

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

**ANÁLISE MULTIVARIADA DE DADOS ESPACIAIS NA
CLASSIFICAÇÃO INTERPRETATIVA DE SOLOS**

ALESSANDRA FAGIOLI DA SILVA

Tese apresentada à Faculdade de Ciências
Agronômicas da Unesp – Campus de Botucatu,
para obtenção do título de Doutor em
Agronomia (Energia na Agricultura)

BOTUCATU - SP

Janeiro – 2014

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

**ANÁLISE MULTIVARIADA DE DADOS ESPACIAIS NA
CLASSIFICAÇÃO INTERPRETATIVA DE SOLOS**

ALESSANDRA FAGIOLI DA SILVA

Orientadora: Prof. Dr. Célia Regina Lopes Zimback

Co-orientador: Prof. Dr. Paulo Milton Barbosa Landim

Co-orientador: Prof. Dr. Amílcar Oliveira Soares

Tese apresentada à Faculdade de Ciências
Agronômicas da Unesp – Campus de Botucatu,
para obtenção do título de Doutor em
Agronomia (Energia na Agricultura)

BOTUCATU - SP

Janeiro – 2014

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

S586a Silva, Alessandra Fagioli da, 1983-
Análise multivariada de dados espaciais na classificação interpretativa de solos / Alessandra Fagioli da Silva. - Botucatu : [s.n.], 2014
xii, 96 f. : ils. color., grafs., tabs.

Tese (Doutorado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu, 2014

Orientador: Célia Regina Lopes Zimback

Coorientador: Paulo Milton Barbosa Landim

Coorientador: Amílcar Oliveira Soares

Inclui bibliografia

1. Geoestatística. 2. Variável categórica. 3. Escala multidimensional. 4. Solos - Classificação. I. Zimback, Célia Regina Lopes. II. Landim, Paulo Milton Barbosa. III. Soares, Amílcar Oliveira. IV. Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" (Campus de Botucatu). Faculdade de Ciências Agrônômicas. V. Título.

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA "JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CAMPUS DE BOTUCATU
CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: "ANÁLISE MULTIVARIADA DE DADOS ESPACIAIS NA
CLASSIFICAÇÃO INTERPRETATIVA DE SOLOS"

ALUNA: ALESSANDRA FAGIOLI DA SILVA

ORIENTADORA: PROFA. DRA. CÉLIA REGINA LOPES ZIMBACK
COORIENTADOR: PROF. DR. PAULO MILTON BARBOSA LANDIM
COORIENTADOR: PROF. DR. AMÍLCAR OLIVEIRA SOARES

Aprovado pela Comissão Examinadora


PROFA. DRA. CÉLIA REGINA LOPES ZIMBACK


PROF. DR. RODRIGO LILLA MANZIONE


PROF. DR. EDNALDO CARVALHO GUIMARÃES


PROF. DR. LUIZ GUSTAVO FREDIANI LESSA


PROFA. DRA. MARIA HELENA MORAES

Data da Realização: 22 de janeiro de 2014.

Á DEUS

Autor da vida.

Ao meu esposo Rone,
meu conselheiro particular e exemplo de vida e de pesquisador.

Aos meus pais Adão e Balbina,
meus exemplos de vida...

Aos meus irmãos Sandro e Fagno e aos amigos,
que muito me ajudaram nesta fase da minha vida.

Dedico

“Esquecer como escavar a terra e cuidar do solo é esquecer a nós mesmos”

Mahatma Gandhi

AGRADECIMENTO ESPECIAL

À minha orientadora, ***Profa. Dra. CÉLIA REGINA LOPES ZIMBACK***, agradeço pelos ensinamentos, solidariedade, por ser atenciosa, correta, pela confiança em mim depositada e pela grande amizade que construímos. Suas palavras de incentivo e o grande empenho nas etapas da tese foram essenciais para a qualidade deste trabalho.

Ao ***Prof. Dr. PAULO MILTON BARBOSA LANDIM e ao Prof. Dr. AMÍLCAR OLIVEIRA SOARES***, pela co-orientação, amizade, ensinamentos, dedicação e disposição em ajudar.

Minha eterna gratidão.

AGRADECIMENTOS

A Deus, que iluminou o meu caminho rumo aos planos a mim determinados.

Aos meus pais Adão e Balbina, pelo apoio, compreensão, simplicidade, sabedoria e ensinamentos concebidos ao longo da vida.

Aos meus irmãos Sandro e Fagno, pelo incentivo, apoio e carinho.

Às minha cunhadas Rosilei, Margarete e Ana Paula pelo entusiasmo, constante incentivo, apoio e, principalmente, pelos conselhos.

Ao Prof. Dr. Julião, pela grande amizade, ensinamentos, solidariedade, por ser atencioso, amigo e conselheiro.

À comadre Célia Cristina Costa de Souza Lima, pelo apoio, amizade e consideração.

Ao meu esposo Rone, pela compreensão, e companherismo nesta fase da minha vida, pelos ensinamentos científicos.

Aos meus tios Jaime e Maria Fagioli, pelo apoio e conselhos.

Aos colegas e amigos conquistados durante a pós-graduação, especialmente a Ana Paula, Ana Rita, Anderson, Diego, Ednéia, Estelita, Fábio, Francienne, Indiamara, João, Juliano, Leonardo, Lucivane, Lessa, Maria João, Marystella, Mariane, Nilmara, Pedro, Paulo, Paula, Renato, Rodrigo, Stephanie, Tânia, Thatiana pelo apoio recebido, auxílio nos trabalhos, sugestões, críticas, pelos momentos de descontração, carinho, amizade e pela agradável convivência.

Ao João Carneiro, Leonardo, Maria João e ao Pedro Correia que me ajudaram tirando minhas dúvidas, dando dicas para o trabalho e me ensinando os processamentos das análises.

Aos integrantes do Grupo de Estudos e Pesquisas Agrárias Georreferenciadas – GEPAG e aos integrantes do Centro de Recursos Naturais e Ambiente - CERENA, pelos ensinamentos recebidos, pela saudável e cordial amizade.

À Faculdade de Ciências Agronômicas/UNESP, Campus de Botucatu-SP, pelo curso de pós-graduação, conceituado corpo docente, estrutura física e por me abrir os caminhos do conhecimento científico e pelo crescimento pessoal e profissional.

Ao Instituto Superior Técnico de Lisboa - IST, pela oportunidade de relizar o Programa de Doutorado Sanduíche no Exterior (PDSE) e por me abrir os caminhos do conhecimento científico.

Ao Departamento de Recursos Naturais/Ciência do Solo, por conceder-me a oportunidade de desenvolver o trabalho no Laboratório de Geoprocessamento.

Aos Professores e funcionários do Departamentos de Recursos Naturais/Ciência do Solo, pela atenção dedicada, pela amizade e por toda ajuda prestada.

Aos funcionários da biblioteca e às secretárias da Seção de Pós Graduação, pela atenção e dedicação.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro e pelo Programa de Doutorado Sanduíche no Exterior (PDSE), sem o qual a realização da tese seria comprometida.

E a todos que de maneira direta ou indireta contribuíram para a realização deste trabalho.

MUITO OBRIGADA!

SUMÁRIO

	Páginas
OFERECIMENTO	II
AGRADECIMENTO ESPECIAL	III
AGRADECIMENTO	IV
SUMÁRIO	VI
LISTA DE TABELAS.....	IX
LISTA DE FIGURAS	X
LISTA DE FÓRMULAS.....	XII
1 RESUMO.....	1
2 SUMMARY	3
3 INTRODUÇÃO.....	5
4 REVISÃO DE LITERATURA	8
4.1 Classificação de solos.....	8
4.1.1 Histórico da classificação de solos	9
4.2 Sistema Brasileiro de Classificação de Solos	11
4.2.1. Níveis Categóricos do Sistema	12
4.2.1.1 Classes do 1º nível categórico (ordens)	12
4.2.1.2 Classes do 2º nível categórico (subordens).....	13
4.2.1.3 Classes do 3º nível categórico (grandes grupos).....	14
4.2.1.4 Classes do 4º nível categórico (subgrupos).....	14
4.2.1.5 Classes do 5º nível categórico (famílias)	14
4.2.1.6 Classes do 6º nível categórico (séries)	14
4.3 Variabilidade espacial dos solos.....	15
4.3.1 Metodologia geoestatística	17
4.3.1.1 Variograma.....	18
4.3.1.2 Simulação estocástica	19
4.3.1.2.1 Objetivos da simulação	21
4.3.1.2.2 Simulação Sequencial Direta (SSD)	22
4.3.1.2.3 Simulação Sequencial Indicativa (SSI)	24
4.3.1.2.4 Validação dos resultados.....	26
4.4 Análise multivariada.....	27

4.4.1 Escalonamento Multidimensional (MDS)	27
4.5 Aplicações	29
4.5.1 Aplicações de análise geoestatística em dados de solos.....	29
4.5.2 Aplicações de análise geoestatística e escalonamento multidimensional	31
4.5.3 Aplicações de análise de escala multidimensional em dados de solos.....	31
5 MATERIAL E MÉTODOS	33
5.1 Descrição da Área de Estudo.....	33
5.2.2 Classes do 1º Nível Categórico (ordens) dos solos encontrados na área.....	34
5.2.2.1 Neossolos	34
5.2.2.2 Chernossolos	35
5.2.2.3 Nitossolos.....	35
5.2.2.4 Latossolos.....	36
5.2.2.5 Gleissolos	37
5.2.2.6 Argissolos.....	38
5.2.3 Horizontes Diagnósticos dos solos encontrados na área	39
5.2.3.1 Horizonte A chernozêmico	39
5.2.3.2 Horizonte A proeminente.....	39
5.2.3.3 Horizonte A moderado	39
5.2.3.4 Horizonte B textural.....	40
5.2.3.5 Horizonte B latossólico	40
5.2.3.6 Horizonte glei.....	41
5.2.4 Atributos Diagnósticos dos solos encontrados na área.....	41
5.2.4.1 Cor do solo	42
5.2.4.2 Caráter vértico.....	42
5.2.4.3 Saturação por bases.....	42
5.2.4.4 Mudança textural abrupta.....	42
5.2.4.5 Atividade da fração argila	43
5.2.4.6 Grupamentos texturais	43
5.2 Material.....	43
5.2.1 Dados de solos	43
5.2.2 Programas computacionais	47
5.3 Metodologia.....	47
5.3.1 Análise descritiva	47

5.3.2	Análise geoestatística	48
5.3.3	Probabilidades das simulações	48
5.3.4	Escalonamento multidimensional.....	50
5.3.4.1	Construção da matriz de distâncias de dissimilaridade.....	50
5.3.4.2	Escalonamento Multidimensional (MDS)	50
5.3.5	Análise de sensibilidade	51
6	RESULTADO E DISCUSSÃO	52
6.1	Análise descritiva	53
6.2	Análise geoestatística	56
6.3	Probabilidades das simulações	75
6.4	Escalonamento multidimensional (MDS)	77
6.5	Análise de sensibilidade	80
6.6.	Mapeamento dos agrupamentos de atributos.....	83
6.7.	Considerações finais.....	85
7	CONCLUSÃO.....	86
8	REFERÊNCIAS	88

LISTA DE TABELAS

	Páginas
1. Descrição das classes de solos presentes no mapa de solos da Fazenda Experimental Edgardia em Botucatu, SP	45
2. Estatística descritiva dos atributos do solo	53
3. Modelos e parâmetros dos variogramas dos atributos do solo para a direção de maior e menor continuidade	57
4. Média dos atributos nos grupos	78

LISTA DE FIGURAS

	Páginas
1. Hierarquia do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos.	12
2. Variograma típico e seus componentes.	19
3. Grade de amostragem dos dados de solos da Fazenda experimental Edgardia em Botucatu, SP.	44
4. Mapa de solos atualizado, segundo EMBRAPA (2013) da Fazenda Experimental Edgardia em Botucatu, SP.	45
5. Gráfico de barras e malha amostral do horizonte do solo.	54
6. Histograma e malha amostral do gradiente textural (GT) do solo.	54
7. Gráfico de barras e malha amostral da cor do solo.	54
8. Histograma e malha amostral da saturação por bases (V%) do solo.	55
9. Histograma e malha amostral da areia do solo.	55
10. Histograma e malha amostral da argila do solo.	55
11. Histograma e malha amostral do alumínio (Al) do solo.	56
12. Histograma e malha amostral do carbono orgânico do solo.	56
13. Variogramas dos atributos (horizonte, gradiente textural e cor) do solo nas direções de maior e menor continuidade espacial.	58
14. Variogramas dos atributos (V%, areia, argila, alumínio e carbono orgânico) do solo nas direções de maior e menor continuidade espacial.	59
15. Simulações sequencial indicativa 1, 10, 20 e 30 do horizonte do solo.	60
16. Simulações sequencial direta 1, 9, 20 e 27 do gradiente textural do solo.	61
17. Simulações sequencial indicativa 1, 10, 20 e 30 da cor do solo.	61
18. Simulações sequencial direta 4, 12, 19 e 26 da saturação por bases do solo.	62
19. Simulações sequencial direta 1, 8, 14 e 26 da areia do solo.	62
20. Simulações sequencial direta 3, 12, 21 e 30 da argila do solo.	63
21. Simulações sequencial direta 2, 12, 23 e 29 do alumínio do solo.	63
22. Simulações sequencial direta 3, 17, 23 e 29 do carbono orgânico do solo.	64
23. Variogramas das SSI 1, 10, 20 e 30 do horizonte do solo para as direções de maior e menor continuidade.	65
24. Variogramas das SSD 1, 9, 20 e 27 do gradiente textural do solo para as direções de maior e menor continuidade.	66

25. Variogramas das SSI 1, 10, 20 e 30 da cor do solo para as direções de maior e menor continuidade.....	67
26. Variogramas das SSD 4, 12, 19 e 26 do V% do solo para as direções de maior e menor continuidade.....	68
27. Variogramas das SSD 1, 8, 14 e 26 da areia do solo para as direções de maior e menor continuidade.....	69
28. Variogramas das SSD 3, 12, 21 e 30 da argila do solo para as direções de maior e menor continuidade.	70
29. Variogramas das SSD 2, 12, 23 e 29 do alumínio do solo para as direções de maior e menor continuidade.	71
30. Variogramas das SSD 3, 17, 23 e 29 do carbono orgânico do solo para as direções de maior e menor continuidade.	72
31. Imagens média de 30 SSD dos atributos do solo.....	73
32. Imagens da variância das 30 SSD dos atributos do solo.	74
33. Imagens da entropia das 30 SSI dos atributos do solo	75
34. Distribuições de probabilidades de diferenciação de classe de atributos diagnóstico (horizonte, gradiente textural, cor 1 e cor 2) do solo.	76
35. Distribuições de probabilidades de diferenciação de classe de atributos diagnóstico (cor 3, cor 4, V%, areia e argila) do solo.	77
36. Resultado dos grupos do MDS dos atributos do solo.	79
37. Gráfico de barras dos grupos de solos.	79
38. Gráficos dos deslocamentos de cada grupo calculado sobre os centróides originais em função do atributo eliminado.....	81
39. Gráfico do deslocamento dos grupos que são mais e menos sensíveis.	82
40. Distribuição espacial dos grupos mais e menos sensíveis.	83
41. Mapa de agrupamentos de solos por escalonamento multidimensional da Fazenda Experimental Edgardia, Botucatu, SP.	84

LISTA DE FÓRMULAS

	Páginas
1. Equação do variograma	17
2. Equação da krigagem simples	21
3. Equação da função de distribuição cumulativa	22
4. Equação da média das simulações	22
5. Equação da variância das simulações	23
6. Equação dos valores de corte	24
7. Equação da krigagem indicativa	24
8. Equação da validação dos histogramas das simulações	25
9. Equação da validação dos variogramas das simulações.....	25
10. Equação do condicionamento aos dados amostrais	26
11. Equação das M-dimensões	27
12. Equação das L-dimensões	27
11. Equação das dissimilaridades	27
14. Equação das distâncias no espaço L-dimensional	27

1 RESUMO

Os métodos convencionais de levantamento e classificação de solos são demorados, tem alto custo, com limites abruptos entre as unidades de mapeamento. Além disso, não são adequados para a aplicação da agricultura de precisão, pois a dependência espacial dos atributos do solo não é considerada. Dentro desse contexto, o presente trabalho teve por objetivos: analisar e mapear os atributos dos solos pela análise espacial univariada (simulação geoestatística) e multivariada (escalonamento multidimensional), anteriormente classificados por unidade de mapeamento e verificar a sensibilidade de cada atributo utilizado na definição dos grupos de solo. O estudo foi realizado na Fazenda Experimental Edgardia com área de 1200,32 ha, localizada no Município de Botucatu, Estado de São Paulo, e pertencente à Faculdade de Ciências Agrônômicas/UNESP. Os dados de solos (atributos físicos e químicos) analisados foram adquiridos do mapa semidetalhado de solos elaborado por Carvalho et al. (1991). A malha amostral foi composta por 90 pontos (25 trincheiras e 65 tradagens). Neste estudo foi desenvolvido um método de classificação de solos com base nas propriedades do solo e sua continuidade espacial. Foram utilizados o método geoestatístico da simulação estocástica para o mapeamento de propriedades do solo e a análise multivariada do escalonamento multidimensional/MDS para identificar grupos de solos. Também, foi realizada análise de

sensibilidade de como cada atributo diagnóstico controla esses grupos de solos. Na área de estudo foi verificado que há uma maior ocorrência de solo pouco desenvolvido, com horizonte B ou C com acúmulo de argila, eutrófico, de cor bruno e argiloso. A aplicação da simulação sequencial e escalonamento multidimensional permitiu identificar os grupos de solos e agrupou os atributos diagnósticos em oito grupos com características diferentes, demonstrando o potencial de aplicabilidade desta metodologia para mapeamento de solos. Pela análise de sensibilidade verificou-se que os solos de grupos 1, 2, 3 e 5 têm menor probabilidade de ser incorretamente classificados que os solos de grupos de 4, 6, 7 e 8. O uso da simulação geoestatística, que considera a dependência espacial de atributos do solo no processo de classificação, permite a obtenção de um mapa de solos mais realista, porque os limites entre as classes de solos são graduais, similar ocorrência na natureza. Esta metodologia de classificação com simulação geoestatística e MDS pode ser empregada em outras áreas de aplicação, utilizando-se tanto variáveis quantitativas como variáveis qualitativas.

Palavras-chaves: Simulação Sequencial, Variável Categórica, Escalonamento Multidimensional.

MULTIVARIATE ANALYSIS OF THE SPATIAL DATA IN INTERPRETATION SOIL CLASSIFICATION. Botucatu, 2014. 93p. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista.

Author: ALESSANDRA FAGIOLI DA SILVA

Adviser: Ph. D. CÉLIA REGINA LOPES ZIMBACK

Ph. D. PAULO MILTON BARBOSA LANDIM

Ph. D. AMÍLCAR OLIVEIRA SOARES

2 SUMMARY

Conventional methods of survey and soil classification are time consuming, are costly, with sharp boundaries between the mapping units. Also, they not suitable for precision agriculture application, because of the spatial dependence of soil properties is not properly considered. Within this context, this study aimed to: analyze and mapping soil attributes by univariate (geostatistical simulation) and multivariate (multidimensional scaling) analysis, previously classified by mapping unit and check the sensitivity of each attribute used in the definition of classes soil. The study was conducted at the Experimental Farm Edgardia, with an area of 1200.32 ha located in Botucatu, State of São Paulo, belonging to the Faculdade de Ciências Agrônômicas/UNESP. The soil data (physical and chemical attributes) here analyzed was collected during the preparation of a semi-detailed soil map prepared by Carvalho et al. (1991). The sampling consisted of 90 points (25 trenches and 65 augers). This study developed a method of classification of soil based on soil properties and their spatial continuity. We used stochastic geostatistical simulation for mapping soil properties and multidimensional scaling (MDS) to identify soils classes. In addition, we performed a sensitivity analysis of how each diagnosed attribute controls these groups of soils. In the study area it was found that there is a higher occurrence of undeveloped soil, with textural B horizon or C, eutrophic, brown color and clay. The application of sequential simulation and MDS identified soil classes and grouped attributes into eight diagnostic groups with different characteristics, demonstrating the potential of this methodology for soils mapping. The sensitivity analysis showed that soils of groups 1, 2, 3 and 5 are less likely to be incorrectly classified than soil of groups 4, 6, 7

and 8. The use of geostatistical simulation, allows obtaining a realistic soil map, without the boundaries between soil classes are gradual, similar occurrence in nature. This classification methodology using geostatistical simulation and MDS can be used in other application areas, using both quantitative and qualitative variables.

Keywords: Sequential Simulation, Categorical Variable, Multidimensional Scaling.

