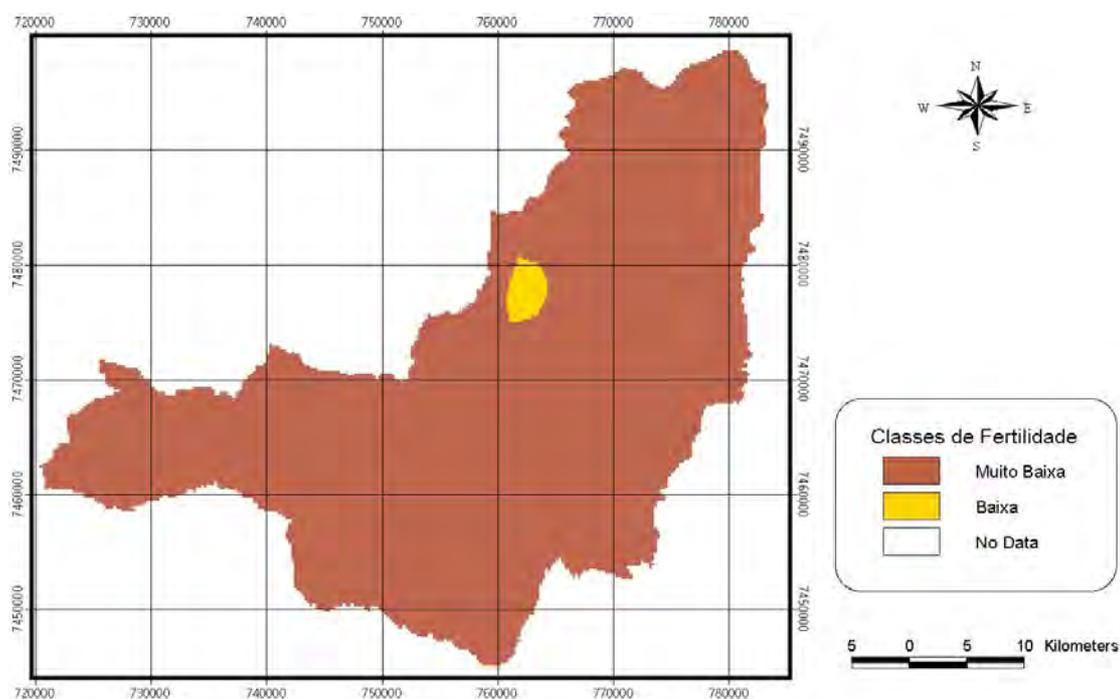


Figura 45: Classes de fertilidade, para a profundidade de 40-60cm, para floresta.

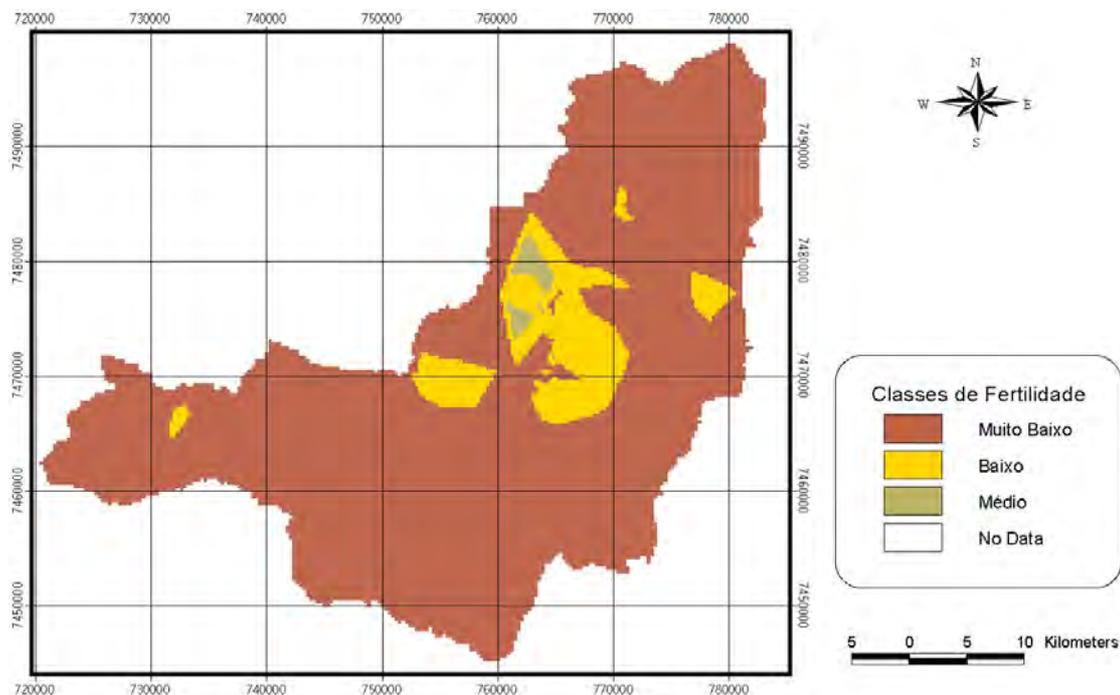


Figura 46: Classes de fertilidade, para a profundidade de 0-20cm, para culturas perenes.

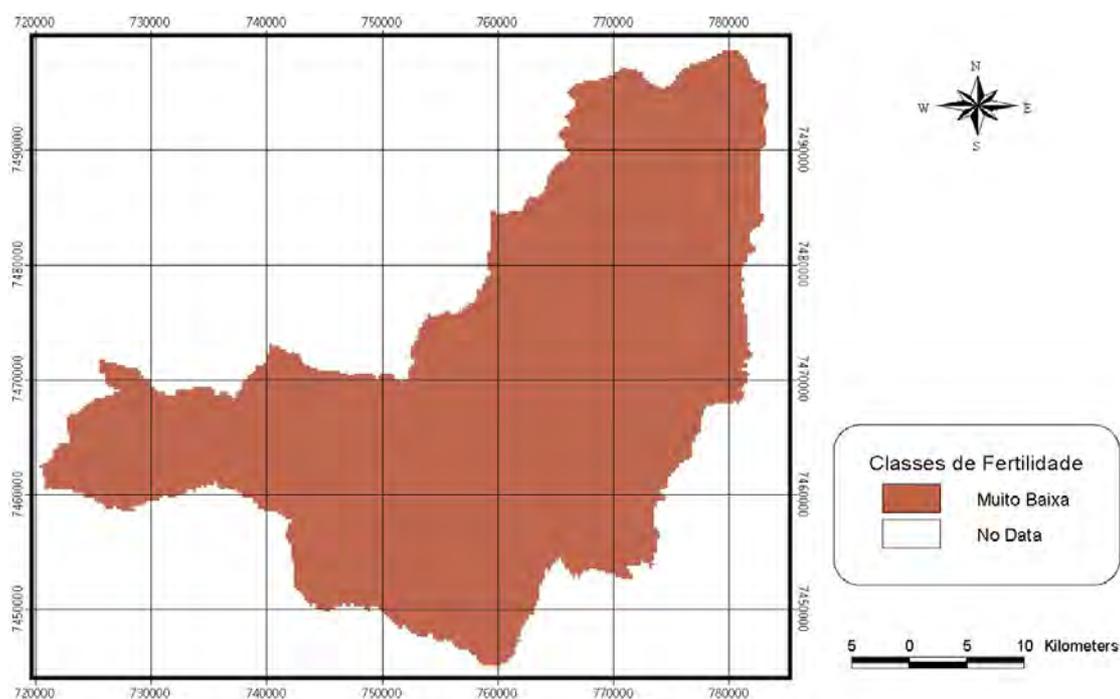


Figura 47: Classes de fertilidade, para a profundidade de 40-60cm, para culturas perenes.