3 INTRODUÇÃO

O Sistema Brasileiro de Classificação de Solos, desenvolvido pelo Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos –SNLCS, órgão da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA, classifica os solos por seus horizontes e atributos diagnósticos, sendo que a denominação “solos” visa, além de agrupar indivíduos semelhantes, fornecer informações relativas à sua utilização.

A execução de mapeamento de solos em todo o território brasileiro é uma demanda permanente na busca de informações do meio físico para o planejamento da ocupação racional das terras e para a gestão ambiental, conciliando o desenvolvimento econômico e social, com a conservação e proteção dos recursos naturais, contemplando assim os requisitos básicos para o desenvolvimento sustentável.

A utilização do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos – SiBCS (Embrapa, 1999, 2006, 2013) tem evidenciado cada vez mais a importância da geração de informações mais detalhadas sobre os solos do território brasileiro, bem como, a necessidade de sistematização e disponibilização das informações até então produzidas.

Apesar dessa demanda, várias são as limitações para a aquisição de dados de solos e/ou de seus atributos, como o custo elevado dos levantamentos, a extensão das áreas a serem mapeadas e em alguns lugares, a dificuldade de acesso. A essas

limitações, somam-se os problemas de precisão da informação e confiabilidade das interpretações qualitativas.

Os pedólogos adquiriram considerável compreensão dos processos pelos quais o solo é formado e como se determinam as suas propriedades biológicas, físicas, químicas, hidrológicas e outras. A literatura científica contém informação substancial sobre esses processos, muitos dos quais estão representados em modelos matemáticos, e podemos usá-los para estimar e mapear as propriedades do solo.

Os solos possuem alta variabilidade espacial devido aos diversos processos físicos, químicos e biológicos que atuam simultaneamente na sua formação e com diferentes intensidades. Em consequência, o manejo uniforme dos solos não leva em conta tal variabilidade espacial, não sendo, portanto, a estratégia de manejo mais eficaz. Desse modo, a agricultura de precisão pode ser considerada como a abordagem mais viável para uma agricultura sustentável, pois leva em consideração tanto o caráter multivariado dos dados pedológicos como as características espaciais dessas diversas variáveis que formam os solos. Algumas das variações do solo são naturais, mas também podem ser o resultado do histórico de manejo da área.

Os métodos convencionais de levantamento e classificação de solos são demorados, tem alto custo, com limites abruptos entre as unidades de mapeamento, e com áreas definidas em classes de solo. Além disso, não são adequados para a aplicação da agricultura de precisão, pois, na classificação brasileira de solos, a dependência espacial dos atributos do solo não é considerada. Desse modo, a construção de mapa com isovalores poderá adequar-se para o estudo da variabilidade espacial, além de permitir posteriores agrupamentos de atributos de solos de acordo com a necessidade de manejo.

O uso de técnicas quantitativas, como a pedometria, para predição espacial em mapeamento de solos e de seus atributos vem crescendo, devido ao avanço na capacidade de processamento dos computadores, o que permite usar de maneira mais rápida e confortável, métodos matemáticos e estatísticos existentes.

Dentro desse contexto, a hipótese do trabalho foi de que métodos geoestatísticos multivariados são eficientes para a discriminação e determinação de grupos de solos.

E teve como objetivos específicos: analisar e mapear os atributos dos solos pela análise espacial univariada (simulação geoestatística) e multivariada (escalonamento multidimensional), anteriormente classificados por unidade de

mapeamento e verificar a sensibilidade de cada atributo utilizado na definição de grupos de solo.

4 REVISÃO DE LITERATURA

4.1 Classificação de solos

Uma classificação de solos natural ou taxonômica é aquela em que o propósito é, tanto quanto possível, o de revelar relações das características mais importantes dos solos, sem referência a nenhum objetivo específico e aplicado. Numa classificação natural, praticamente todos os atributos da população são considerados e, aqueles que têm maior número de características covariantes ou associadas são selecionados para definir e separar as várias classes. Nos atuais sistemas de classificação do solo tenta-se aproximar ao máximo dos sistemas de classificação natural (ideal) embora haja uma tendência de se dar peso a propriedades de maior relevância agrícola (FINKEL, 1982).

Dentro da estrutura conceitual de cada sistema grandes diferenças em metodologia são encontradas. Essas diferenças estão basicamente relacionadas com o maior ou menor conhecimento dos recursos dos solos, graus diferentes de tecnologia a disposição, da seleção de características relevantes e do detalhe de observações, medições e mapeamentos (ZIMBACK, 2001).

Técnicas tradicionais de pesquisa de solo, como o manual de pesquisa do solo (SOIL SURVEY STAFF, 1993) descrevem a variação espacial de

atributos do solo por meio de amostragem intensiva, possivelmente, com o apoio de fotos aéreas para reconhecer, por exemplo, unidades geomorfológicas e topografia. No entanto, o uso do conhecimento existente na literatura, como também o uso de imagens de satélite e modelos de elevação digital não está formalizado na metodologia (HEWITT, 1993).

Mapeamento digital de solos fornece um bom quadro para formalizar a utilização da informação existente. O quadro conceitual de mapeamento digital de solos (McBRATNEY et al, 2003) é baseado no modelo original de Jenny (1941). Em princípio, pode-se quantitativamente derivar o modelo conceitual original de Jenny para uma região por meio da combinação de um número limitado de variáveis de campo obtidas a partir de observações com informações auxiliares que são tomadas para representar os fatores de formação do solo. Embora conceitualmente a formação do solo possa ser melhor representada por um modelo baseado em processo, a implementação real é tipicamente a derivação de uma relação estatística entre as diversas variáveis explicativas e as propriedades do solo (HENGL et al., 2004).

4.1.1 Histórico da classificação de solos

Quando se fala em métodos de Levantamentos e Mapeamentos de Solos, duas abordagens fazem-se presentes: a primeira, clássica ou tradicional, chamada de método Clorpt, estabelecida por Dokuchaev nos primórdios da Ciência do Solo, a qual estabelece que o solo é o resultado da interação entre cinco fatores: clima (Cl), organismos (O), relevo (R), material de origem (P) e tempo (T). Os quatro primeiros fatores interagindo no tempo, criam uma série de processos específicos que levam à diferenciação em horizontes e, conseqüentemente, à formação do solo. E a segunda, é a seguinte equação estabelecida por Jenny (1941) para descrever o processo de formação do solo: $S = f(Cl, O, R, P, T)$, sendo o tempo visto como uma variável independente, enquanto as outras são variáveis dependentes (MENDONÇA-SANTOS; SANTOS, 2003).

O Levantamento Pedológico tradicional é fundamentado no conceito de solos como um “corpo natural”, “indivíduo”, com características próprias, completo e indivisível. Um “corpo natural” assim definido constitui partes separáveis do solo como um “continuum” na superfície da Terra (CLINE, 1949). Estas partes individuais, ou “corpos naturais”, compondo o “continuum” são chamados de unidades de referência, idealizadas para sustentar sistemas taxonômicos e unidades de mapeamento de

solos. Unidades de referência dependem de limites e conceitos impostos pelo homem, para atender aos diversos esquemas de classificação taxonômica de solos (MENDONÇA-SANTOS; SANTOS, 2003).

Da mesma forma que o mapeamento de solos evoluiu no Brasil (EMBRAPA, 1999) e nos EUA (SOIL SURVEY STAFF, 1998), as técnicas auxiliares também evoluíram. Neste aspecto e dentre estas técnicas, o Sensoriamento Remoto (SR) vem-se destacando como uma importante ferramenta que pode auxiliar nos levantamentos de solos (BEN-DOR, 2002).

As classificações naturais tornaram-se possíveis depois que Vasily Dokuchaev (1846 - 1903), considerado o pai da pedologia, introduziu a ideia de que as variações geográficas nos tipos de solo podem ser explicadas não só em relação a fatores geológicos (material de origem), mas também a fatores climáticos, topográficos e o tempo disponível para a pedogênese (formação de solo) operar. Utilizando estas ideias como base, ele criou a primeira classificação de solos (WIKIMEDIA FOUNDATION, 2013).

A partir do final da década de 1950, com o amplo uso de princípios que foram sendo recomendados em paralelo com as aproximações do novo Sistema Americano de Classificação de Solos, que então se desenvolvia nos Estados Unidos da América, deu origem ao Soil Taxonomy, classificação oficial atualmente vigente naquele país (ESTADOS UNIDOS, 1975).

Muitas concepções surgidas com a produção deste novo sistema vieram a ser absorvidos pela classificação em desenvolvimento no Brasil. Do mesmo modo, alguns conceitos e critérios formulados no esquema referencial do mapa mundial de solos (FAO, 1974) foram também assimilados no desenvolvimento da classificação nacional. Novos critérios e definições também foram concebidos pelo Comitê Executivo de Classificação de Solos do Brasil, que após testes de validação, foram incorporados a Nova Classificação Brasileira de Solos (JACOMINE, 2009).

No Brasil, Setzer (1947) e Paiva Neto et al. (1951) tiveram grande influência da escola alemã, que considerava o tipo de rocha e a sua composição mineralógica, como sendo os principais fatores responsáveis pelas características dos solos resultantes. Por exemplo, Vagerle, cientista alemão contratado pelo Instituto Agrônomo de Campinas para dar início ao levantamento de solos no Estado de São Paulo, classificou solos como Massapé, Salmourão, Solos Arenito Bauru, Solos Arenito Botucatu, etc

(ZIMBACK, 2003). A antiga Classificação Brasileira de Solos, iniciada na década de 1950, vigorou até 1999.

A partir de 1979, verificou-se a necessidade de elaborar um sistema Brasileiro de Classificação de Solos que englobasse os novos critérios e conceitos em vigor na Classificação Americana de Solos e na legenda do Mapa de Solos executado pela Organização das Nações Unidas para Alimentação e Agricultura (FAO)-Organização das Nações Unidas para Educação a Ciência e a Cultura (UNESCO). A nova Classificação Brasileira de Solos foi iniciada em 1979 e em 1999 foi divulgada a 1ª edição da classificação, em 2006 a 2ª Edição (JACOMINE, 2009) e, em 2013 a 3ª Edição.

4.2 Sistema Brasileiro de Classificação de Solos

A origem dos dados pedológicos no sistema brasileiro resultou de levantamentos de solos generalizados, principalmente nos níveis exploratórios e de reconhecimento. Como consequência, a estrutura do sistema brasileiro foi arquitetada iniciando-se no nível superior (ordem), para os níveis hierárquicos mais inferiores (PRADO, 2013).

Pela nomenclatura atual das legendas de solos, é possível obter uma série de informações importantes acerca do solo em questão, somente a partir da leitura da legenda do mapa pedológico. Nesta nova classificação nota-se que várias unidades antes identificadas como unidades de mapeamento simples (somente uma classe taxonômica), correspondem agora a mais de uma unidade taxonômica devido ao maior detalhamento dos mapas e às mudanças de conceitos das unidades até a presente época (ZIMBACK, 2003).

O Sistema Brasileiro de Classificação de solos baseia-se em propriedades (atributos) e horizontes diagnósticos. O Sistema de Classificação compreende 6 níveis categóricos (Figura 1), compreendendo 13 classes no 1º nível (ordens). Seguem-se os seguintes níveis: 2º nível (subordens), 3º nível (grandes grupos), 4º nível (subgrupos), 5º nível (famílias) e 6º nível (séries). As 13 classes do 1º nível categórico são: Argissolos, Cambissolos, Chernossolos, Espodossolos, Gleissolos, Latossolos, Luvissolos, Neossolos, Nitossolos, Organossolos, Planossolos, Plintossolos e Vertissolos (JACOMINE, 2009).

4.2.1. Níveis Categóricos do Sistema

Nível categórico de um sistema de classificação de solos é um conjunto de classes definidas num mesmo nível de generalização ou abstração e incluindo todos os solos que satisfizerem a essa definição. As propriedades usadas para a definição de um nível categórico devem ser propriedades dos solos que possam ser identificadas no campo ou, que possam ser inferidas de outras propriedades que são reconhecidas no campo ou, a partir de conhecimentos da ciência do solo e de outras disciplinas correlatas. As características diferenciais para os níveis categóricos mais elevados da classificação de solos devem ser propriedades dos solos, que resultam diretamente dos processos de gênese do solo ou que afetam, diretamente, a gênese do mesmo, porque estas propriedades apresentam um maior número de características acessórias (EMBRAPA, 2013).



Figura 1. Hierarquia do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos.
Fonte: PRADO, 2013.

Os níveis categóricos previstos para o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos são seis.

4.2.1.1 Classes do 1º nível categórico (ordens)

As diversas classes no 1º nível categórico foram separadas pela presença ou ausência de determinados atributos, horizontes diagnósticos ou propriedades que são características passíveis de serem identificadas no campo mostrando diferenças no tipo e grau de desenvolvimento de um conjunto de processos que atuaram na formação do solo. Assim, a separação das classes no 1º nível categórico teve como base os sinais

deixados no solo, pela atuação de um conjunto de processos que a experiência indica terem sido os dominantes no desenvolvimento do solo. Ressalte-se que a ausência dessas características no solo também foi empregada como critério para separação de classes neste 1º nível categórico (EMBRAPA, 2013).

As características diferenciais que refletem a natureza do meio ambiente e os efeitos (sinais) dos processos de formação do solo, dominantes na sua gênese, são as que devem ter maior peso para o 1º nível categórico, porque estas propriedades têm o maior número de características acessórias (EMBRAPA, 2013).

As propriedades a serem utilizadas devem contribuir para (EMBRAPA, 2013):

- diferenciá-los dos solos minerais;
- indicar seu potencial de modificação quando drenados e/ou cultivados;
- prever a qualidade do substrato mineral e/ou resíduo mineral;
- selecionar características diferenciais que mudem pouco ou muito lentamente com o uso e manejo, além de permitir a predição do seu comportamento e potencial agrícola (características diferenciais com grande número de características acessórias).

4.2.1.2 Classes do 2º nível categórico (subordens)

As classes foram separadas por propriedades ou características diferenciais que (EMBRAPA, 2013):

- refletem a atuação de outros processos de formação que agiram juntos ou afetaram os processos dominantes e cujas características foram utilizadas para separar os solos no 1º nível categórico; ou,
- ressaltam as características responsáveis pela ausência de diferenciação de horizontes diagnósticos; ou,
- envolvem propriedades resultantes da gênese do solo e que são extremamente importantes para o desenvolvimento das plantas e/ou para outros usos não agrícolas e que tenham grande número de propriedades acessórias; ou,
- ressaltam propriedades ou características diferenciais que representam variações importantes dentro das classes do 1º nível categórico.

4.2.1.3 Classes do 3º nível categórico (grandes grupos)

As classes foram separadas por uma ou mais das seguintes características (EMBRAPA, 2013):

- tipo e arranjo dos horizontes;
- atividade de argila; condição de saturação do complexo sortivo por bases ou por alumínio, ou por sódio e/ou por sais solúveis;
- presença de horizontes ou propriedades que restringem o desenvolvimento das raízes e afetam o movimento da água no solo.

4.2.1.4 Classes do 4º nível categórico (subgrupos)

As classes foram separadas por uma das seguintes características (EMBRAPA, 2013):

- representa o conceito central da classe ou o indivíduo mais simples (é o típico);
- representa os intermediários para o 1º, 2º ou 3º níveis categóricos;
- representa os solos com características extraordinárias.

4.2.1.5 Classes do 5º nível categórico (famílias)

Neste nível agregam-se as informações de caráter pragmático, para fins de utilização agrícola e não agrícola dos solos, compreendendo características diferenciais para distinção de grupamentos mais homogêneos de solos (EMBRAPA, 2013).

O 5º nível categórico deverá ser usado em levantamentos de solos semidetalhados ou detalhados (EMBRAPA, 2013).

4.2.1.6 Classes do 6º nível categórico (séries)

A definição de classes neste nível deverá ter por base características diretamente relacionadas com o crescimento de plantas, principalmente no que concerne ao desenvolvimento do sistema radicular, relações solo-água-planta e

propriedades importantes nas interpretações para fins de engenharia e geotécnica (EMBRAPA, 2013).

Para os nomes das classes do 6º nível categórico deverão ser utilizados nomes próprios, geralmente referenciados a lugares onde a série foi reconhecida e descrita pela primeira vez, desta maneira evitando-se o emprego de um nome descritivo, o que levaria a uma grande dificuldade de distinção em relação às famílias (EMBRAPA, 2013).

4.3 Variabilidade espacial dos solos

O método convencional da representação cartográfica dos solos caracteriza-se pela delimitação dos grupos de solos em polígonos, mostrando a extensão e distribuição superficial do atributo estudado. À primeira vista, este método é prático porque simplifica a localização e determinação de uso e manejo dos conjuntos dos grupos de solos. Entretanto, essa representação não atende a verdadeira ocorrência das variáveis analisadas, visto serem estas de variação contínua, não existindo, portanto, um ponto onde elas mudam abruptamente de um valor para outro, além de ter sido verificado que podem existir outras maneiras de representação das classes de solos (ZIMBACK, 2007).

Por outro lado, se atributos e propriedades dos solos variam grandemente dentro de cada polígono delimitador, este não pode ser usado e manejado de maneira única, devido a ocorrência desta variação. A título de exemplificação, no Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 2013), solos com textura acima de 15% e abaixo de 35% de argila, são considerados de textura média e devem pertencer à mesma classe de textura do solo. Entretanto, sabe-se que um solo com 16% de argila, na maior parte dos casos, tem comportamento físico, químico, morfológico e mineralógico distinto daquele com 34% de argila. Os polígonos representantes dos diferentes grupos do mapeamento podem conter, na verdade, uma larga escala de associação de atributos, embora sejam apresentados como relativamente homogêneos (ZIMBACK, 2007).

Tradicionalmente, o levantamento e a classificação dos solos têm sido a abordagem mais clássica para separar em grupos os diferentes tipos de solos na paisagem. Vários autores têm criticado os aspectos subjetivos desse método tradicional (BECKETT; WEBSTER, 1971; BURROUGH, 1989) e discutido o fato de ser este, de

caráter discreto (BAIZE, 1986; LARK; BECKETT, 1998), em oposição ao modelo contínuo, o que implica assumir que as classes de solos possuem limites abruptos.

O mapeamento de propriedades do solo em grandes áreas, com precisão e de custo aceitável requer o desenvolvimento de métodos específicos que utilizam a informação disponível e minimizar a amostragem de tamanho razoável (LAGACHERIE; VOLTZ, 2000).

Como tem sido mostrado em vários trabalhos (BURGESS; WEBSTER, 1984; ODEH et al., 1990), o método tradicional não considera a dependência espacial entre as unidades de mapeamento, a qual pode ser forte, principalmente em se tratando de levantamentos detalhados ou em áreas onde os limites entre os solos não são óbvios. Consequentemente, o modelo discreto, assumido no mapeamento tradicional não é geralmente realístico, porque os limites naturais na paisagem tendem a ser mais graduais que abruptos (MENDONÇA-SANTOS; SANTOS, 2003).

Assim, desde o final dos anos 1960, tem havido uma ênfase no que pode ser chamado de abordagem espacial, ou seja, o atributo do solo poder ser previsto em pontos não amostrados a partir da posição espacial, por interpolação, entre os locais de observação onde valores foram obtidos (McBRATNEY, et al., 2003).

Segundo Webster (1984), para a solução com relação às incertezas inerentes ao método tradicional, novas abordagens de modelagem quantitativa dos solos têm sido propostas, a fim de descrever, classificar e estudar os padrões de variação espacial dos solos na paisagem. O objetivo é melhorar o conhecimento da variabilidade espacial dos solos, da precisão e da qualidade da informação, através de diversas técnicas quantitativas, chamadas no conjunto, de pedometria.

Pedometria é a utilização de métodos quantitativos para o estudo da distribuição do solo e da gênese como um recurso sustentável. Outra definição orientada para o problema é “ciência do solo sob incerteza”. Neste sentido pedometria lida com a incerteza em modelos que descrevem a variação do solo determinística ou estocástica, imprecisão e falta de conhecimento das propriedades do solo e processos. Assim, métodos matemáticos, estatísticos e numéricos poderiam ser aplicados para resolver a incerteza e complexidade inerente a um modelo de sistema de solo, incluindo abordagens numéricas para a sua classificação (ODEH; McBRATNEY, 2005).

A pedometria é uma ciência nova e tem sido aplicada à estudos de solo desde os anos 1960 e 1970. No entanto, está emergindo como um ramo técnico da

ciência do solo complementando a pedologia tradicional. Ao longo do tempo a utilização de computadores tem aumentado, em ambos os domínios, e a diferença entre os dois tem diminuído e, em alguns casos, se sobrepõem (ODEH; MCBRATNEY, 2005).

Devido a novas demandas de informação quantitativa do solo exigido para os modelos de escala global, o planejamento ambiental regional e o manejo em escala de campo de terras agrícolas, a pedologia tradicional tornou-se mais quantitativa através do aumento da utilização de sistemas de informação computadorizados do solo. Ao mesmo tempo, a pedometria surgiu como uma coleção de ferramentas quantitativas, que estão cada vez mais sendo utilizados para explicar modelos conceituais pedológicos de variação do solo (ODEH; MCBRATNEY, 2005).