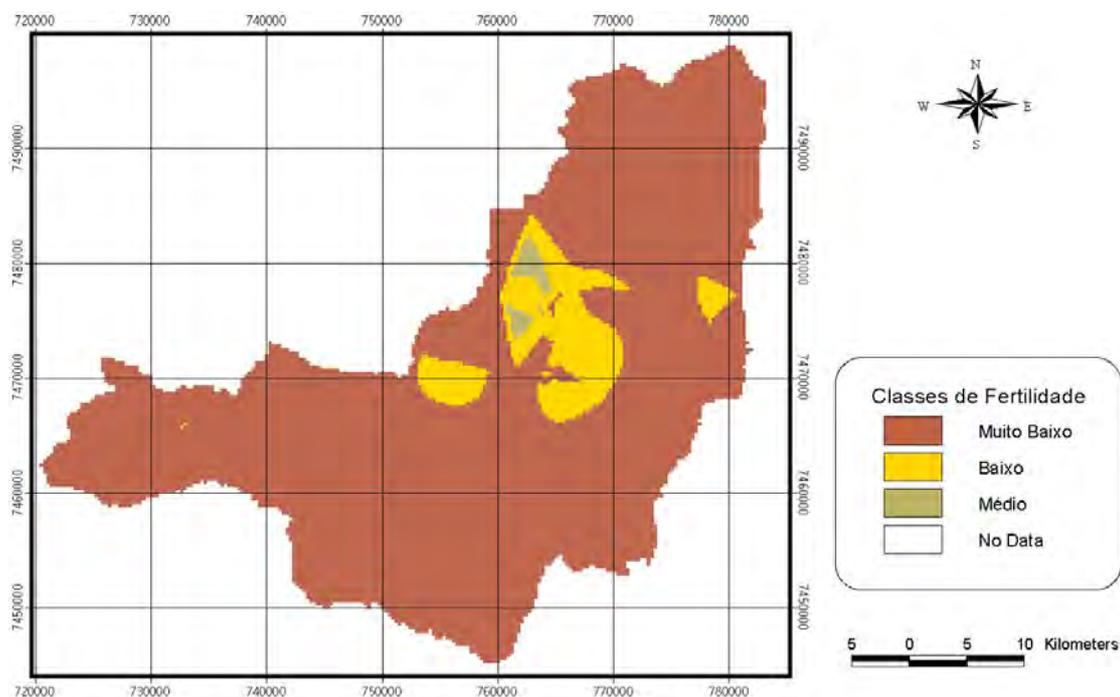


Figura 48: Classes de fertilidade, para a profundidade de 0-20cm, para culturas anuais.

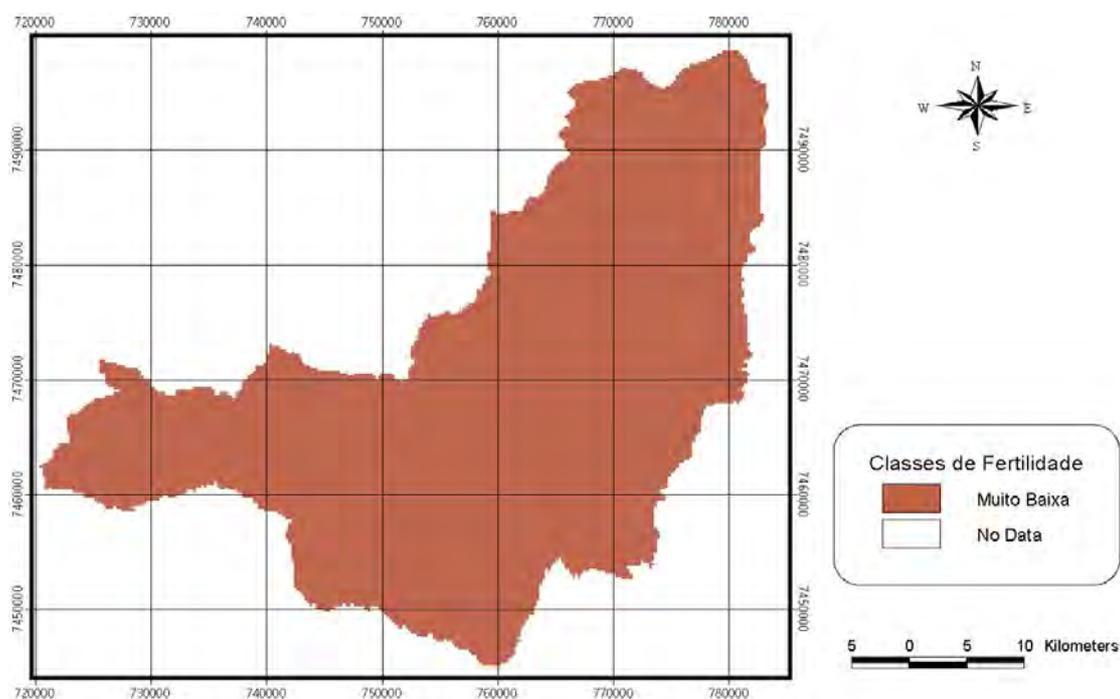


Figura 49: Classes de fertilidade, para a profundidade de 40-60cm, culturas anuais.