Assim, a pedometria inclui, por exemplo, as técnicas de geoestatística, as quais têm sido amplamente aplicadas à ciência do solo (McBRATNEY et al., 1981; VOLTZ et al., 1997), por ser a única técnica que verifica e considera a dependência espacial dos atributos do solo.

4.3.1 Metodologia geoestatística

O estudo da variabilidade espacial de atributos do solo tem importância não só na orientação de amostragens e interpretação dos resultados, mas também no levantamento e na classificação de solos. Dessa forma, a utilização de ferramentas geoestatísticas possibilita avaliar a dependência espacial dos atributos estudados e a consequente estimação de valores em lugares não medidos (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989; McBRATNEY et al., 1992; CAMARGO, 1998; GOOVAERTS, 1999; CASTRIGNANÒ et al., 2000; VIEIRA, 2000).

A base da geoestatística vem da teoria das variáveis regionalizadas de Matheron (1963; 1971). Segundo esta teoria, a diferença entre os valores do atributo tomados em dois pontos próximos no espaço deve ser menor do que a diferença entre os valores tomados em dois pontos distantes. Portanto, cada valor carrega consigo uma forte interferência dos valores de sua vizinhança, ilustrando uma continuidade espacial (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989).

A presença de dependência espacial requer o uso de um tipo de estatística chamada Geoestatística, a qual surgiu na África do Sul, quando Krige (1951), trabalhando com dados de concentração de ouro, concluiu que não conseguia encontrar

sentido na variância presente, se não levasse em conta a distância entre as amostras. Matheron (1963; 1971), baseado nestas observações, desenvolveu uma teoria, a qual chamou de Teoria das Variáveis Regionalizadas que contém os fundamentos da Geoestatística (VIEIRA, 2000).

Matheron (1963) definiu Variável Regionalizada como uma função espacial numérica, que varia de um local para outro, com uma continuidade aparente e cuja variação não pode ser representada por uma função matemática simples. Essa continuidade ou dependência espacial pode ser estimada através do variograma.

A geoestatística teve as suas primeiras aplicações em mineração (BLAIS; CARLIER, 1968; OLEA, 1977) depois em hidrologia, (DELHOMME, 1976) e vários estudos em ciência do solo (HAJRASULIHA et al., 1980; VIEIRA et al., 1992).

4.3.1.1 Variograma

O variograma analisa o grau de dependência espacial entre amostras dentro de um campo experimental (SALVIANO, 1996), e é definido a partir da variância das medidas feitas em amostras espaçadas no campo de determinada distância h , ou seja, “lag” (WEBSTER, 1985), sendo estimado pela seguinte equação:

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

onde:

$N(h)$ = número de pares de valores medidos nos pontos $Z(x_i)$, $Z(x_i+h)$ separados por um vetor h .

Isaaks e Srivastava (1989) descreveram os parâmetros do variograma como apresentados na Figura 2. De acordo com os autores à medida que h aumenta a variância $\gamma(h)$ também aumenta até um valor máximo no qual ele se estabiliza. Este valor no qual $\gamma(h)$ se estabiliza chama-se patamar (C_0+C_1). O valor de efeito pepita (C_0) revela a descontinuidade do variograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. À distância na qual $\gamma(h)$ atinge o patamar é chamada de alcance (a), que define a distância a partir da qual as amostras são independentes.

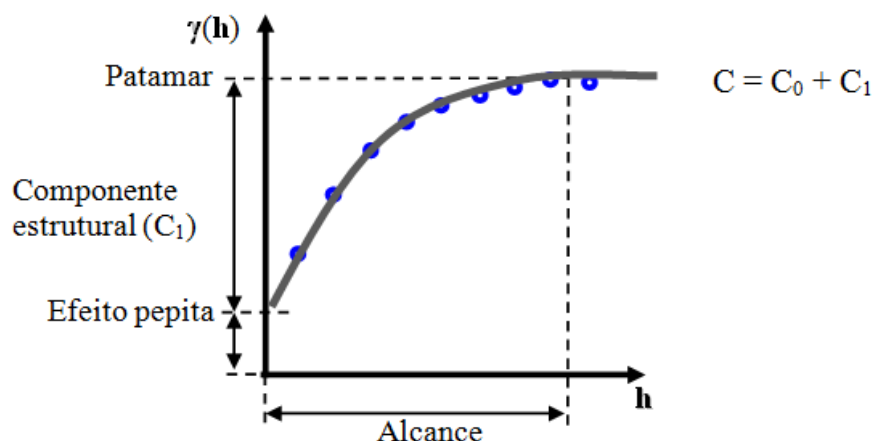


Figura 2. Variograma típico e seus componentes.

Amostras separadas por distâncias menores que o alcance (a) são espacialmente dependentes, e que o mesmo é também utilizado para definir o raio de ação máximo de interpolação ou simulação, onde os pesos utilizados na ponderação podem afetar os valores estimados ou simulados (SOUZA, 1992).

4.3.1.2 Simulação estocástica

A técnica de krigagem é um ótimo estimador de teores, porém não é adequada para se prever incertezas associadas às estimativas (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989). Em função dessa restrição, faz-se necessária a utilização de técnicas de simulações condicionais, que possibilitem um melhor modelamento da incerteza pois combina as várias realizações (BERETTA et al., 2011).

A maior vantagem da utilização de simulação condicional é que existem múltiplas soluções que honram os dados em suas posições amostrais e também reproduzem o modelo de covariância adotado. Cada uma dessas soluções pode ser vista como uma imagem alternativa da realidade (equiprobabilidade) e o conjunto de todas essas imagens fornecem uma apreciação da incerteza global considerando a realidade representada pelos dados amostrais (PERONI, 2002).

O procedimento de simulação estocástica, em ciências ambientais, tem a finalidade de solucionar questões relacionadas à variabilidade inerente a um ou mais atributos espacialmente distribuídos (GOOVAERTS; JOURNEL, 1995), gerando representações mais próximas do comportamento dos dados originalmente amostrados.

A simulação estocástica tem-se revelado um método útil para resolver uma gama de problemas que vão da física nuclear até a previsão econômica (GAMBIN, 2003) e, tem sido utilizada para caracterizar a incerteza espacial/temporal de fenômenos físicos na Terra e aplicações em ciências ambientais (RUSSO et al., 2008; NUNES; SOARES, 2005).

A simulação condicional é qualitativamente usada para obtenção de figuras realistas da variabilidade espacial. Quantitativamente, elas são as ferramentas de escolha para avaliar o impacto da incerteza espacial nos resultados de procedimentos complexos, assim como o modelamento numérico de um sistema dinâmico ou a otimização econômica do desenvolvimento de um recurso natural (CHILÈS; DELFINER, 1999). Segundo Chilès e Delfiner (1999), alguns dos métodos de simulação condicional existentes são:

- ✓ simulação sequencial guassiana;
- ✓ matriz de decomposição da covariância (decomposição LU);
- ✓ método das bandas rotativas (turning bands);
- ✓ método autoregressivo;
- ✓ janelas móveis;
- ✓ método da diluição;
- ✓ método espectral contínuo;
- ✓ método espectral discreto;
- ✓ hiperplanos de Poisson;
- ✓ método de integração;
- ✓ método de truncagem gaussiana;
- ✓ método de Voromoi;
- ✓ método de poliedros de Poisson;
- ✓ método da substituição;
- ✓ simulação booleana;
- ✓ simulação annealing;
- ✓ simulação sequencial direta;
- ✓ cossimulação sequencial direta;
- ✓ simulação sequencial dos indicadores.

Sendo que os métodos mais utilizados nas ciências agrárias são: a Simulação Sequencial Gaussiana (SSG), que é uma variante de simulação sequencial onde

todos os valores da variável em estudo são previamente transformados para uma lei de distribuição gaussiana (JOURNEL, 1989); a Simulação e Cossimulação Sequencial Direta (SSD e coSSD), que é o método de eleição para simular diretamente a variável, sem proceder a transformações prévias dos dados, e incorporar variáveis secundárias (NUNES, 2008); e a Simulação Sequencial da Indicatriz (SSI), que é um método de simulação em que as funções de distribuição condicionais são estimadas segundo o formalismo da indicatriz (JOURNEL, 1989).

4.3.1.2.1 Objetivos da simulação

Com um modelo de simulação de um fenômeno espacial se pretende criar imagens das características desse recurso, nas quais são reproduzidas a proporção e a maior ou menor continuidade espacial dos diferentes corpos, das heterogeneidades e das classes extremas dos histogramas dessas características (SOARES, 2006).

Do ponto de vista quantitativo, com um modelo de simulação pretende-se reproduzir, na imagem simulada, a variabilidade do fenômeno em estudo basicamente através de duas estatísticas: a função de distribuição de $Z(x)$ – $Fz(x) = \text{prob}\{Z(x) < z\}$ – que garante a frequência das diferentes classes do histograma e o variograma $\gamma(h)$ que reproduz a continuidade espacial de $Z(x)$ (SOARES, 2006).

Concretamente, se $Z_c(x)$ for designado o conjunto de valores simulados e por $Z(x_\alpha)$, $x_\alpha=1, \dots, n$, os n valores experimentais, a imagem simulada deve cumprir as seguintes condições (SOARES, 2006):

Para qualquer valor z : $\text{prob}\{Z(x_\alpha) < z\} = \text{prob}\{Z_c(x) < z\}$.

$\gamma(h) = \gamma_c(h)$, sendo $\gamma(h)$ e $\gamma_c(h)$ os variogramas dos valores experimentais e dos valores simulados, respectivamente.

Condicionamento aos valores experimentais: em qualquer ponto experimental x_α , o valor $Z(x_\alpha)$ e o valor simulado $Z_c(x_\alpha)$ coincidem – $Z(x_\alpha) = Z_c(x_\alpha)$. Isto significa que, além de ter a mesma variabilidade, a imagem simulada passa pelos pontos experimentais. Passar pelos pontos experimentais significa não só a coincidência espacial dos valores simulados, mas também a influência dos valores das amostras nos mapas simulados que é determinada pela maior ou menor continuidade estrutural denunciada nos modelos dos variogramas (SOARES, 2006).

O objetivo da simulação sequencial é o de gerar um conjunto de realizações equiprováveis de um campo aleatório, em vez de uma realização mais provável. Cada imagem simulada reproduz os principais padrões espaciais como reveladas por variogramas inferida pelos dados experimentais (JOURNEL, 1994; GOOVAERTS, 1997; SOARES, 2001).

Os principais objetivos da simulação são (MONTEIRO, 2003): representar a complexidade de um objeto de estudo, avaliar incertezas, honrar as heterogeneidades do objeto de estudo e suportar cálculos não lineares.

4.3.1.2.2 Simulação Sequencial Direta (SSD)

A Simulação Sequencial Direta (SSD) é um método de simulação que utiliza a variável original não carecendo de qualquer transformação o que é claramente uma vantagem para a simulação de variáveis contínuas (SOARES, 2006).

A idéia da SSD nasceu do seguinte postulado: se as leis de distribuição locais de $Z(x)$ são centradas no estimador de krigagem simples:

$$[Z(x_0)]^* - m = \sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} (z(x_{\alpha}) - m) \quad (2)$$

onde:

$[Z(x_0)]^*$ = valor estimado, m = valor médio, $\sum_{\alpha}^n \lambda_{\alpha}$ = somatório dos pesos dos valores experimentais (amostrados), $z(x_{\alpha})$ = valores experimentais.

com variância condicional local igual à variância de krigagem $\sigma_{ks}^2(x_0)$, então as covariâncias espaciais ou variogramas são necessariamente reproduzidos nos mapas finais simulados (JOURNEL, 1994).

A maior dificuldade de implementação desta família de métodos é o desconhecimento destas funções em casos práticos. Journel e Alabert (1989) propuseram a utilização da krigagem para estimar estas funções, particularmente a krigagem indicativa para a Simulação Sequencial Indicativa (SSI). Soares (2001) considerou a estimação por

krigagem simples, com ou sem variáveis secundárias, (deriva externa, com médias locais e cokrigagem colocalizada) para a SSD.

Sendo $Z(u)$ uma variável aleatória contínua Z , com localização espacial u , $Z(s)$ tem uma função global de distribuição cumulativa (cdf) (SOARES, 2006):

$$Fz(z) = \text{prob}\{Z(s) < z\} \quad (3)$$

e um variograma estacionário $\gamma(h)$.

O objetivo é o de reproduzir tanto $Fz(z)$ e $\gamma(h)$, nos mapas finais simulados.

Soares (2001) descreveu a sequência do algoritmo da SSD de uma variável contínua como se segue:

1. Definir um caminho aleatório através de uma grade inteira de nós u_i , $i=1, N$, a ser simulado. N é o número total de nós da rede a ser simulada.
2. Estimar a média local e variância de $z(u_i)$, identificados, respectivamente, com a estimativa da krigagem simples $z(u_i)^*$ e variância da estimação, $\sigma^2(u_i)$, condicionado aos dados experimental $z(u_i)$ e valores previamente simulados $z_s(u_i)$.
3. Desenhar um valor $z_s(u_i)$ por amostragem a partir do histograma global, um valor centrado na média e variância da estimativa local.
4. Retornar ao passo (1) até que todos os N nós tenham sido visitados pelo caminho aleatório.

O conjunto de imagens simuladas espacialmente $Z_l(u)$, $l = 1$ e N_s realizações, pode dar origem à imagem mais provável:

$$Z(u_i)^* = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} Z^1(u_i)}{N_s} \quad (4)$$

onde:

$$\sum_{i=1}^{N_s} Z^1(u_i) = \text{somatório das simulações variando de } i=1 \text{ a } N_s, \quad N_s = \text{número de simulações.}$$

A incerteza espacial também pode ser derivada a partir de imagens simuladas por cálculo inter-quartis ou a variância para cada nó de simulação:

$$Var(u_i) = \sum_{i=1}^{N_s} (Z^1(u_i) - Z(u_i)^*)^2 \quad (5)$$

4.3.1.2.3 Simulação Sequencial Indicativa (SSI)

A análise de simulação sequencial é particularmente útil no estudo de comportamentos extremos de uma variável, por exemplo, por um processo tão simples como a contagem, para uma localização x , do número de imagens em que o valor simulado excede um determinado valor (NUNES, 2008).

Essa técnica é utilizada quando se conhecem os objetivos (codificados por números inteiros) e a localização dos dados, não sendo uma alternativa consistente atribuir valores gaussianos a valores inteiros. A SSI é utilizada quando não pode ser predito a conectividade e sucessão de objetos (MONTEIRO, 2003).

A técnica de SSI pode ser usada com vantagens na integração de vários atributos espaciais com tratamento de incertezas (DEUTSCH; JOURNEL, 1998; FELGUEIRAS et al., 2001). Heuvelink (1998) formalizou e analisou alguns métodos de propagação de erro para modelagem ambiental e, entre estes, o método de Monte Carlo tem aplicação geral e pode ser usado em modelos com formulações matemáticas não diferenciáveis.

Os dados de entrada podem representar uma variável categórica ou então uma variável contínua, que é transformada em classes disjuntas. A lei de distribuição em cada ponto x_0 representa o histograma de probabilidades da localização x_0 pertencer a cada uma das categorias consideradas. Pode-se dizer que se trata de um método não paramétrico, no sentido em que se caracterizam direta e localmente, por krigagem, as leis de distribuição (NUNES, 2008).

No caso da variável de partida ser de tipo contínuo e particularmente se variogramas foram considerados para as várias categorias diferentes, após a estimativa do histograma, é sempre uma ordem de avaliação das relações entre as probabilidades obtidos para as classes, de modo a assegurar uma lei de distribuição adequada (SOARES, 2006).

Quando a variável é contínua é necessário realizar a discretização da variável utilizando-se $(K + 1)$ classes para K valores de corte z_k , selecionados de acordo

com os valores das variáveis (u_a). É comum a utilização de decis ou quartis para os pontos de corte. São obtidas, então, variáveis indicativas, segundo Soares (2006), definidas como:

$$i(u_a, z_k) = \begin{cases} 1 & \text{se } z(u_a \leq z_k) \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (6)$$

Na implementação feita neste trabalho, considerou-se apenas a krigagem ordinária como o método de estimação, onde a proporção de fase i em x_u é calculado por:

$$I_i(x_u)_{KO}^* = \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} I_i(x_{\alpha}) \quad \text{com} \quad \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} = 1, \text{ e } I_i \text{ o termo vetor } i \text{ de uma indicativa} \quad (7)$$

onde:

λ = pesos associados ao valor medido na posição.

Para obter a informação de partida considerando as seguintes possibilidades de simulação (SOARES, 2006):

- a) Variável categórica (litoclasses, litologia, etc.)
- b) Variável indicativa, onde alguns ou todos os exemplos podem ser expressas por probabilidades de pertencer a cada nó;
- c) Classes de uma variável contínua, após a aplicação de valores de corte;
- d) Tal como acima, mas em que a extremidade é aplicada uma transformação tipo Monte Carlo para gerar os valores da variável original.

As variantes a), b) e c) resultam em imagens simuladas de categorias/classes e variante d) uma imagem simulada de valores contínuos.

Em d), a simulação é realizada através da geração de categorias que correspondem a classes de uma variável contínua (como em c), mas, ao mesmo tempo, a variável original é gerada por um processo de Monte Carlo.

4.3.1.2.4 Validação dos resultados

A simulação sequencial deve gerar realizações que reproduzam em média o histograma e o variograma das amostras condicionantes. A perfeita reprodução é raramente atingida (inclusive indesejável) devido à existência das chamadas flutuações ergódicas. Existem vários fatores que controlam a magnitude dessas flutuações apresentadas por uma realização (FOLLE, 2002): o algoritmo utilizado para gerar a realizações (algoritmos de simulação sequencial reproduzem o modelo condicionante de segunda ordem somente na média de muitas realizações); a densidade dos dados condicionantes (quanto mais dados condicionantes amostrais forem usados para efetuar uma realização, mais similar será a estatística da realização em relação à estatística dos dados amostrais); os parâmetros do variograma e o tamanho da área em que será realizada a simulação (a magnitude das flutuações ergódicas dos variogramas das realizações de um processo de simulação serão significativas quando o alcance do modelo variográfico é grande em relação ao tamanho da área a ser simulada, particularmente se o efeito pepita for pequeno).

Se $Z_s(x)$ designar o conjunto de valores simulados, $Z(x_\alpha)$, $x_\alpha = 1, \dots, n$, os n valores experimentais, $\gamma(h)$ o variograma dos dados, $\gamma_s(h)$ o variograma dos valores simulados e $Z(x_0)$ o valor no ponto amostrado x_0 , uma imagem simulada válida deve respeitar:

O histograma dos dados:

$$prob\{Z(x_\alpha) < z\} = prob\{Z_s(x) < z\} \quad (8)$$

O variograma dos dados:

$$\gamma(h) = \gamma_s(h) \quad (9)$$

Os valores dos dados na localização das amostras:

$$Z(x_0) = Z_s(x_0) \quad (10)$$

4.4 Análise multivariada

Segundo, Mendonça-Santos e Santos (2003), com relação aos solos, a aplicação de técnicas de geoestatística univariada não é muito apropriada, em se tratando de ambientes complexos, onde os processos de formação combinam-se de maneira também complexa. Novos trabalhos empregando geoestatística multivariada para estudar a correlação espacial entre as diversas propriedades dos solos vêm sendo realizados e, entre eles, pode-se citar Castrignanò et al. (2000) e Manzione e Zimback (2011).

A análise estatística multivariada fornece técnicas para classificar a relação entre os atributos do solo. No entanto, abordagens de estatísticas multivariada clássica não consideram a correlação espacial entre os pontos de amostragem, que incluem informações importantes (KORRE, 1999; LIN, 2002). Os métodos de geoestatística multivariada juntam correlações espaciais e relacionamentos multivariado para detectar e mapear as diferentes fontes de variação espacial (KORRE, 1999; JUANG et al., 2004).

Várias técnicas multivariadas de análise de dados de solos tem sido utilizadas como a krigagem fatorial (CASTRIGNANÒ et al., 2000), análise de componentes principais (DRAGOVIC; ONJIA, 2006.), lógica fuzzy (McBRATNEY et al., 1992), redes neurais (McBRATNEY et al., 2000) e outras. Porém quando têm-se dados que não apresentam alta correlação entre si, e dados contínuos juntamente com dados categóricos é necessário a utilização de técnicas menos restritiva como o escalonamento multidimensional.