Considerando-se, finalmente, as representações cartográficas das classes de fertilidade, para o Município de Botucatu – SP, pode-se resumir pelo Quadro 5 as áreas referentes as classes de fertilidade do solo.

Quadro 5: Sumário da classificação da fertilidade do solo para o Município de Botucatu.

| Classes de Fertilidade | 0-20cm | | | | | | 40-60cm | | | | | |
|------------------------|-----------------|-------|-----------------|-------|-----------------|-------|-----------------|-------|-----------------|-----|-----------------|-----|
| | Floresta | | Perene | | Anuais | | Floresta | | Perene | | Anuais | |
| | Km ² | % | Km ² | % | Km ² | % |
| Muito Baixa | 1183,67 | 80,76 | 1313,57 | 89,62 | 1332,47 | 90,91 | 1450,79 | 98,98 | 1.465,68 | 100 | 1.465,68 | 100 |
| Baixa | 267,97 | 18,28 | 139,07 | 9,49 | 121,22 | 8,27 | 14,89 | 1,02 | --- | --- | --- | --- |
| Média | 13,94 | 0,95 | 13,04 | 0,89 | 11,99 | 0,82 | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Alta | 0,09 | 0,01 | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Total | 1.465,68 | | | | | | | | | | | |

7 CONCLUSÕES

Para a área estudada pode-se concluir que:

- os dados não foram suficientemente adensados para se realizar a análise espacial, principalmente para o pH e o Al nas duas profundidades estudadas, para a M.O. na profundidade de 0-20cm e para o Ca e a V% na profundidade de 40-60cm;
- os métodos de interpolação foram eficientes na geração dos mapas de isoelementos;
- o Sistema de Informação Geográfica, IDRISI for Windows 32 e Arc View Gis Versão 3.2, foi uma ferramenta eficiente na confecção do mapa de fertilidade;
- a fertilidade natural dos solos de Botucatu, representada pela camada de 40-60cm é muito baixa;
- a camada superficial do solo apresentou fertilidade muito baixa e em apenas 20% da área apresentou as classes baixa e média.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, F. F. M. Perfil geológico do Estado. In: INSTITUTO GEOGRÁFICO E CARTOGRÁFICO. **Geologia do Estado de São Paulo**. 1964. p.254-262. (Boletim n.41).

ASSAD, E. D. et al. Estruturação de dados geoambientais no contexto de microbacias hidrográfica. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E. **Sistema de informações geográficas: aplicações na agricultura**. Brasília: Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, 1998. p. 119-137.

ASSAD, M.L.L. Uso de um sistema de informações geográficas na determinação da aptidão agrícola de terras. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.19, n.1, p.133-139, Jan-Abr. 1995.

AYOADE, J. O. **Introdução à climatologia para os trópicos**. São Paulo: DIFEL, 1986. 332 p.

BATISTA I. F. **Variabilidade espacial da umidade do solo em irrigação por gotejamento sob cultivo protegido**. 2002. 113f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/ Irrigação e Drenagem) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2002.

BURGESS, T.M., WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties, 1. The semi-variogram and punctual kriging. **Journal Soil Science**, Oxford, v.31, p.315-331, 1980.

CAHN, M.D.; HUMMEL, J.W.; BROUER, B.H. Spatial analysis of soil fertility for site-specific crop management. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.58, p.1240-1248, 1994.

CALIJURI, M.L.; MEIRA, A.D.; PRUSKI, F.F. Geoprocessamento aplicado aos recursos hídricos. In: **CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA**, 27. 1998, Poços de Caldas. Cartografia, Sensoriamento e Geoprocessamento. Lavras: Universidade Federal de Lavras/Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 1998. p.167-225.

CAMBARDELLA, C.A. et al. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa soils. **Soil Science Society of American Journal**, Madison, v.58, p.1501-1511, Sept.–Oct. 1994.

CAMPOS, S.P. **Planejamento do uso do solo através do sistema de informações geográficas IDRISI**. 1996. 124f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1996.

CARDIM, M. **Mapeamento do comportamento multivariado das principais variáveis climáticas de interesse agrícola do Estado de São Paulo**. 2001. 124f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.

CASTRO, J.F.M. **Princípios de cartografia sistemática, cartografia temática e sistema de informação geográfica (SIG)**. Rio Claro: Instituto de Geociências e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista, 1996. 40 p.

CORA, J.E. **The potential for site-specific management of soil and corn yield variability induced by tillage**. 1997. 104f. Dissertation, Michigan State University, Michigan, 1997.

CREMERS, N.H.D.T. et al. Spatial and temporal variability of soil surface roughness and the application in hydrological and soil erosion modeling. **Hydrological Processes**, v.10, p.1035-1047, 1996.

DAVIS, B.M. Uses and abuses of cross-validation in geostatistics. **Mathematical Geology**, v.19, n.3, p.241-248, 1987.

DEUTSCH, C.V., JOURNEL, A.G. **GSLIB: geostatistical software library**. New York: Oxford Univ. Press, 1998.

EASTMAN, J. R. **IDRISI 32 for Windows: user's guide: version 2.0**. Massachusetts: Clark University, 1999. 2v.

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

ENGLUND, E. J.; SPARKS, A. **Geo-EAS: users's guide**. Las Vegas: USEMS, 1988. não paginado.

ERASMUS, D. The gathering and utilization of soil information for commercial Forestry Planning. In: SYMPOSIUM OF INTENSIVE FORESTRY: THE ROLE OF EUCALYPTS. DURBAN, SOUTH ÁFRICA, **Anais...: Symposium of Intensive Forestry: the role of eucalypts**. Durban, South Africa. v.1, p.405-417, 1991.

ESRI. **ARCVIEW GIS 3.2**. California: Environmental Systems Research Institute, 1999. 340 p.

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**, Amsterdam, v.60, p.89-107, 1993.

FOLEGATTI, M.V. **Estabilidade temporal e variabilidade espacial da umidade e do armazenamento de água em solo siltoso**. 1996. 84f. Tese (Livre-Docência) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1996.

FREITAS, V.A. **Análise de dados espaciais por meio de semivariogramas**. 2000. 32f. Dissertação (Graduação em Matemática), Faculdade de Matemática, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2002.

GOMES, F. P. **Curso de estatística experimental**. Piracicaba: Ed. CALQ/ Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", 1976. 250 p.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University Press, 1997. 650 p.

GS+. **GS+ Geostatistical for environmental sciences: version 5.0**. Michigan: Gamma Design Software, 2000.

GUERRA, P.A.G. **Geoestatística operacional**. Brasília: Departamento Nacional da Produção Mineral, Ministério de Minas e Energia, 1988. 145 p.

GUPTA, R.P.; AGGARWAL, P.; CHAUHAN, A.S. Spatial variability analysis of bulk density as a guide for tillage. **Journal of Indian Society Soil Science**, New Delhi, v.43, n.4, p. 549-557, 1995.

HORN, R. et al. Soil physical properties related to soil structure. **Soil & Tillage Research**, Amsterdam, v.30, p.187-216, 1994.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Secretaria de Planejamento da Presidência da República. **Carta do Brasil - Quadrícula de Botucatu**. Rio de Janeiro,

1982. Escala 1:50.000.

INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS DO ESTADO DE SÃO PAULO. **Mapa geológico do Estado de São Paulo**. São Paulo, 1981. Escala 1:500.000. 2 v.

INSTITUTO GEOGRÁFICO E CARTOGRÁFICO. **Quadrícula de Botucatu**, Rio de Janeiro, 1983. Escala 1:10.000.

ISAAKS, E.H., SRIVASTAVA, R.M. **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1989. 560 p.

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

KACHANOSKI, R.G. et al. Delta yield: mapping fertilizer nitrogen requirement for crops. **Better Crops Plant Food**, Athanta, v.8, p.20-33, 1996.