4.4.1 Escalonamento Multidimensional (MDS)

Escalonamento multidimensional, tradução aqui adotada para Multidimensional Scaling/MDS, é uma técnica numérica cujo objetivo é descobrir uma representação de baixa dimensionalidade de objetos de alta dimensão adequados para representação gráfica. Em particular, o objetivo do escalonamento multidimensional é reduzir a dimensionalidade dos dados, mantendo as suas propriedades de proximidade mútuas. Como o objetivo é calcular um conjunto de coordenadas de vetores, cuja

distribuição reflita um determinado padrão de proximidade, um ponto chave na visualização é a possibilidade de calcular distâncias entre os objetos (FIORI, 2011).

A matriz de distâncias é usada para mapear todas as realizações em um espaço euclidiano R , usando o MDS, que traduz a matriz de dissimilaridade em uma configuração de pontos no espaço Euclidiano n -dimensional (BORG; GROENEN, 1997). A dimensão n é tipicamente escolhida por ser pequeno ($n = 2 \dots 10$). Cada ponto neste mapa representa um modelo e os pontos estão dispostos de uma maneira que as suas distâncias euclidianas correspondem tanto quanto possível para as realizações da distância de dissemelhanças

O objetivo do MDS (COX; COX, 1994; BORG; GROENEN, 1997) é mapear os objetos de M -dimensões

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{x}^{(n)} | \mathbf{x}^{(n)} \in \mathbf{R}^M, n = 1, \dots, N\}, \quad (11)$$

para os objetos de L - dimensões

$$\mathbf{Q} = \{\mathbf{q}^{(n)} | \mathbf{q}^{(n)} \in \mathbf{R}^L, n = 1, \dots, N\}, \quad (12)$$

onde $M \geq L = 2, 3$, de tal modo que as dissimilaridades a partir do espaço M -dimensional

$$D_{ij} = D(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}), i, j = 1, \dots, N, \quad (13)$$

são bem aproximadas pelas distâncias no menor espaço L -dimensional

$$d_{ij} = d(\mathbf{q}^{(i)}, \mathbf{q}^{(j)}) = [\mathbf{q}^{(i)} - \mathbf{q}^{(j)}], i, j = 1, \dots, N. \quad (14)$$

Qualquer tipo de relação entre um par de objetos que podem ser convertidos em uma medida de proximidade, ou, inversamente, para uma medida de dissimilaridade, pode ser considerado como entrada possível para MDS.

MDS poderá ser utilizado como uma ferramenta de visualização de proximidade/similaridade de dados de alta dimensionalidade em função de calcular vetores

bidimensionais ou tridimensionais $Z_k \in \mathbb{R}^p$, correspondentes aos elementos originais $Z_k \in X$, que captam a informação fundamental sobre distâncias mútuas. Os eixos correspondentes às coordenadas dos vetores Z_k , referido como “coordenadas fictícias”, não possuem qualquer significado físico, de um modo geral. Tudo o que importa em um mapa de MDS são as propriedades de proximidade (FIORI, 2011).

A saída principal de MDS é uma representação espacial de uma configuração geométrica dos pontos sobre um mapa. Cada ponto na configuração corresponde a um objeto. A configuração no mapa pode revelar a estrutura oculta dos dados e tornar os dados mais fáceis de compreender (MITO et al., 2011).

MDS plota objetos no mapa de tal modo que objetos que são muito semelhantes são colocados próximos uns dos outros no mapa e objetos que são muito diferentes são colocados distantes no mapa (KRUSKAL; WISH, 1978; NAUGPAL, 2001).

Em virtude do mapa obtido pelo MDS ser derivado somente pelas distâncias de dissimilaridade na matriz, a localização absoluta dos pontos é irrelevante. O mapa pode ser sujeito a tradução, a reflexão e rotação e sem efeito para a metodologia. Somente as distâncias no espaço $\mathbb{R}$ de mapeamento são de interesse (SCHEIDT; CAERS, 2009).

4.5 Aplicações

4.5.1 Aplicações de análise geoestatística em dados de solos

As primeiras aplicações importantes da análise geoestatística em estudos do solo surgiu no início de 1980 (BURGESS; WEBSTER, 1980). Desde então, krigagem tem sido amplamente utilizada em vários sub-campos da ciência do solo por exemplo: recuperação do solo (SAMARA; SINGH, 1990), na classificação de solos (ODEH et al, 1992; BURROUGH et al, 1992), e poluição do solo (HENDRICKS FRASSEN et al., 1997).

O modelo contínuo fornece outra forma de se aproximar da variabilidade espacial do solo. Isso pressupõe que as características do solo variam gradualmente através do espaço. Entre as técnicas disponíveis que facilitam a utilização do modelo contínuo, a geoestatística é a que tem sido considerada como a mais adequada para utilização em ciências do solo (VOLTZ; WEBSTER, 1990; VOLTZ et al, 1997; De GRUIJTER et al, 1994; QIAN; KLINKA, 1995). Para lidar com o aspecto contínuo de

solos, Fitzpatrick (1986) recomendou o mapeamento do solo tendo como base a caracterização dos horizontes em vez de todo o perfil de solo.

O objetivo principal de qualquer classificação é a redução de dados de um sistema complexo e representá-los de maneira mais explícita. Quase todos os levantamentos de solos são acompanhados por algumas formas de agrupamento, seja ele o chamado sistema de classificação “natural” ou a forma tecnicamente interpretativa. No entanto, essas classificações são compostas de classes mutuamente exclusivas, a fim de estar de acordo com a variação descontínua do solo embutidos nos levantamentos de solos tradicionais. Mas, a variação do solo é mais contínuo do que discreto. O trabalho pioneiro em pedometria, a classificação numérica baseada em computador (HOLE; HIRONAKA, 1960; MOORE; RUSSELL, 1967; de GRUIJTER, 1977), foi projetado para resolver esta limitação, entre outras.

Novaes Filho et al. (2007) desenvolveu um trabalho em Juruena (MT), com o objetivo de identificar as classes pedológicas em microbacias sob floresta não perturbada, por meio do estudo da variabilidade espacial da textura (relação textural) e cor (índice de avermelhamento) do solo, considerando-se ainda a altitude da paisagem. Verificaram que foi possível distinguir e mapear as principais classes de solo ocorrentes na área de estudo até o segundo nível categórico do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos, associadas ao fator relevo da paisagem.

Teixeira et al. (2012) conduziram um estudo em uma malha amostral irregular com 141 pontos, instalada sobre a cultura de cana-de-açúcar, com o objetivo de caracterizar e relacionar a variabilidade espacial da respiração do solo e propriedades relacionadas; avaliar a acurácia dos resultados fornecidos pelo método da krigagem ordinária e simulação sequencial gaussiana; e avaliar a incerteza na predição da variabilidade espacial da emissão de CO₂ do solo e demais propriedades utilizando a simulação sequencial gaussiana. Neste estudo todas as variáveis apresentaram estrutura de dependência espacial e as simulações individuais propiciaram para todas as variáveis analisadas melhor reprodução das funções de distribuição acumuladas e dos variogramas, em comparação à krigagem. As maiores incertezas na predição da emissão de CO₂ estiveram associadas às regiões da área com maiores valores observados e estimados.

4.5.2 Aplicações de análise geoestatística e escalonamento multidimensional

Scheidt e Caers (2009) utilizaram a geoestatística e MDS em um reservatório de óleo sintético, para parametrizar a incerteza espacial representado por um grande conjunto de realizações geoestatísticas através de uma função de medição de distância “dissemelhança” entre as duas realizações geoestatísticas. A função de distância permite um mapeamento do espaço de incerteza. A distância pode ser adaptado para esse problema particular. Os autores afirmaram que a aplicação deste método apresentou resultados promissores e as estimativas de quartis foram visivelmente melhores do que aquelas que utilizam os métodos tradicionais de classificação para o mesmo número de avaliações da função de transferência. Além disso, apenas um pequeno número de avaliações da função de transferência foram necessárias para se obter a quantificação precisa da incerteza na estimativa do quartil.

A análise geoestatística e MDS foram aplicadas para identificar as áreas biologicamente ricas no norte da Califórnia e para determinar as características ambientais que ocorrem dentro destas áreas. Neste estudo, embora as posições dos pontos de acesso biológicos persistiram durante o curso do estudo, as características do habitat e composição da comunidade nekton dentro de cada hotspot (região com alto endemismo de espécies) variou ao longo do tempo. Os parâmetros mais consistentes ambientais que explicaram as distribuições foram a temperatura da superfície do mar, salinidade e densidade, indicando que o mecanismo provável de estruturação dos hotspots está relacionado com o fluxo através da região, que diferenciam os padrões de mobilização (REESEA; BRODEUR 2006).

4.5.3 Aplicações de análise de escala multidimensional em dados de solos

Com o objetivo de identificar fatores intrínsecos e extrínsecos que controlam a estabilização do carbono nos solos de cinzas vulcânicas submetido à práticas agrícolas, Hernández e Almendros (2012) aplicaram a análise MDS, e verificaram que a resistência da matéria orgânica do solo à biodegradação pode ser explicada tanto por fatores intrínsecos como extrínsecos.

Os teores totais de matéria orgânica do solo do Parque Natural Serra Maria-Los Vélez (Almería, Sul da Espanha) foram analisados para diferentes usos do

solo (florestas de pinheiros e carvalhos, e áreas desmatadas ou cultivada ou afetados por invasão de matos), nestes dados verificaram-se que o MDS e correlações múltiplas possibilitaram sugerir que os processos de sequestro de carbono do solo são controlados por pequenas características topográficas e seu impacto na capacidade de retenção de água (MIRALLES et al., 2007).

5 MATERIAL E MÉTODOS

5.1 Descrição da Área de Estudo

A Fazenda Experimental Edgardia com área de 1200,32 ha, está localizada no Município de Botucatu, Estado de São Paulo, e pertencente à Faculdade de Ciências Agrônômicas/UNESP, com coordenadas geográficas 22° 50' a 22° 47' 30" S e 48° 22' 30" a 48° 26' 15" WGr e altitude variando de 475 a 725 metros (IBGE, 1969).

O clima predominante na região é do tipo Cfa, segundo a classificação de Köppen, clima temperado quente (mesotérmico) úmido sem estiagem, no qual a temperatura média do mês mais frio é inferior a 17,1 °C e a do mês mais quente ultrapassa 22 °C. A precipitação média anual é de 1428 mm e a temperatura média de 20,3°C (CUNHA; MARTINS, 2009).

Na área ocorre terrenos do Mesozóico pertencentes ao Grupo São Bento, correspondendo ao Triássico Inferior e ao Jurássico, incluindo as Formações Pirambóia, Botucatu e Serra Geral; e sedimentos aluviais referidos ao Holoceno, de acordo com o Mapa Geológico do Estado de São Paulo (IPT, 1981 a,b).

Remanescentes da vegetação natural podem ser observados, caracterizando-se por maciços isolados de formações vegetais de Floresta Estacional, Cerrado e Campo.

5.2.2 Classes do 1º Nível Categórico (ordens) dos solos encontrados na área

Na área foram encontrados solos do primeiro nível categórico (ordem) os nomes das classes são formados pela associação de um elemento formativo com a terminação “solos”. São apresentados a seguir os nomes das classes, seus respectivos elementos formativos e os seus significados.

5.2.2.1 Neossolos

Compreende solos constituídos por material mineral, ou por material orgânico pouco espesso, que não apresentam alterações expressivas em relação ao material originário devido à baixa intensidade de atuação dos processos pedogenéticos, seja em razão de características inerentes ao próprio material de origem, como maior resistência ao intemperismo ou composição química, ou dos demais fatores de formação (clima, relevo ou tempo), que podem impedir ou limitar a evolução dos solos (EMBRAPA, 2013).

Estes solos não apresentam qualquer tipo de horizonte B diagnóstico e satisfazem os seguintes requisitos (EMBRAPA, 2013):

- ausência de horizonte glei abaixo do A dentro de 150 cm de profundidade, exceto no caso de solos de textura areia ou areia franca virtualmente sem materiais primários intemperizáveis.
- ausência de horizonte vértico abaixo de horizonte A;
- ausência de horizonte plântico dentro de 40 cm, ou dentro de 150 cm da superfície se imediatamente abaixo de horizontes A, ou E, ou precedido de horizontes de coloração pálida, variegada ou com mosqueados em quantidade abundante.
- ausência de horizonte A chernozêmico com caráter carbonático, ou conjugado a horizonte C cálcico ou com caráter carbonático.

Nesta classe estão incluídos os solos que foram reconhecidos anteriormente como Litossolos e Solos Litólicos, Regossolos, Solos Aluviais e Areias Quartzosas (Distróficas, Marinhas e Hidromórficas). Solos com horizonte A húmico ou A proeminente, com espessura maior que 50 cm seguido por contato lítico ou com sequência de horizontes A, C ou ACr. Pertencem ainda a esta classe solos com horizonte A ou

hísticos, com menos de 20 cm de espessura, seguidos de camadas com 90% ou mais (expresso em volume) de fragmentos de rocha ou do material de origem, independente de sua resistência ao intemperismo (EMBRAPA, 2013).

5.2.2.2 Chernossolos

Compreende solos constituídos por material mineral que têm como características diferenciais alta saturação por bases e horizonte A chernozêmico sobrejacente a horizonte B textural ou B incipiente com argila de atividade alta, ou sobre horizonte C carbonático ou horizonte cálcico, ou ainda sobre a rocha, quando o horizonte A apresentar concentração de carbonato de cálcio (EMBRAPA, 2013).

São solos normalmente pouco coloridos (escuros ou com tonalidades pouco cromadas e de matizes pouco avermelhados), bem a imperfeitamente drenados (EMBRAPA, 2013).

Estes solos apresentam horizonte A chernozêmico seguido por (EMBRAPA, 2013):

- horizonte B incipiente ou B textural com argila de atividade alta; ou
- horizonte cálcico ou caráter carbonático, coincidindo com o horizonte A chernozêmico e/ou com horizonte C, admitindo-se entre os dois, horizonte B incipiente com espessura < 10cm; ou
- um contato lítico, desde que o horizonte A contenha 150 g kg⁻¹ de solo ou mais de CaCO₃ equivalente.
- horizonte B com caráter ebânico.

Nesta classe estão incluídos a maioria dos solos que eram classificados como Brunizém, Rendzina, Brunizém Avermelhado, Brunizém Hidromórfico e Cambissolos Eutróficos com argila de atividade alta conjugada com A chernozêmico (EMBRAPA, 2013).

5.2.2.3 Nitossolos

Compreende solos constituídos por material mineral, com horizonte B nítico, textura argilosa ou muito argilosa (teores de argila maiores que 350 g kg⁻¹ de solo

a partir do horizonte A), estrutura em blocos subangulares, angulares ou prismática moderada ou forte, com cerosidade nas superfícies dos agregados (EMBRAPA, 2013).

Estes solos apresentam horizonte B bem expresso em termos de desenvolvimento de estrutura e cerosidade, com gradiente textural menor que 1,5. Esta classe exclui solos com incremento no teor de argila requerido para a maior parte do horizonte B textural, sendo a diferenciação de horizontes menos acentuada que a dos Argissolos, com transição do A para o B clara ou gradual e entre subhorizontes do B, gradual ou difusa. São profundos, bem drenados, de coloração variando de vermelho a brunada (EMBRAPA, 2013).

Os Nitossolos são solos que praticamente não apresentam policromia acentuada no perfil e devem satisfazer os seguintes critérios de cores (EMBRAPA, 2013):

a) para solos com todas as cores dos horizontes A e B, exceto BC, dentro de uma mesma página de matiz, admitem-se variações de no máximo 2 unidades para valor e 3 unidades para croma;

b) para solos apresentando cores dos horizontes A e B, exceto BC, em duas páginas de matiz, admite-se variação de ≤ 1 unidade de valor e ≤ 2 unidades de croma;

c) para solos apresentando cores dos horizontes A e B, exceto BC, em mais de duas páginas de matiz, não se admite variação para valor e admite-se variação de ≤ 1 unidade de croma.

Nesta classe se enquadram solos que eram classificados, na maioria, como Terra Roxa Estruturada, Terra Roxa Estruturada Similar, Terra Bruna Estruturada, Terra Bruna Estruturada Similar e alguns Podzólicos Vermelho-Escuros e Podzólicos Vermelho-Amarelos (EMBRAPA, 2013).

5.2.2.4 Latossolos

Compreende solos constituídos por material mineral, com horizonte B latossólico imediatamente abaixo de qualquer um dos tipos de horizonte diagnóstico superficial, exceto hístico (EMBRAPA, 2013).

São solos em avançado estágio de intemperização, muito evoluídos, como resultado de enérgicas transformações no material constitutivo. Os solos são

virtualmente destituídos de minerais primários ou secundários menos resistentes ao intemperismo, e têm capacidade de troca de cátions baixa, inferior a $17 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ de argila sem correção para carbono, comportando variações desde solos predominantemente cauliníticos (EMBRAPA, 2013).

São normalmente muito profundos, sendo a espessura do solo raramente inferior a um metro. Têm sequência de horizontes A, B, C, com pouca diferenciação de subhorizontes, e transições usualmente difusas ou graduais. Em distinção às cores mais escuras do A, o horizonte B tem aparência mais viva, as cores variando desde amarelas ou mesmo bruno-acinzentadas até vermelho-escuro-acinzentadas, dependendo da natureza, forma e quantidade dos constituintes. O incremento de argila do A para o B é pouco expressivo ou inexistente e a relação textural B/A não satisfaz os requisitos para B textural (EMBRAPA, 2013).

São típicos das regiões equatoriais e tropicais, ocorrendo também em zonas subtropicais, distribuídos, sobretudo, por amplas e antigas superfícies de erosão, sedimentos ou terraços fluviais antigos, normalmente em relevo plano e suave ondulado. São originados a partir das mais diversas espécies de rochas e sedimentos, sob condições de clima e tipos de vegetação os mais diversos (EMBRAPA, 2013).

Nesta classe estão incluídos todos os Latossolos, excetuadas algumas modalidades anteriormente identificadas como Latossolos plínticos (EMBRAPA, 2013).

5.2.2.5 Gleissolos

Compreende solos hidromórficos, constituídos por material mineral, que apresentam horizonte glei dentro dos primeiros 150 cm da superfície do solo, imediatamente abaixo de horizontes A ou E (com ou sem gleização), ou de horizonte hístico com menos de 40 cm de espessura, não apresentam textura exclusivamente areia ou areia franca em todos os horizontes dentro dos primeiros 150 cm da superfície do solo ou até um contato lítico, tão pouco horizonte vértico, ou horizonte B textural com mudança textural abrupta acima ou coincidente com horizonte glei ou qualquer outro tipo de horizonte B diagnóstico acima do horizonte glei. Horizonte plíntico, se presente, deve estar à profundidade superior a 200 cm da superfície do solo (EMBRAPA, 2013).

Os solos desta classe encontram-se permanente ou periodicamente saturados por água, salvo se artificialmente drenados. A água permanece estagnada internamente, ou a saturação é por fluxo lateral no solo. Em qualquer circunstância, a água do solo pode se elevar por ascensão capilar, atingindo a superfície (EMBRAPA, 2013).

O processo de gleização implica na manifestação de cores acinzentadas, azuladas ou esverdeadas, devido a redução e solubilização do ferro, permitindo a expressão das cores neutras dos minerais de argila, ou ainda precipitação de compostos ferrosos (EMBRAPA, 2013).

Esta classe abrange os solos que foram classificados anteriormente como Glei Pouco Húmico, Glei Húmico, parte do Hidromórfico Cinzento (sem mudança textural abrupta), Glei Tiomórfico e Solonchak com horizonte glei (EMBRAPA, 2013).

5.2.2.6 Argissolos

Compreende solos constituídos por material mineral, que têm como características diferenciais a presença de horizonte B textural de argila de atividade baixa, ou alta conjugada com saturação por bases baixa ou caráter alítico. O horizonte B textural (Bt) encontra-se imediatamente abaixo de qualquer tipo de horizonte superficial, exceto o hístico, sem apresentar, contudo, os requisitos estabelecidos para serem enquadrados nas classes dos Luvisolos, Planossolos, Plintossolos ou Gleissolos (EMBRAPA, 2013).

São de profundidade variável, desde forte a imperfeitamente drenados, de cores avermelhadas ou amareladas, e mais raramente, brunadas ou acinzentadas. A textura varia de arenosa a argilosa no horizonte A e de média a muito argilosa no horizonte Bt (EMBRAPA, 2013).

São forte a moderadamente ácidos, com saturação por bases alta, ou baixa (EMBRAPA, 2013).

Nesta classe estão incluídos os solos que foram classificados anteriormente como Podzólico Vermelho-Amarelo argila de atividade baixa ou alta, pequena parte de Terra Roxa Estruturada, de Terra Roxa Estruturada Similar, de Terra Bruna Estruturada e de Terra Bruna Estruturada Similar, na maioria com gradiente textural necessário para B textural, em qualquer caso Eutróficos, Distróficos, Podzólico Bruno-Acinzentado, Podzólico Vermelho-Escuro, Podzólico Amarelo, Podzólico Acinzentado e

mais recentemente solos que foram classificados como Alissolos com B textural (EMBRAPA, 2013).

5.2.3 Horizontes Diagnósticos dos solos encontrados na área

Foram encontrados os seguintes horizontes diagnósticos na área da Fazenda Experimental Edgardia:

5.2.3.1 Horizonte A chernozêmico

É um horizonte escuro (mínimo de 0,6% de carbono orgânico), espesso (em torno de 18 a 25 cm), bem estruturado, com saturação por bases superior a 50% e, teor de P_2O_5 (solúvel em ácido cítrico) menor que 250 ppm (CARVALHO et al., 1991).

5.2.3.2 Horizonte A proeminente

É um horizonte semelhante ao chernozêmico, diferindo somente na saturação por bases, que neste caso, é inferior a 50% (CARVALHO et al., 1991).

5.2.3.3 Horizonte A moderado

O horizonte A moderado não satisfaz as características para eleger os demais tipos de horizonte A (chernozêmico, proeminente, antrópico, turfoso e fraco) (CARVALHO et al., 1991).

Em geral o horizonte A moderado difere dos horizontes A chernozêmico, proeminente e húmico pela espessura e/ou cor e do A fraco pelo teor de carbono orgânico e estrutura, não apresentando ainda os requisitos para caracterizar o horizonte hístico ou o A antrópico (EMBRAPA, 2013).

5.2.3.4 Horizonte B textural

O conteúdo de argila do horizonte B textural é maior que o do horizonte A ou E e pode, ou não, ser maior que o do horizonte C (EMBRAPA, 2013).

O gradiente textural (razão da média do conteúdo de argila do horizonte B/A, excluindo o BC) é maior que: 1,5 se o horizonte A tem mais que 40% de argila; 1,7 se tem de 15 a 40% de argila, e 1,8 se tem menos de 15% de argila. Quando o horizonte B apresenta estrutura em blocos ou prismática com cerosidade associada, que exceda pouca e fraca, o gradiente textural supracitado não é requerido (CARVALHO et al., 1991).

Nota: os horizontes B textural e B nítico não são mutuamente exclusivos. A distinção entre Argissolos e Nitossolos é feita pelos teores de argila, pelo gradiente textural e pela diferenciação de cor no solo (policromia), conforme critérios constantes na definição de Nitossolos.

5.2.3.5 Horizonte B latossólico

É um horizonte mineral subsuperficial, cujos constituintes evidenciam avançado estágio de intemperização, explícita pela alteração quase completa dos minerais primários menos resistentes ao intemperismo e/ou de minerais de argila 2:1, seguida de intensa dessilicificação, lixiviação de bases e concentração residual de sesquióxidos, argila do tipo 1:1 e minerais primários resistentes ao intemperismo. Em geral, é constituído por quantidades variáveis de óxidos de ferro e de alumínio, minerais de argila 1:1, quartzo e outros minerais mais resistentes ao intemperismo, podendo haver a predominância de quaisquer desses materiais (EMBRAPA, 2013).

Apresenta espessura igual ou maior que 50 cm; CTC após dedução da contribuição do carbono orgânico menor que $13 \text{ meq } 100^{-1} \text{ g}$ de argila; relação $\text{SiO}_2/\text{Al}_2\text{O}_3$ (índice Ki) da fração argila igual ou menor que 2,2; relação silte/argila menor que 0,7; se presentes na fração 0,05 – 2 mm, menos que 4% de minerais facilmente intemperizáveis reportados à fração menor que 2 mm; menos de 5% por volume de fragmentos de rocha ou saprolito; estrutura forte muito pequena a pequena granular a blocos subangulares moderada (CARVALHO et al., 1991).

O horizonte B latossólico pode conter mais argila do que o horizonte sobrejacente, porém o incremento da fração argila com o aumento da profundidade é pequeno, de maneira que comparações feitas a intervalos de entre os horizontes A e B apresentam diferenças menores que aquelas necessárias para caracterizar um horizonte B textural (EMBRAPA, 2013).

O horizonte B latossólico apresenta diferenciação pouco nítida entre os seus sub horizontes, com transição, de maneira geral, difusa (EMBRAPA, 2013).

Em síntese, o horizonte B latossólico é um horizonte subsuperficial que não apresenta características diagnósticas de horizonte glei, B textural, B nítico e plíntico, e encontra-se presente abaixo de qualquer horizonte diagnóstico superficial, exceto o hístico (EMBRAPA, 2013).

5.2.3.6 Horizonte glei

O horizonte glei possui propriedades hidromórficas ou gleizadas como: matizes dominantes neutros ou mais azuis que 10Y; e ou saturação por água em algum período do ano, ou drenado artificialmente, com evidências de processos de redução e segregação de Fe, expresso por 20% ou mais de mosqueados com croma igual ou menor que 2; e, na ausência de mosqueados, quando os valores são maiores que 4, o croma é menor que 1 e se o valor é 4 ou mais, o croma é 1 ou menos (CARVALHO et al., 1991).

Em síntese, o horizonte glei é um horizonte mineral, com espessura mínima de 15 cm, com menos de 15% de plintita e é saturado com água por influência do lençol freático durante algum período ou o ano todo, a não ser que tenha sido artificialmente drenado, apresentando evidências de processos de redução, com ou sem segregação de ferro (EMBRAPA, 2013).

5.2.4 Atributos Diagnósticos dos solos encontrados na área

Na Fazenda Experimental Edgardia foram encontrados os seguintes atributos diagnósticos:

5.2.4.1 Cor do solo

A cor do horizonte B é utilizada na subdivisão das classes de solo, particularmente, para latossolos e podzólicos. Este critério está relacionado a outras propriedades, como óxidos/hidróxidos de ferro na fração menor do que 2 mm, suscetibilidade magnética de material seco triturado e às condições climáticas do solo (CARVALHO et al., 1991).

5.2.4.2 Caráter vértico

Presença de “slickensides” (superfícies de fricção), fendas, ou estruturas cuneiforme e/ou paralelepípedica, em quantidade e expressão insuficientes para caracterizar horizonte vértico (EMBRAPA, 2013).

5.2.4.3 Saturação por bases

Refere-se à proporção (taxa percentual, $V\% = 100.S/T$) de cátions básicos trocáveis em relação à capacidade de troca determinada a pH 7. A expressão alta saturação se aplica a solos com saturação por bases igual ou superior a 50% (Eutrófico) e baixa saturação para valores inferiores a 50% (Distrófico). Utiliza-se, ainda, o valor de $V \geq 65\%$ para identificação do horizonte A chernozêmico (EMBRAPA, 2013).

Para a distinção entre classes de solos por este critério é considerada a saturação por bases no horizonte diagnóstico subsuperficial (B ou C). Na ausência destes horizontes a aplicação do critério é definida para cada classe específica (EMBRAPA, 2013).

5.2.4.4 Mudança textural abrupta

Considera-se como mudança textural abrupta o aumento acentuado da fração argila entre os horizontes A e B numa distância vertical menor ou igual a 8 cm, sendo que, quando o horizonte A apresenta menos de 20% de argila, o B deve possuir o dobro; quando o A tem 20% ou mais de argila, o B deve conter 20% ou mais em valor absoluto na terra fina (CARVALHO, et al., 1991).

5.2.4.5 Atividade da fração argila

Refere-se à capacidade de troca de cátions correspondente à fração argila, calculada pela expressão: $T \times 1000/g \text{ kg}^{-1}$ de argila. Atividade alta (Ta) designa valor igual ou superior a $27 \text{ cmol}_c/\text{kg}$ de argila, sem correção para carbono e atividade baixa (Tb), valor inferior a $27 \text{ cmol}_c/\text{kg}$ de argila, sem correção para carbono. Este critério não se aplica aos solos das classes texturais areia e areia franca (CARVALHO, et al., 1991).

Para distinção de classes por este critério, é considerada a atividade da fração argila no horizonte B, ou no C, quando não existe B.

5.2.4.6 Grupamentos texturais

Grupamento textural é a reunião de uma ou mais classes de textura. São utilizados os seguintes grupamentos texturais (EMBRAPA, 2013):

- a) Textura argilosa - os solos são considerados de textura argilosa, quando apresentam mais de 35% de argila.
- b) Textura média - quando apresentam teores entre 15 e 35% de argila.
- c) Textura arenosa - quando os solos apresentam menos de 15% de argila e teor de areia maior que 70%.

5.2 Material

5.2.1 Dados de solos

Os dados de solos (atributos físicos e químicos do solo) foram coletados para a confecção do mapa semidetalhado de solos elaborado por Carvalho et al. (1991). A malha amostral (Figura 3) foi composta por 90 pontos (25 trincheiras e 65 tradagens). Foram utilizados os dados do horizonte A1 e B2.

As análises físicas (granulometria) e as análises químicas (pH, $H+Al$, Al , P , Ca , Mg , Na , SB , CTC , $V\%$, e $m\%$) foram realizadas de acordo com a metodologia da Embrapa (1979) e a MO (matéria orgânica) de acordo com Malavolta e

Coury (1954). O atributo gradiente textural foi obtido pela razão entre o teor de argila do horizonte B (ou C) sobre horizonte A.

Os atributos categóricos utilizados foram: o horizonte do solo que foi analisado no perfil do solo, sendo que os solos que tem a presença do horizonte B foram codificados como 1 e os solos que não apresentam o horizonte B como 2; cor do solo que foi identificada de acordo com a carta de Munsell (MUNSELL Collor, 1998), as cores consideradas foram a bruno, cinza, vermelho-amarelado e vermelho, que foram codificadas como cor1, cor 2, cor 3 e cor 4, respectivamente.

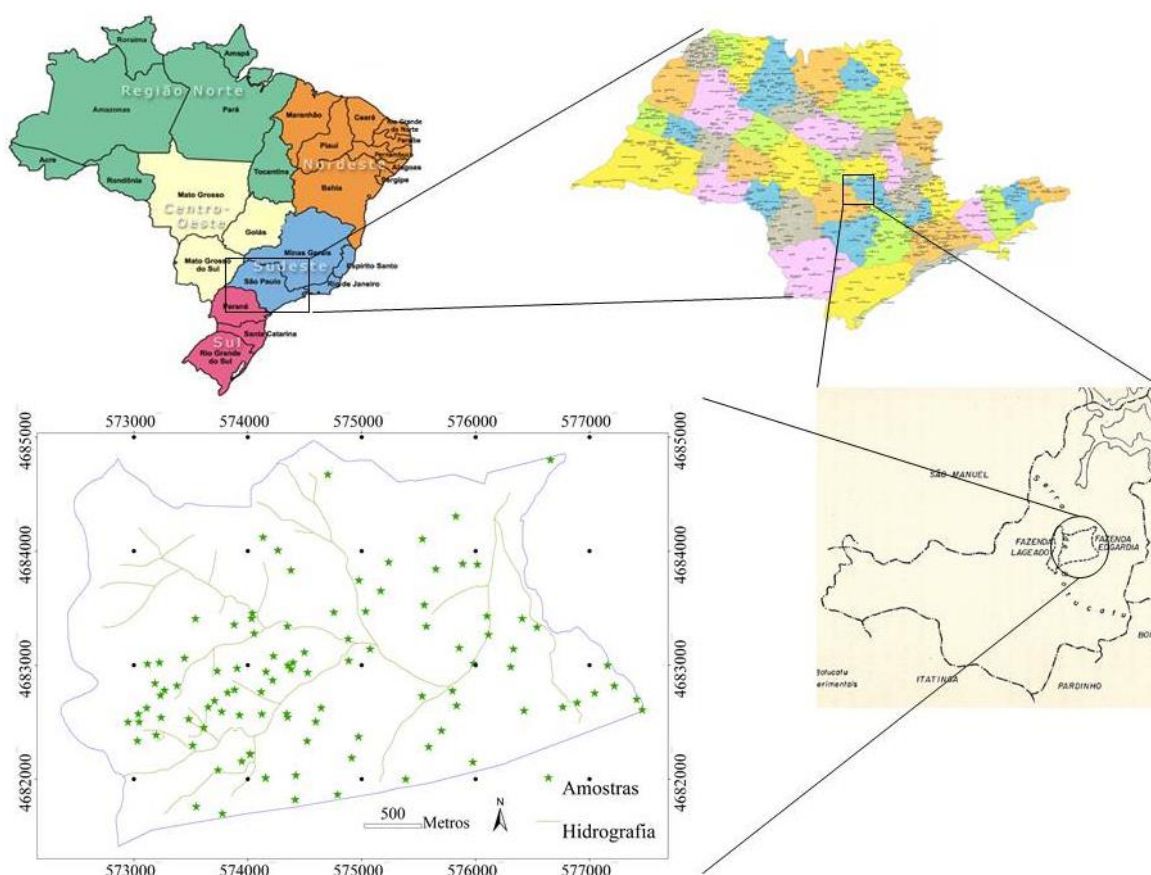
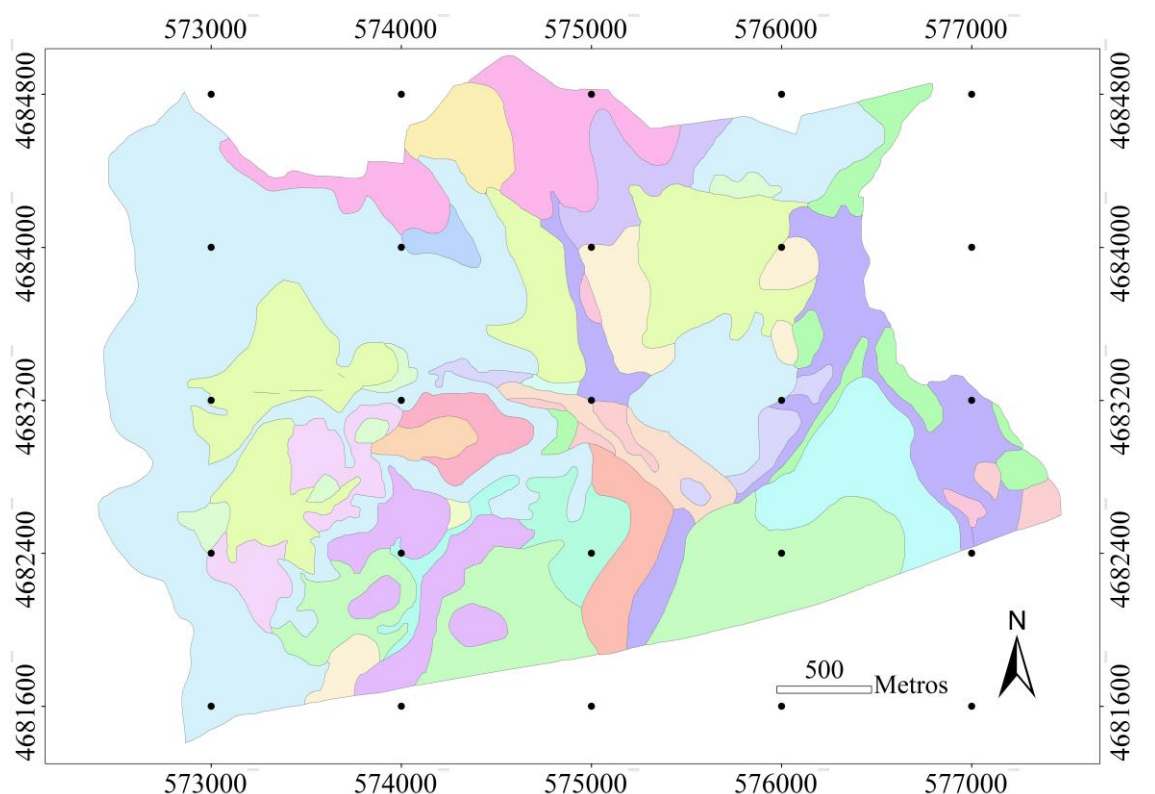


Figura 3. Grade de amostragem dos dados de solos da Fazenda experimental Edgardia em Botucatu, SP.

Os resultados das análises foram convertidos para as unidades de acordo com o Sistema Internacional de Unidades e a classificação de solos (Figura 4) atualizada conforme normas da EMBRAPA (2013). Na Tabela 1 está o significado da legenda do mapa de solos.



Unidade de Mapeamento

GXd GXe2 LVdf LVef2 MX2 NVe2 PVAe1 PVAe3 RLe RQd2 RYe1 RYe3 RYe5
 GXe1 LVA LVef1 MX1 NVe1 NXe1 PVAe2 PVAe4 RQd1 RQgd RYe2 RYe4

Figura 4. Mapa de solos atualizado, segundo EMBRAPA (2013) da Fazenda Experimental Edgardia em Botucatu, SP.

Fonte: Atualizado de Carvalho et al. (1991).

Tabela 1. Descrição das classes de solos presentes no mapa de solos da Fazenda Experimental Edgardia em Botucatu, SP

Legenda	Significado da legenda
GXd	GLEISSOLO HÁPLICO Distrófico Ta textura argilosa/média/arenosa fase campo tropical hidrófilo de várzea relevo plano
GXe1	GLEISSOLO HÁPLICO Eutrófico Ta textura argilosa/média fase campo tropical hidrófilo de várzea relevo plano
GXe2	Associação de GLEISSOLO HÁPLICO Eutrófico + GLEISSOLO Distrófico ambos Ta textura média + GLEISSOLO HÁPLICO Distrófico Tb textura argilosa + GLEISSOLO HÁPLICO Eutrófico Ta textura argilosa todos fase campo tropical hidrófilo de várzea relevo plano
LVA	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico A moderado textura média fase floresta tropical subperenifólia relevo suave ondulado
LVdf	Associação de LATOSSOLO VERMELHO Distrófico textura média fase floresta tropical subperenifólia/cerrado + LATOSSOLO VERMELHO Eutroférrico + NITOSSOLO HÁPLICO Eutrófico Ta abrupto ambos textura arenosa/media fase floresta tropical subperenifólia/cerrado todos A moderado relevo ondulado
LVef1	LATOSSOLO VERMELHO Eutroférrico A moderado textura argilosa fase floresta tropical subperenifólia/cerrado relevo suave ondulado

Tabela 1. Continuação...

Legenda	Significado da legenda
LVef2	LATOSSOLO VERMELHO Eutroférico A moderado textura média fase floresta tropical subperenifólia/cerrado relevo ondulado
MX1	CHERNOSSOLO HÁPLICO textura média/argilosa fase floresta tropical subperenifólia relevo ondulado
MX2	Associação de CHERNOSSOLOS HÁPLICOS textura média/argilosa fase pedregosa relevo ondulado + NEOSSOLOS LITÓLICOS Eutróficos Ta A chernozêmico textura média relevo forte ondulado substrato basalto e arenito + NITOSSOLO VERMELHO Tb A moderado textura argilosa relevo ondulado todos fase floresta tropical subperenifólia + NITOSSOLO HÁPLICO Eutrófico Tb A chernozêmico textura média/argilosa fase floresta tropical subperenifólia relevo suave ondulado
NVe1	NITOSSOLO VERMELHO Eutrófico Tb A moderado textura média/argilosa fase floresta tropical subperenifólia relevo suave ondulado
NVe2	NITOSSOLO VERMELHO Eutrófico Ta A moderado textura argilosa fase floresta tropical subperenifólia relevo ondulado
NXe1	NITOSSOLO HÁPLICO Eutrófico Tb A chernozêmico textura média/argilosa fase floresta tropical subperenifólia relevo suave ondulado
PVAe1	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico Tb abrupto A moderado textura arenosa/argilosa fase floresta tropical subperenifólia relevo ondulado
PVAe2	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico Tb abrupto A moderado textura arenosa/média fase floresta tropical subperenifólia relevo ondulado
PVAe3	Associação de ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico textura arenosa/argilosa + ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico textura arenosa/média ambos Tb abrupto fase floresta tropical subperenifólia relevo suave ondulado + LATOSSOLO VERMELHO Distroférico textura média fase floresta tropical subperenifólia/cerrado relevo ondulado + NITOSSOLO HÁPLICO Eutrófico Tb abrupto textura arenosa/média fase floresta tropical subperenifólia relevo suave ondulado todos A moderado
PVAe4	Associação de ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico Tb abrupto textura arenosa/argilosa A moderado relevo ondulado. + NEOSSOLOS LITÓLICOS Eutróficos Ta A chernozêmico textura média fase relevo forte ondulado substrato basalto e arenito ambos fase floresta tropical subperenifólia + NEOSSOLOS QUARTZARÊNICO Distrófico A moderado fase floresta tropical subperenifólia relevo suave ondulado + NEOSSOLOS QUARTZARÊNICO Eutróficos Ta textura arenosa/média ambos A moderado fase campo tropical higrófilo de várzea relevo plano
RLe	NEOSSOLOS LITÓLICOS Eutróficos Ta A chernozêmico textura média fase floresta tropical subperenifólia relevo forte ondulado substrato basalto e arenito
RQd1	NEOSSOLOS QUARTZARÊNICO Distrófico A moderado fase floresta tropical subperenifólia relevo suave ondulado
RQd2	Associação de NEOSSOLOS QUARTZARÊNICO Distrófico A moderado todas fase floresta tropical subperenifólia relevo ondulado + NEOSSOLOS LITÓLICOS Eutrófico Ta A moderado textura arenosa fase floresta tropical subperenifólia relevo forte ondulado substrato basalto e arenito
RQgd	NEOSSOLOS QUARTZARÊNICO HIDROMÓRFICAS Distrófico A moderado fase campo tropical higrófilo de várzea relevo plano.
RYe1	NEOSSOLOS FLÚVICO Eutrófico Ta chernozêmico textura média fase campo tropical higrófilo de várzea relevo plano
RYe2	NEOSSOLOS FLÚVICO Eutrófico Ta A moderado textura média/arenosa/média fase campo tropical higrófilo de várzea relevo plano

Tabela 1. Continuação...