KANE, V. et al. Interpretation of regional geochemistry. **Computer Geosciences**, v.8, p.117-136, 1982.

KRAVCHENKO, A.N.; BULLOCK, D.G. Correlation of corn and soybean grain yield with topography and soil properties. **Agronomy Journal**, Madison, v.92, p.75-82, Jan-Febr. 2000.

KUHAR, J.E. **The precision-farming guide for agriculturists**. Moline, 1997. 117 p.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: Ed. Universidade Estadual Paulista, 1998. 226 p.

LEENAERS, H.; OHX, J.P.; BURROUGH, P.A. Comparison of spatial prediction methods for mapping floodplain soil pollution. **Catena**, v.17, p.535-550, 1990.

McBRATNEY, A.B.; WEBSTER, R. How many observations are needed for regional estimation of soil properties? **Soil Science**, Baltimore, v.135, n.3, p.177-183, March 1983.

MYERS, D.E. Interpolation and estimation with spatially located data. **Intell. Lab. Syst.**, v.11, p.209-228, 1991.

MYERS, J. C. **Geostatistical error management**: qualifying uncertainty for environmental sampling and mapping. New York: Van Nostrand Reinhold, 1997. 571 p.

OLIVEIRA, J.J. et al. Variabilidade espacial de propriedades químicas em um solo salino-sódico. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Campinas, v.23, n.4, p. 783-789, Out-Dez. 1999.

OLIVER, M.A. Exploring soil spatial variation geostatistically. In: EUROPEAN CONF. ON PRECISION AGRICULTURE, 2, 1999, Denmark. **Anais...** Denmark: IPAS, 1999. p.03-18.

- OVALLES, F.A.; REY, J.C. Variabilidad interna de unidades de fertilidad en suelos de la depresión del Lago de Valencia. **Agronomie Tropicale**, Nogent-sur-marne, v.44, p.41-65, 1994.
- PETERSEN, G.W. et al. Geographic informations systems in agronomy. **Advances in Agronomy**, Orlando, v.55, p.67-111, 1995.
- PIERCE, F.J.; NOWAK, P. Aspects of precision agriculture. **Advances in Agronomy**, Orlando, v.67, p.1-85, 1999.
- PIROLI, E.L. **Geoprocessamento na determinação da capacidade e avaliação do uso da terra no município de Botucatu - SP**. 2002. 108f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista. Botucatu, 2002.
- RAIJ, B. van et al. **Recomendações de adubação e calagem para o Estado de São Paulo**. 2 ed. Campinas: Instituto Agrônomo e Fundação IAC, 1996. p.8-13.
- RAIJ, B. van et al. **Análise química para avaliação de fertilidade de solos tropicais**. Campinas: Instituto Agrônomo, 2001. 285 p.
- REETZ JR., H. F. Map making for variable rate fertilization. **Better Crops**, Athanta, v.84, n.2, p.18-20, 2000.
- REICHARDT, K. **Processos de transferência no sistema solo-planta-atmosfera**. Campinas: Fundação Cargill, 1985. 445 p.
- REICHARDT, K. et al. Hydarulic variability in space and time in a dark red latosol of the tropics. **Geoderma**, Amsterdam, v.60, p.159-168, 1993.
- REICHARDT, K.; VIEIRA, S.R.; LIBARDI, P.L. Variabilidade espacial de solos e experimentação de campo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v.10, n.1, p.1-6, Jan-Abr. 1986.
- RIBEIRO JR., P.J. **Métodos geoestatísticos no estudo da variabilidade espacial de parâmetros do solo**. 1995. 99f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Estatística e Experimentação Agrônômica) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1995.
- ROBINSON, G. K. That BLUP is a good thing: the estimation of random effects. **Stat. Sci.**, v.6, p. 15-51, 1991.
- ROCHA, J.V.; LAMPARELLI, R.A.C. Geoprocessamento. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA: MECANIZAÇÃO E AGRICULTURA DE PRECISÃO. 27, 1998, Poços de Caldas. **Anais...** Poços de Caldas: Universidade Federal de Lavras/Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 1998. p.1-30.