Legenda	Significado da legenda
RYe3	NEOSSOLOS FLÚVICO Eutrófico Ta A moderado textura arenosa/média fase campo tropical higrófilo de várzea relevo plano
RYe4	Associação de NEOSSOLOS FLÚVICO A chernozêmico textura média + NEOSSOLOS FLÚVICO A moderado textura média/arenosa/média ambos fase campo tropical higrófilo de várzea + GLEISSOLO HÁPLICO A moderado textura argilosa/média fase campo tropical hidrófilo de várzea + GLEISSOLO HÁPLICO textura argilosa/média fase campo tropical hidrófilo de várzea todos Eutróficos Ta relevo plano
RYe5	Associação de NEOSSOLOS FLÚVICO textura média + NEOSSOLOS FLÚVICO textura média/arenosa/média ambos Eutróficos Ta fase campo tropical higrófilo de várzea + NEOSSOLOS QUARTZARÊNICO HIDROMÓRFICAS Distrófico fase campo tropical hidrófilo de várzea todos A moderado relevo plano.

5.2.2 Programas computacionais

Para a análise da estatística descritiva e geoestatística dos atributos do solo foi utilizado o programa geoMS v. 1.0 (CMRP, 2000). No geoMS foi utilizado o módulo geoDATA para a análise da estatística descritiva e para a análise geoestatística foram utilizados os módulos geoVAR, geoMOD, geoDSS, geoSIS, geoVAG e geoTRDATA.

No programa Mathematica (WOLFRAM, 2012) foi realizada a análise multivariada escala multidimensional. A edição e layout dos mapas foram realizados no arcGIS (ESRI, 2010).

5.3 Metodologia

5.3.1 Análise descritiva

A análise descritiva foi realizada para obter um melhor entendimento de conjunto de dados do solo, uma vez que resume o conjunto de dados, descrevendo suas variações e comportamentos em torno da média e possibilita interpretações mais confiáveis e detecção de possíveis inconsistências.

5.3.2 Análise geoestatística

Os dados de solos (atributos físicos e químicos do solo) foram submetidos à análise geoestatística no intuito de verificar a existência e quantificar o grau de dependência espacial, com o ajuste do variograma, com base nas pressuposições de estacionaridade da hipótese intrínseca e foi estimado utilizando-se do variograma clássico de Matheron, conforme a Equação 1.

Os variogramas diretos para as quatro direções, 0°, 45°, 90° e 135°, mais utilizadas na detecção de anisotropia foram calculados e ajustados a modelos teóricos. Foram verificado a direção de maior alcance dos atributos do solo e a direção de menor alcance que foi considerada é a direção ortogonal à direção de maior alcance.

Para mensurar a dependência espacial calculou-se o IDE (Índice de Dependência Espacial), dada pela razão entre a componente estrutural e o patamar (ZIMBACK, 2001).

A simulação estocástica de imagens dos dados de solos foi efetuada com a utilização do método de Simulação Sequencial Direta (SSD) para os dados contínuos (gradiente textural, V%, matéria orgânica, alumínio, areia e agila) e com a Simulação Sequencial Indicativa (SSI) para os dados categóricos do solo (horizonte e cor do solo).

A aplicação da SSD e SSI foi de acordo com as etapas proposta por Soares (2001) (ver ítem 4.3.1.2).

A validação das simulações (SSD e SSI) foi realizada pela geração dos variogramas das simulações, os quais serão relacionados aos variogramas dos dados amostrados.

5.3.3 Probabilidades das simulações

Neste estudo a espacialização dos atributos de solos foi realizada antes da análise multivariada escalonamento multidimensional (MDS) e, como foi aplicada na espacialização dos atributos do solo, a simulação geoestatística, que gera um conjunto de imagens para cada atributo do solo, foi calculado a probabilidade dos atributos de todas as simulações, considerando os níveis de corte (diferenciação entre grupos de solos) de acordo com os limites dos atributos determinados pelo Sistema Brasileiro e Classificação

de Solos da Embrapa (2013). Assim, o cálculo da probabilidade dos atributos do solo, que possui maior importância para o manejo do solo foi o seguinte:

1. Horizonte: com este atributo foi verificado a probabilidade dos solos ter a presença do horizonte B;

2. Gradiente textural: foi verificado a probabilidade dos solos apresentarem o horizonte B textural ou C com acúmulo de argila, sendo que solos que apresentam o gradiente textural $\geq$ que 1,7, são considerados como possui o horizonte B B textural ou C com acúmulo de argila e os solos que apresentam gradiente textural $<$ que 1,7 não possui este tipo de horizonte;

3. Cor do solo: como a cor do solo possui quatro classes, foi gerado quatro mapas, sendo que em cada mapa foi verificado a probabilidade deste solo ser da cor bruno (1), cinza (2), vermelho-amarelado (3) e vermelho (4), respectivamente;

4. V%: foi verificada a probabilidade dos solos serem eutróficos. Os solos que apresentam $V\% \geq 50\%$ são considerados como eutróficos e os que possuem $V\% < 50\%$ são considerados como distróficos;

5. Areia: foi verificada a probabilidade dos solos serem argilosos. Os solos que apresentam teor de areia $< 70\%$ são considerados de textura média ou argilosa, e os que possuem teor de areia $> 70\%$ são considerados como de textura arenosa;

6 Argila: foi verificada a probabilidade dos solos serem argilosos. Os solos que apresentam teor de argila $> 35\%$ são considerados de textura argilosa, e os que possuem teor de argila $< 35\%$ são considerados como de textura média ou arenosa.

7 Alumínio (Al): foi verificada a probabilidade dos solos serem alumínicos. Os solos que apresentam $Al \geq 4 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ são considerados como alumínicos, e os que possuem $Al < 4 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ são considerados como não alumínicos;

8. Carbono orgânico (CO): foi verificada a probabilidade dos solos serem orgânicos. Os solos que apresentam $CO \geq 8\%$ são considerados como orgânicos e os que possuem $CO < 8\%$ são considerados como não orgânicos.

5.3.4 Escalonamento multidimensional

5.3.4.1 Construção da matriz de distâncias de dissimilaridade

Dado um conjunto de N_R realizações y_i e uma função δ distância entre quaisquer duas realizações, uma matriz $N_R \times N_R$ distância de dissimilaridade D foi construída contendo a distância medida entre as duas realizações δ_{ij} . A matriz de dissimilaridade válida deve satisfazer ambas as seguintes restrições: a auto-similaridade ($\delta_{ii} = 0$) e simetria ($\delta_{ij} = \delta_{ji}$). Uma vez que a matriz D de distância foi construída, todas as N_R realizações foram mapeadas em um espaço euclidiano R usando escalonamento multidimensional (MDS).

A matriz de distância de dissimilaridade foi calculada considerando o valor dos atributos do solo em relação a um grupo A de solo, contendo as seguintes características: presença do horizonte B textural, cor vermelha, eutrófico e argiloso.

5.3.4.2 Escalonamento Multidimensional (MDS)

A análise por escalonamento multidimensional (MDS) foi realizada nas seguintes etapas:

- Construir uma matriz A com elementos da função da distância

dissemelhança entre quaisquer dois modelos δ_{ij} : $a_{ij} = -\frac{1}{2}\delta_{ij}^2$

- Construir uma matriz B pela centralização $A : B = HAH$ usando a

matriz $H = I - \frac{1}{n}\mathbf{1}\mathbf{1}^T$

- Extrair o p maiores autovalores positivo $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ de B e a correspondente p autovetores $\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_p$.

- Uma configuração espacial p -dimensional dos objectos N_R é derivada a partir da matriz de coordenadas $X = E_p \Lambda_p^{1/2}$ onde E_p é a matriz de autovetores p e Λ_p é a matriz diagonal de autovalores p de B , respectivamente.

O MDS clássico assume que as distâncias são euclidianas. No entanto, em muitas aplicações, os dados não são distâncias como medidas a partir de um mapa, mas sim são distâncias devido à dissemelhança. Quando se aplica MDS clássicos

para dissimilaridades, presume-se que as proximidades comportam-se como reais medidas de distâncias.

Neste caso tem-se N total de indivíduos/objetos, os nós da rede, com as propriedades que são as classes de probabilidade P_{ZiA} de cada atributo Z_i . As duas etapas de abordagem MDS são:

a) Primeiro, é calculada uma distância entre quaisquer dois pontos do nó do grid, com base nas probabilidades estimadas (5.3.3.). Utilizando o MDS, cada objeto (nó do grid) é representado num espaço ortogonal referenciado como agrupamentos.

b) No segundo passo, uma análise de agrupamento K-means é realizada sobre o espaço MDS, utilizando todas as dimensões do MDS, para se obter N_{C1} agrupamentos. Estes C_i agrupamentos são validados por conhecimento especializado e identificado como grupos de solo. Cada agrupamento é então caracterizada por um centróide no espaço MDS.

5.3.5 Análise de sensibilidade

Cada atributo tem um determinado “peso” ou “contribuição” para os grupos de solos que foram obtidas pelo MDS. Para medir a importância relativa de cada atributo na definição de grupos e qual a incerteza que cada atributo pode condicionar ao resultado do MDS, a seguinte metodologia é proposta:

a) Cada atributo é "removido", em um momento, antes de reaplicar o procedimento MDS. Isto é feito dando a probabilidade $P_{ZiA} = 0,5$, para o atributo escolhido. Então, os centróides dos agrupamentos são recalculados, e os deslocamentos relativos dos centróides originais são avaliados. Este procedimento é repetido para todos os atributos envolvidos na análise de agrupamento. Os deslocamentos são proporcionais à contribuição de cada atributo, para a classificação de diferentes tipos de solo, isto é, os vetores de deslocamento (as distâncias dos deslocamentos) são uma medida da sensibilidade de cada tipo de solo/agrupamento para os diferentes atributos.

6 RESULTADO E DISCUSSÃO

A aplicação da simulação estocástica geoestatística e do escalonamento multidimensional para definir os grupos de solos foram resumidas nas seguintes etapas:

- Estatística descritiva dos atributos do solo.
- Simulação de atributos do solo para a área de estudo em uma grade regular.
- Cálculo das distribuições de probabilidade para os grupos discriminante de cada atributo do solo em cada nó da rede.
- Representação de todos os nós da rede na análise MDS para combinar os atributos em grupos.
- Análise espacial da sensibilidade de cada grupo de atributos do solo.
- Mapeamento dos agrupamentos de solos.

6.1 Análise descritiva

Os resultados da análise descritiva dos atributos do solo, horizonte, gradiente textural, cor, V%, areia, argila, alumínio e carbono orgânico, estão apresentados na Tabela 2 e os histogramas e os mapas dos pontos amostrais dos atributos do solo estão representados nas Figuras 5 a 12.

Com base no critério de Warrick e Nielsen (1980), o coeficiente de variação (CV) apresentou-se alto ($CV > 60\%$) para o gradiente textural, argila, alumínio e carbono orgânico. Os demais atributos apresentaram CV médio ($60\% > CV > 12\%$). O alumínio e o carbono orgânico apresentaram maiores coeficiente de variação por ser do horizonte A do solo, pois este horizonte é modificado (revolvido) pelo manejo do solo. O gradiente textural apresentou alta variação por conter diferentes tipos de solos na área de estudo com diferentes graus de desenvolvimento.

O gradiente textural, alumínio e carbono orgânico apresentaram assimetria positiva e o V% apresentou assimetria negativa, o que pode ser verificado tanto na Tabela 2 com o parâmetro coeficiente de assimetria, onde estes valores são maiores ou menores do que zero, quanto nos histogramas destes atributos (Figuras 6, 8, 11 e 12). Os demais atributos do solo apresentaram-se simétricos, com valores de coeficiente de assimetria próximos a zero.

Tabela 2. Estatística descritiva dos atributos do solo

Atributos	Amostras	Média	Mínimo	Máximo	s	CV (%)	C _s
Horizonte ^{aq}	95						
GT	95	2,13	0,23	8,33	1,50	70,00	2,17
Cor ^{aq}	95						
V	95	62,71	5,00	95,00	26,86	43,00	-0,84
Areia	95	56,85	2,00	92,00	24,08	42,00	-0,17
Argila	94	26,30	1,00	61,00	15,95	61,00	0,45
Al	91	0,57	0,00	3,60	0,79	140,00	2,11
CO	86	1,28	0,12	3,97	0,88	69,00	0,92

aq: atributo qualitativo; GT: gradiente textural; V%: saturação por bases, em %; Areia em %; Argila em %; Al: alumínio, em $\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$; CO: carbono orgânico, em %; s: desvio padrão; CV (%): coeficiente de variação; C_s: coeficiente de assimetria.

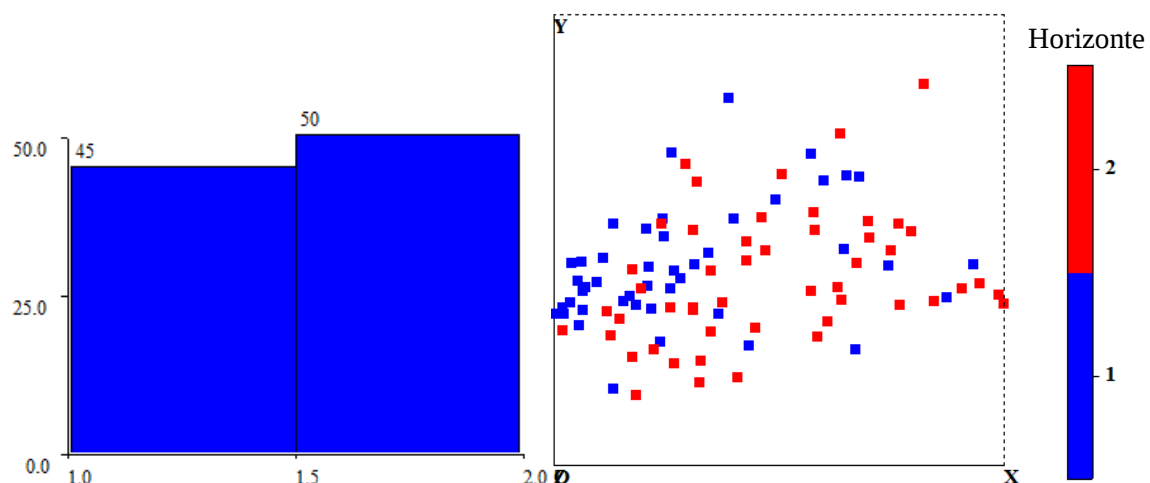


Figura 5. Gráfico de barras e malha amostral do horizonte do solo.

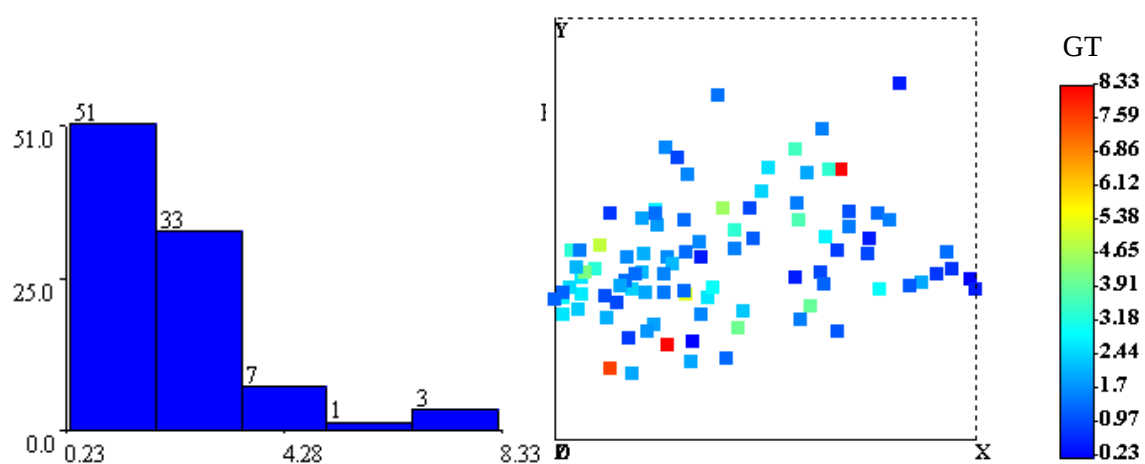


Figura 6. Histograma e malha amostral do gradiente textural (GT) do solo.

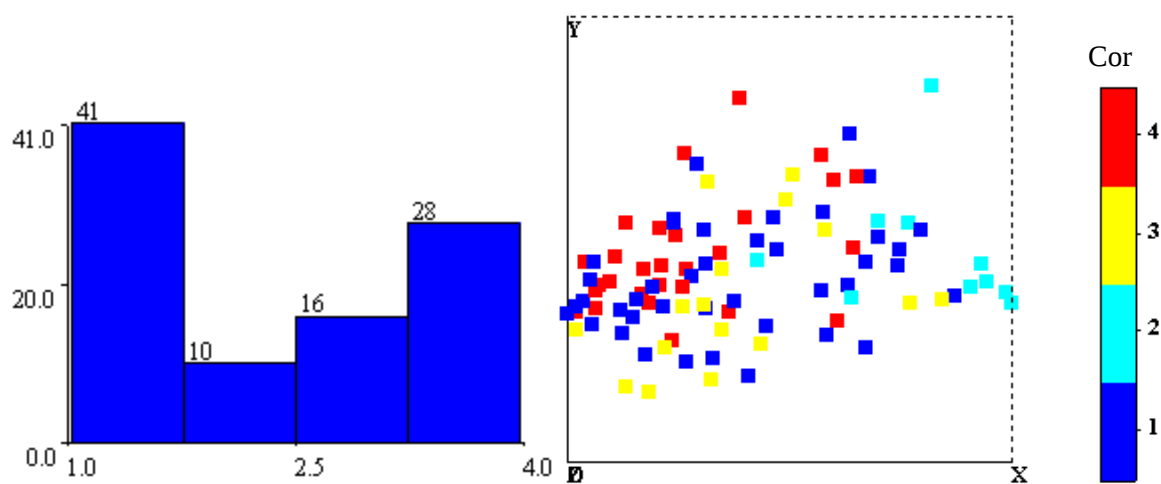


Figura 7. Gráfico de barras e malha amostral da cor do solo.

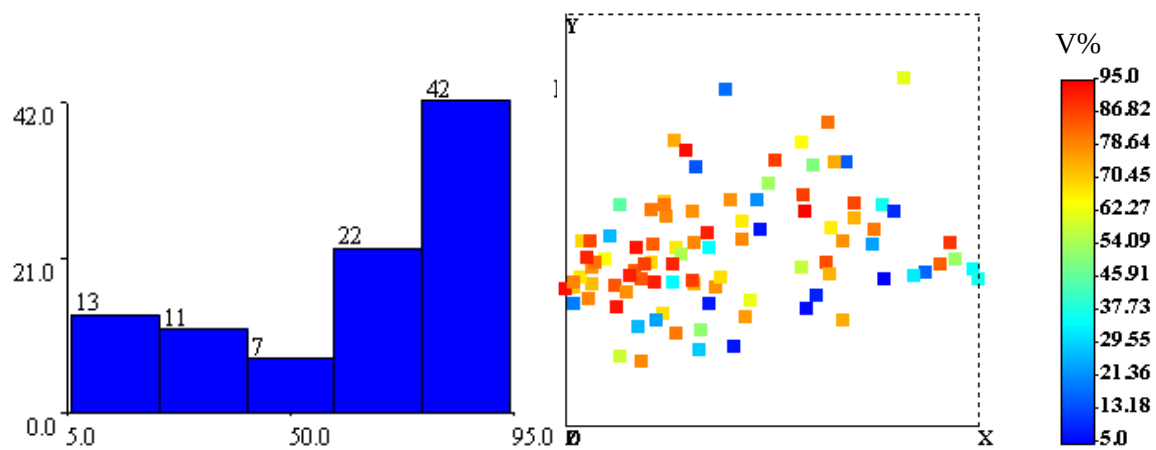


Figura 8. Histograma e malha amostral da saturação por bases (V%) do solo.