- RODRIGUES, J.B.T. **Variabilidade espacial e correlações entre atributos do solo e produtividade na agricultura de precisão.** 2002. 116f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2002.
- SANCHEZ, R.B. **Variabilidade espacial de propriedades físicas e químicas de latossolos em diferentes superfícies geomórficas sob cultivo de café, em Patrocínio, MG.** 1999. 79f. Dissertação (Graduação em Agronomia) - Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 1999.
- SHOUSE, P.J. et al. Spatial variability of soil water retention functions in a silt loam soil. **Soil Science**, Baltimore, v.159, p.1-12, 1995.
- SIMÕES, L. B. **Integração entre modelo de simulação hidrológica e sistema de informação geográfica na delimitação de zonas tampão ripárias.** 2001. 171f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.
- SOUZA, L.S.; COGO, N.P.; VIEIRA, S.R. Variabilidade de propriedades físicas e químicas do solo em um pomar cítrico. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v.21, n.3, p.367-372, Jul-Set 1997.
- TAKEDA, E.Y. **Variabilidade espacial de atributos físicos e químicos de uma associação de solos sob a videira (Vitis vinifera, L.) em Vitória Brasil-SP.** 2000. 102f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/ Produção Vegetal) - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2000.
- TEIXEIRA, A.L.A.; MORETTI, E.; CRISTOFOLETTI, A. **Introdução aos sistemas de informação geográfica**, Rio Claro, 1992. 80p.
- TRANGMAR, B.B.; YOST, R.S.; UEHARA, G. Application of geostatistics to spatial studies of soil properties. **Advances in Agronomy**, Orlando, v.38, p.45-94, 1985.
- UZUMAKI, E. T. **Geoestatística multivariada: estudo de métodos de predição.** 1994. 104f. Dissertação (Mestrado em Estatística) - Instituto de Matemática, Estatística e Ciência da Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1994.
- VALENTE, J.M.G.P. **Geomatemática: lições de geoestatística.** Ouro Preto: Ed. da Fundação Gorceix, 1989. 8v.
- VIEIRA, S.R. **Curso de atualização em conservação do solo: uso de geoestatística.** Campinas: Seção de Conservação do Solo, Instituto Agrônomico de Campinas, 1995. 2v.
- VIEIRA, S.R.; CASTRO, O.M.; TOPP, G.C. Spatial variability of soil physical properties in three soils of São Paulo, Brazil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 27, n.2, p. 333-341, Fev. 1992.

- VIEIRA, S.R. et al. Geostatistical theory and application to variability of some agronomical properties. **Hilgardia**, Berkeley, v.51, n.3, p.1-75, June 1983.
- WEBSTER, R. Quantitative spatial analysis of soil in the field. **Advances in Soil Science**, New York, v.3, p. 1-70, 1985.
- WEBSTER, R.; OLIVER, A. Sample adequately to estimate variograms of soil properties. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 43, p.177-192, 1992.
- WHITE, J.G.; ZASOSKI, R.J. Mapping soil micronutrients. **Field Crops Research**, Amsterdam, v.60, p.11-26, 1999.
- ZAMBOTI, J.L. **Mapas pluviométricos médios mensais no verão para o Estado do Paraná, utilizando métodos geoestatísticos**. 2001. 134f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.
- ZHANG, R. et al. Geostatistical analyses of trace elements in soils and plants. **Soil Science**, Baltimore, v. 159, n.6, p. 383-390, June. 1995.
- ZIMBACK, C. R. L. **Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade do solo**. 2001. 114f. Tese (Livre-Docência) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.
- ZIMBACK, C.R.L.; CATANEO, A.; RODRIGUES, J.B.T. Interpolação de características físicas de solos por Krigagem ordinária e correlações. In: LATINOAMERICANO DE ENGENHARIA RURAL, 1. 1998, Argentina, **Anais...** Argentina: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 1998. 1 CD-Rom.
- ZIMMERMAN, D. L. Another look at anisotropy in geostatistics. **Mathematical Geology**, v.25, n. 4, p. 453-470, 1993.
- ZIMMERMAN, D.L., ZIMMERMAN, M. B. A comparison of spatial semivariogram estimators and corresponding ordinary kriging predictors. **Technometrics**, v. 33, n.1, p. 77-91, 1991.