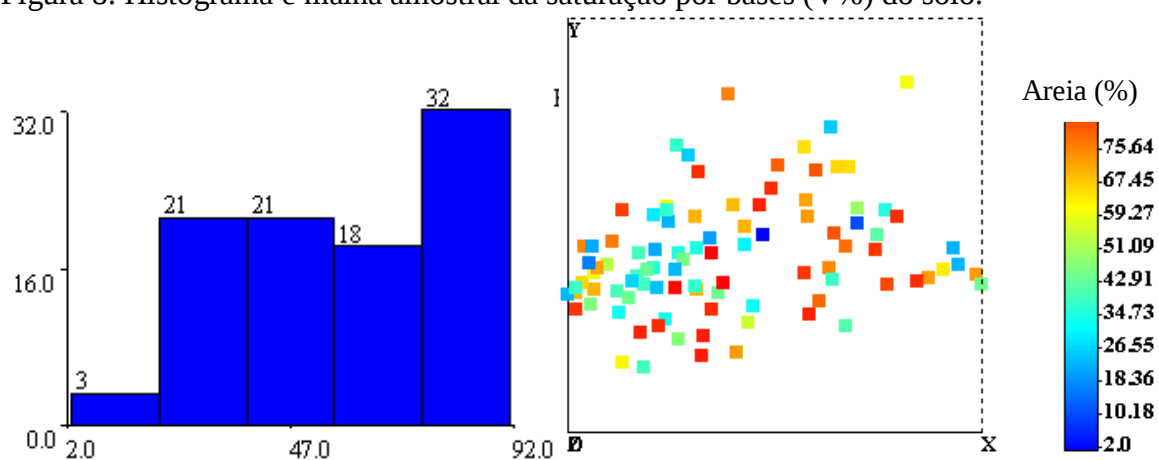


Figura 9. Histograma e malha amostral da areia do solo.

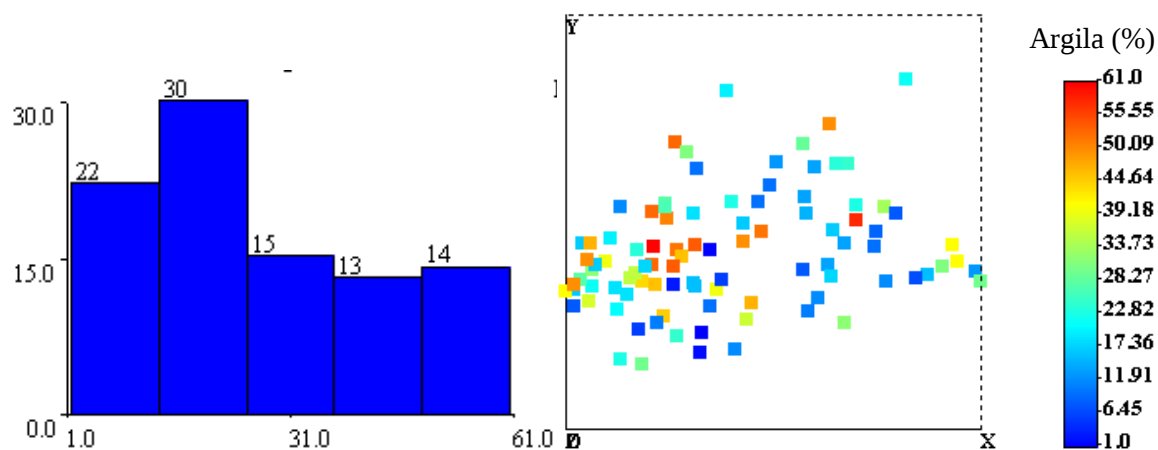


Figura 10. Histograma e malha amostral da argila do solo.

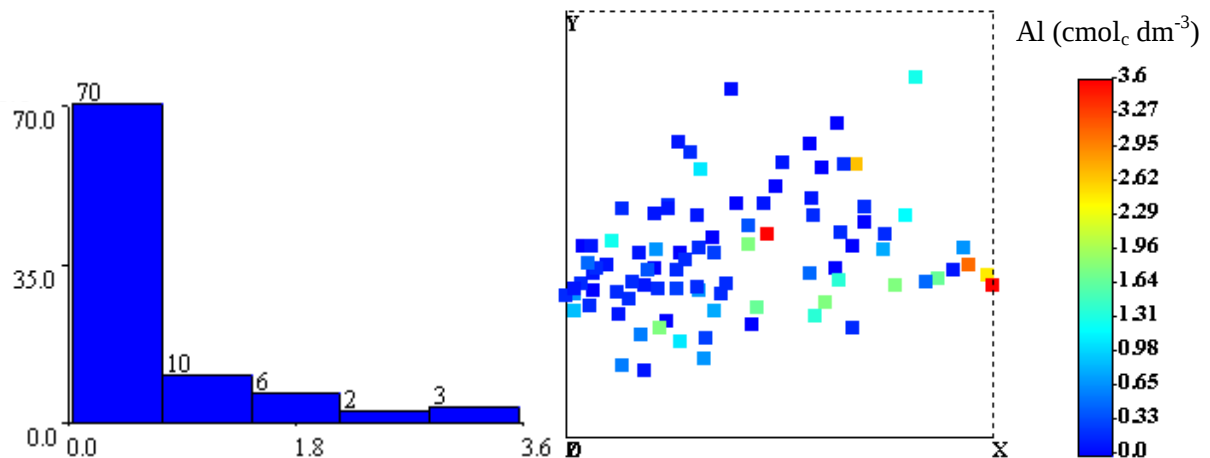


Figura 11. Histograma e malha amostral do alumínio (Al) do solo.

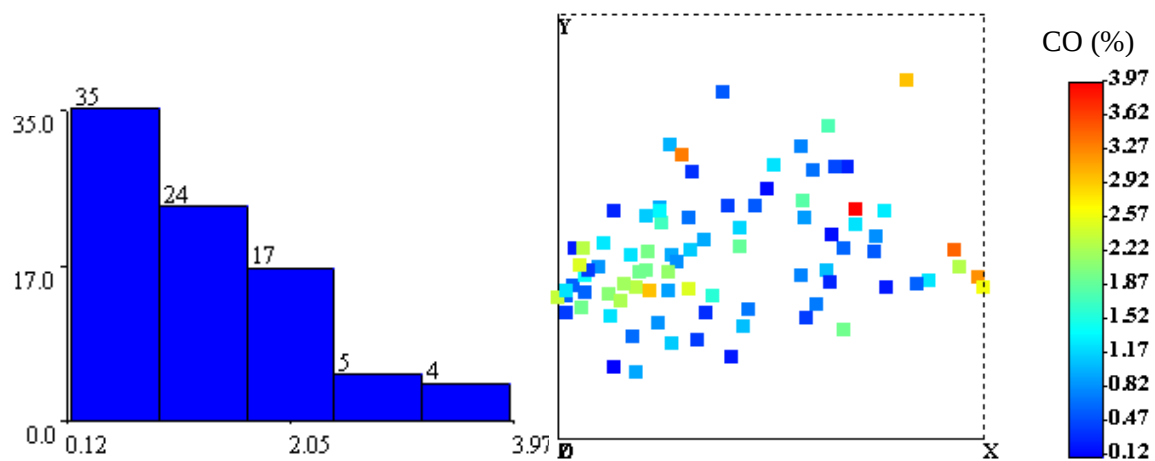


Figura 12. Histograma e malha amostral do carbono orgânico do solo.

6.2 Análise geoestatística

Os atributos categóricos (horizonte e cor) e contínuo (gradiente textural, V%, areia, argila, alumínio e carbono orgânico) do solo apresentaram dependência espacial com diferentes direções para a mínima e máxima continuidade espacial, ou seja, os atributos do solo possuem anisotropia geométrica (Tabela 3 e Figuras 13 e 14).

Os variogramas experimentais dos atributos do solo foram ajustados aos modelos teóricos: exponencial (horizonte, cor, V%, areia e argila) e esférico (gradiente textural, alumínio e carbono orgânico).

A maior continuidade espacial foi para o atributo V% com 889,62 m, na direção N/S (0°) e a menor continuidade espacial de 245,47 m para areia na direção N/E (135°).

Silva et al. (2013) encontraram o mesmo modelo (esférico) de ajuste para o gradiente textural do solo para variogramas isotrópicos e valores de alcances para o gradiente textural e para o V% próximo ao encontrado neste trabalho.

Verificou-se que a maior razão de anisotropia ocorreu para o atributo areia (3,00) e a menor para o V% (1,20), ou seja, a areia do solo apresentou maior variação entre as direções de maior e menor continuidade espacial, ao passo que o V% apresentou menor variação entre essas direções.

A correção da anisotropia foi realizada de acordo com Soares (2006) uma vez que o ajuste de um modelo teórico para o variograma omnidirecional corrigido trazem vantagens e permitem a obtenção de melhor acurácia dos mapas de variabilidade espacial, podendo-se planejar melhor a malha amostral para posteriores estudos da variabilidade espacial na mesma área (GUEDES et al., 2008).

Os atributos gradiente textural, areia e argila apresentaram as mesmas direções de maior (45°) e menor (135°) continuidade espacial, o que era esperado, uma vez que estes atributos são relacionados.

Tabela 3. Modelos e parâmetros dos variogramas dos atributos do solo para a direção de maior e menor continuidade

Variáveis	Direção (°)	Modelo	Alcance (m)	Efeito pepita	Patamar	Razão de anisotropia
Horizonte	0	Exponencial	358,12	0,00	0,49	
Horizonte	90	Exponencial	491,12	0,00	0,49	1,40
GT	45	Esférico	721,25	0,00	2,23	1,90
GT	135	Esférico	374,27	0,00	2,23	
Cor	0	Exponencial	423,30	0,31	0,37	
Cor	90	Exponencial	846,97	0,31	0,37	2,00
V	0	Exponencial	889,62	0,00	721,36	1,20
V	90	Exponencial	732,71	0,00	721,36	
Areia	45	Exponencial	743,28	190,56	384,97	3,00
Areia	135	Exponencial	245,47	190,56	384,97	
Argila	45	Exponencial	461,89	40,61	223,77	1,30
Argila	135	Exponencial	346,50	40,61	223,77	
Al	0	Esférico	358,06	0,00	4,29	
Al	90	Esférico	519,29	0,00	4,29	1,45
CO	0	Esférico	765,10	5,34	4,41	1,55
CO	90	Esférico	492,48	5,34	4,41	

GT: gradiente textural; V%: saturação por bases, em %; Areia em %; Argila em %; Al: alumínio, em $\text{cmol}_c \text{dm}^{-3}$; CO: carbono orgânico, em %.

A simulação estocástica de atributos do solo foi realizada utilizando a Simulação Sequencial Direta (SSD) para variáveis contínuas (gradiente textural, saturação por bases, areia, argila, alumínio e carbono orgânico) e da Simulação Sequencial Indicativa (SSI) para variáveis categóricas (horizonte e cor).

A SSD e SSI foram utilizadas para gerar um conjunto de 30 imagens simuladas dos atributos do solo, em uma grade regular de 20 por 20 m, que reproduziu a variabilidade espacial bem como os respectivos histogramas experimentais e variogramas.

Segundo Costa (1997), um número de 50 a 100 simulações é considerado suficiente para mapear a incerteza associada à estimativa, por exemplo, de um atributo geológico, mas como os atributos do solo apresentam uma menor variação entre valores mínimos e máximos, 30 simulações são suficientes para representar as incertezas.

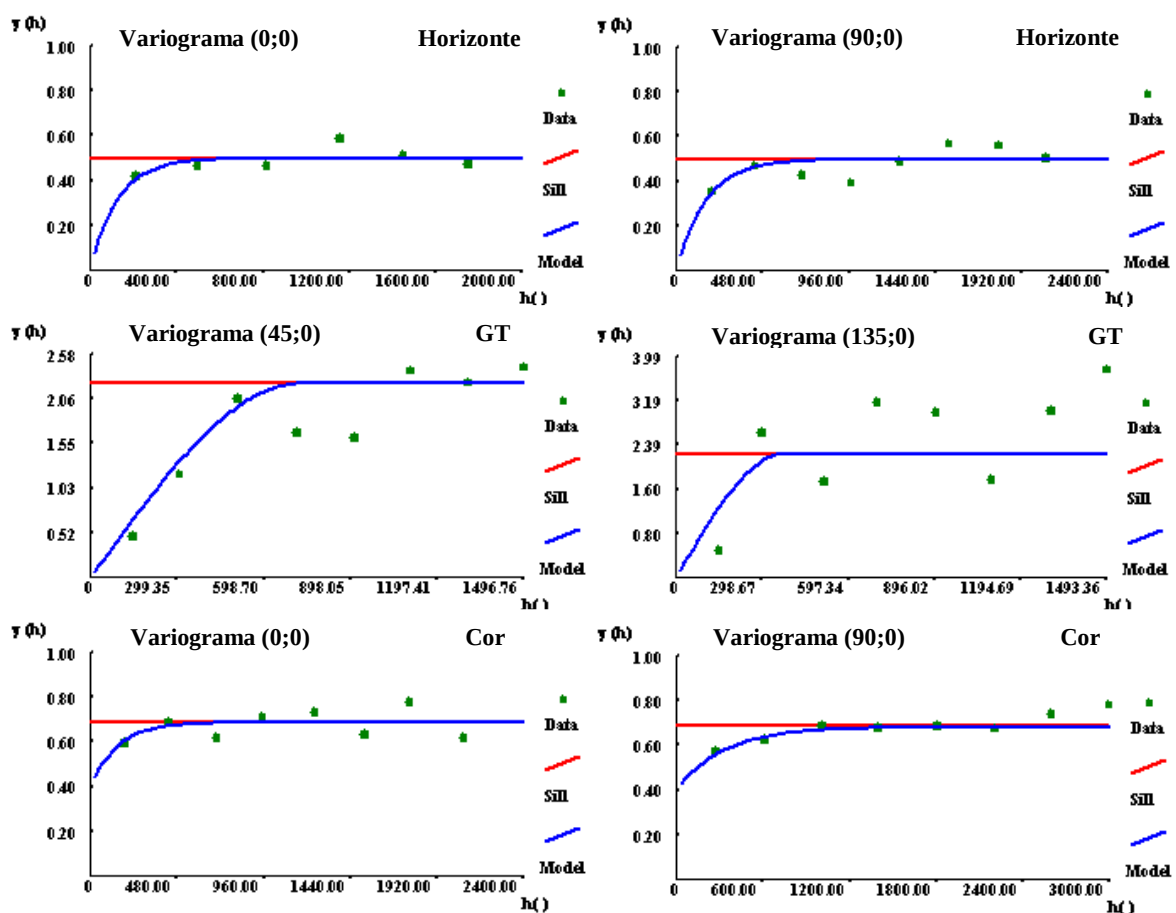


Figura 13. Variogramas dos atributos (horizonte, gradiente textural e cor) do solo nas direções de maior e menor continuidade espacial.

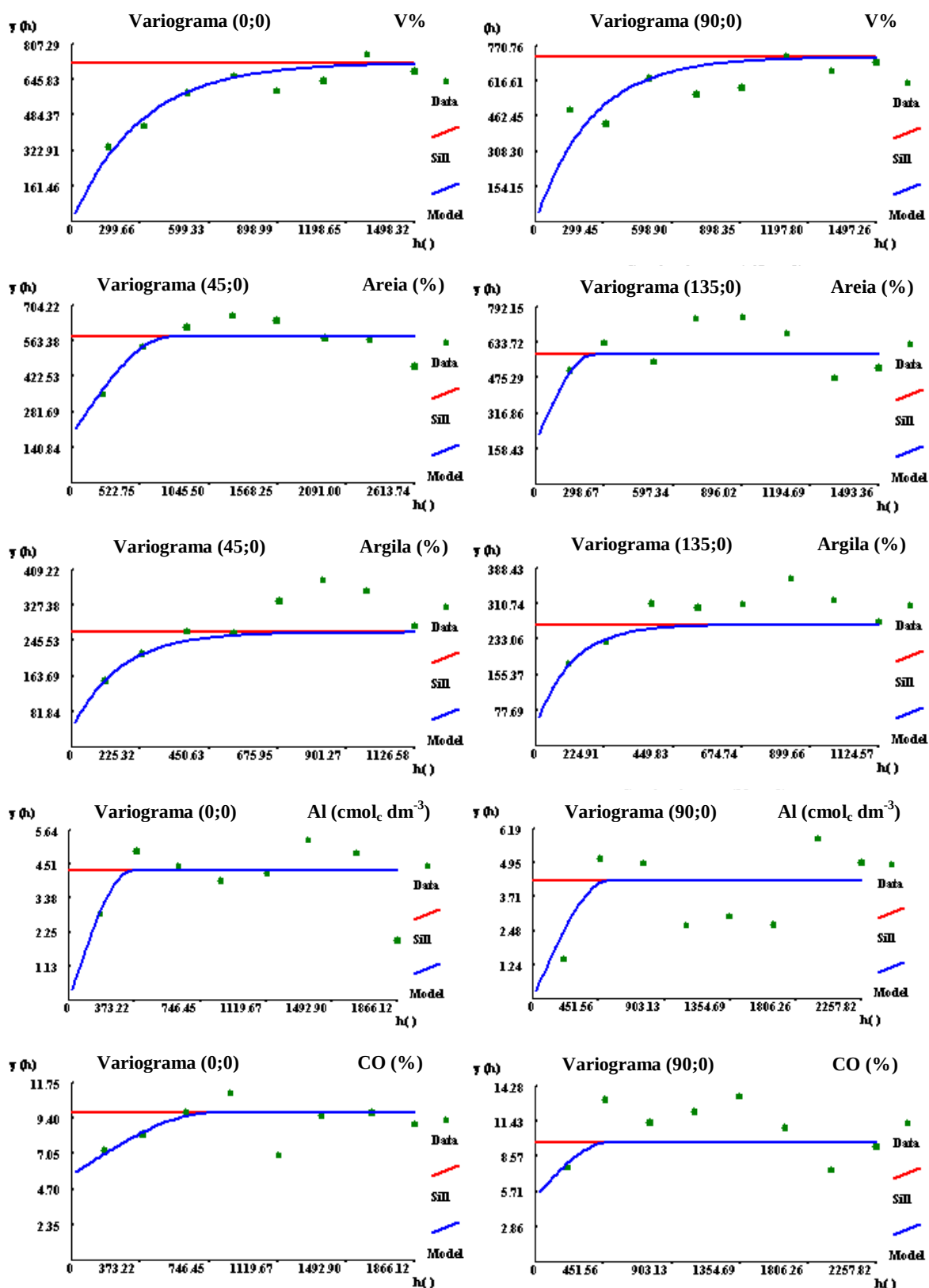


Figura 14. Variogramas dos atributos (V%, areia, argila, alumínio e carbono orgânico) do solo nas direções de maior e menor continuidade espacial.

Para apresentação neste estudo, foram selecionados aleatoriamente quatro simulações de cada atributo (Figuras 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21 e 22).

Como a simulação segue um caminho aleatório pode ser observado que nos mapas simulados as regiões de maiores e menores teores variam de simulação para simulação, menos nos locais de amostras com maiores e menores teores dos atributos, onde é condicionada aos pontos amostrados.

Nos mapas das simulações da areia do solo, atributo que apresentou maior razão de anisotropia, pode ser observado as direções de maior (N/E) e menor (S/E) continuidade espacial (Figura 19). A anisotropia da areia esta relacionada ao relevo da área de estudo, sendo a direção de maior alcance corresponde a direção do fluxo das águas.

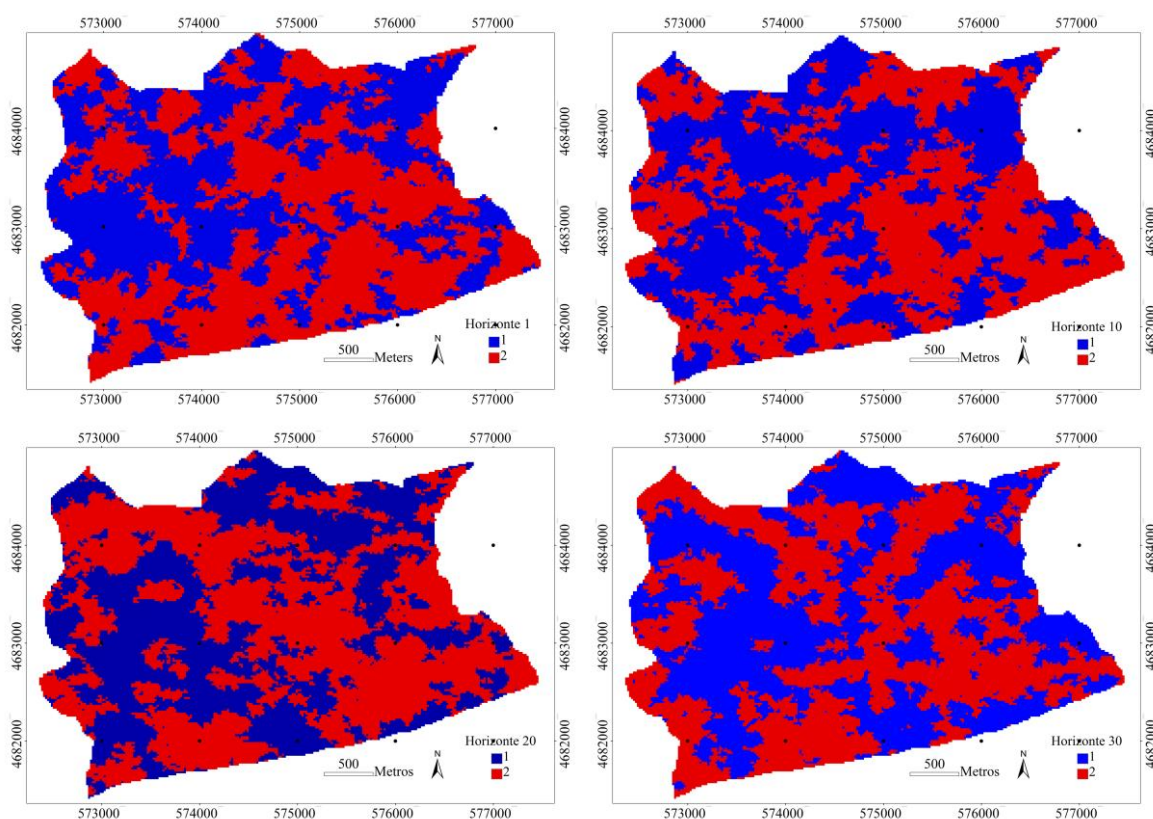


Figura 15. Simulações sequencial indicativa 1, 10, 20 e 30 do horizonte do solo.

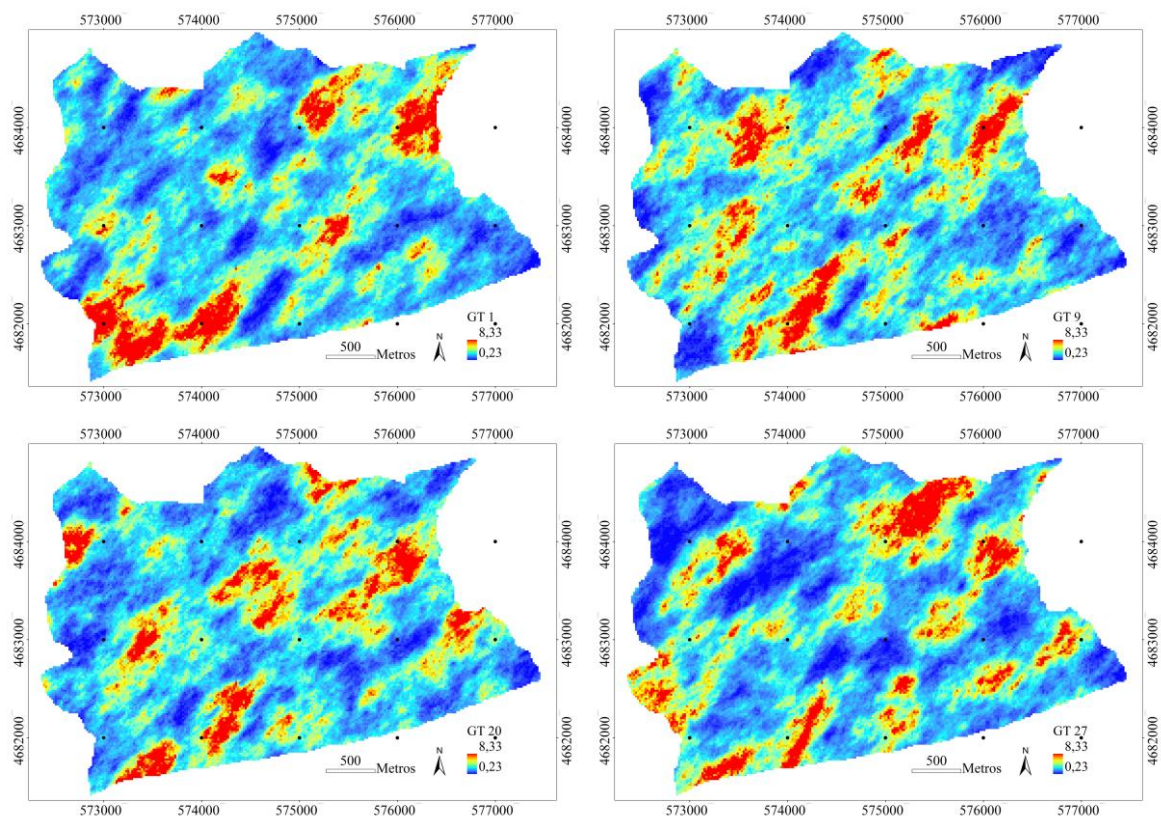


Figura 16. Simulações sequencial direta 1, 9, 20 e 27 do gradiente textural do solo.

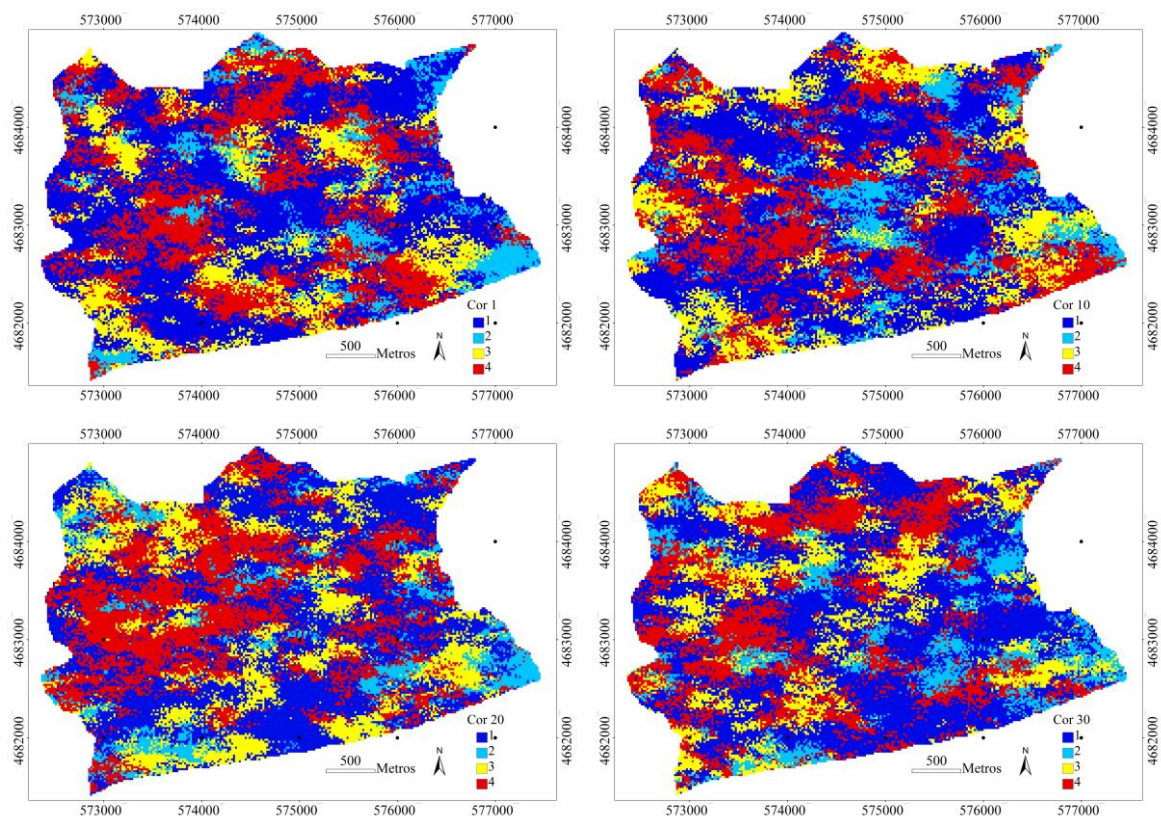


Figura 17. Simulações sequencial indicativa 1, 10, 20 e 30 da cor do solo.

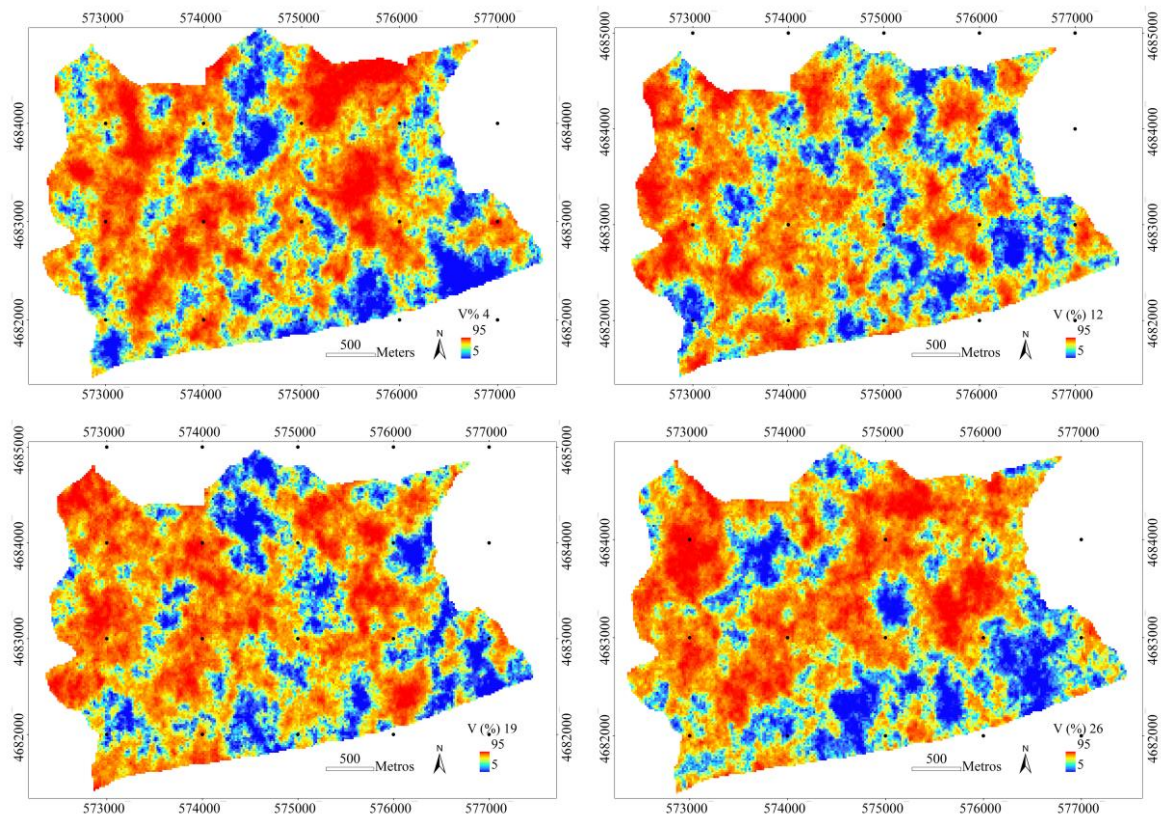


Figura 18. Simulações sequencial direta 4, 12, 19 e 26 da saturação por bases do solo.

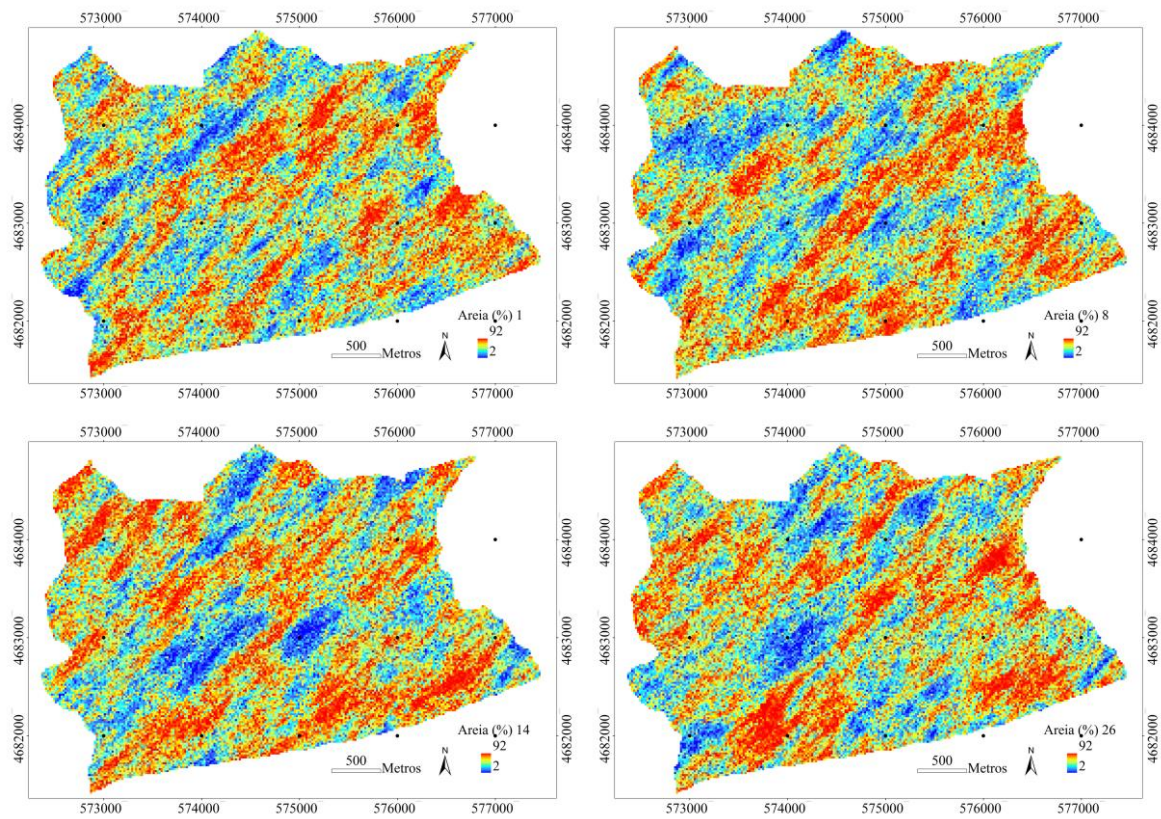


Figura 19. Simulações sequencial direta 1, 8, 14 e 26 da areia do solo.

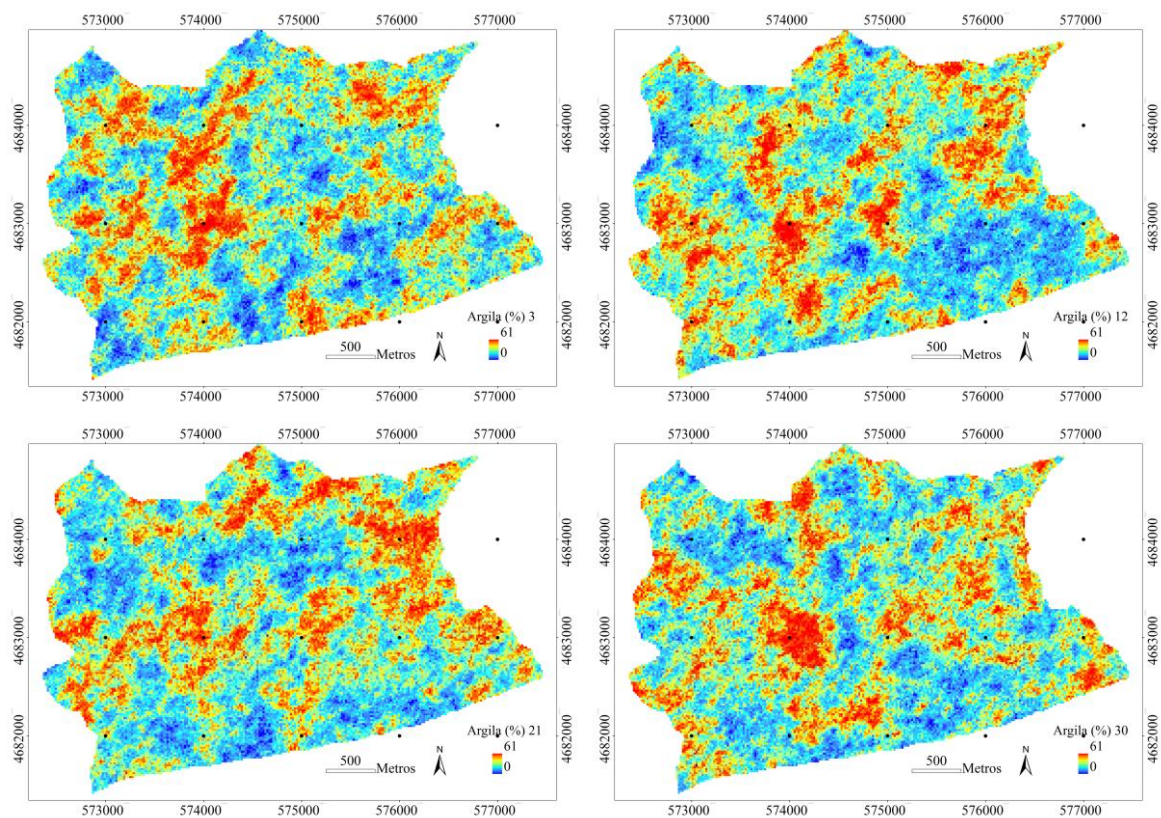


Figura 20. Simulações sequencial direta 3, 12, 21 e 30 da argila do solo.

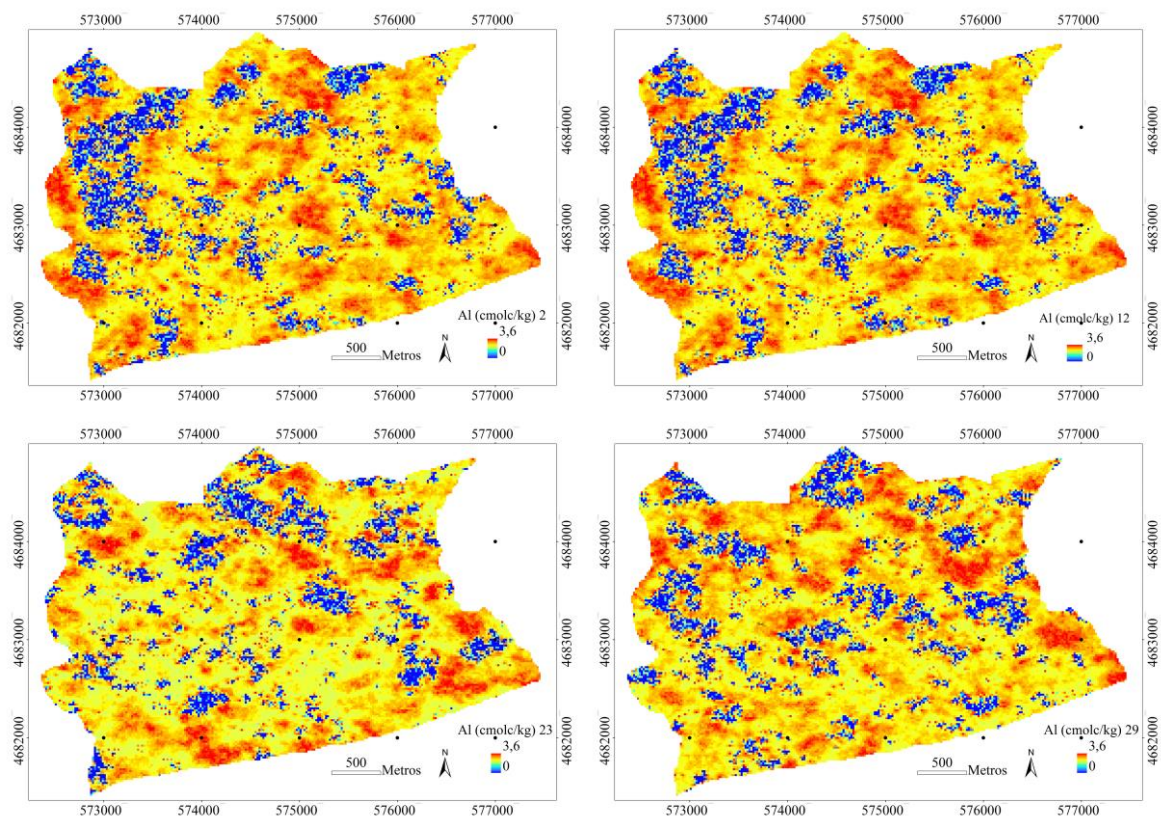


Figura 21. Simulações sequencial direta 2, 12, 23 e 29 do alumínio do solo.

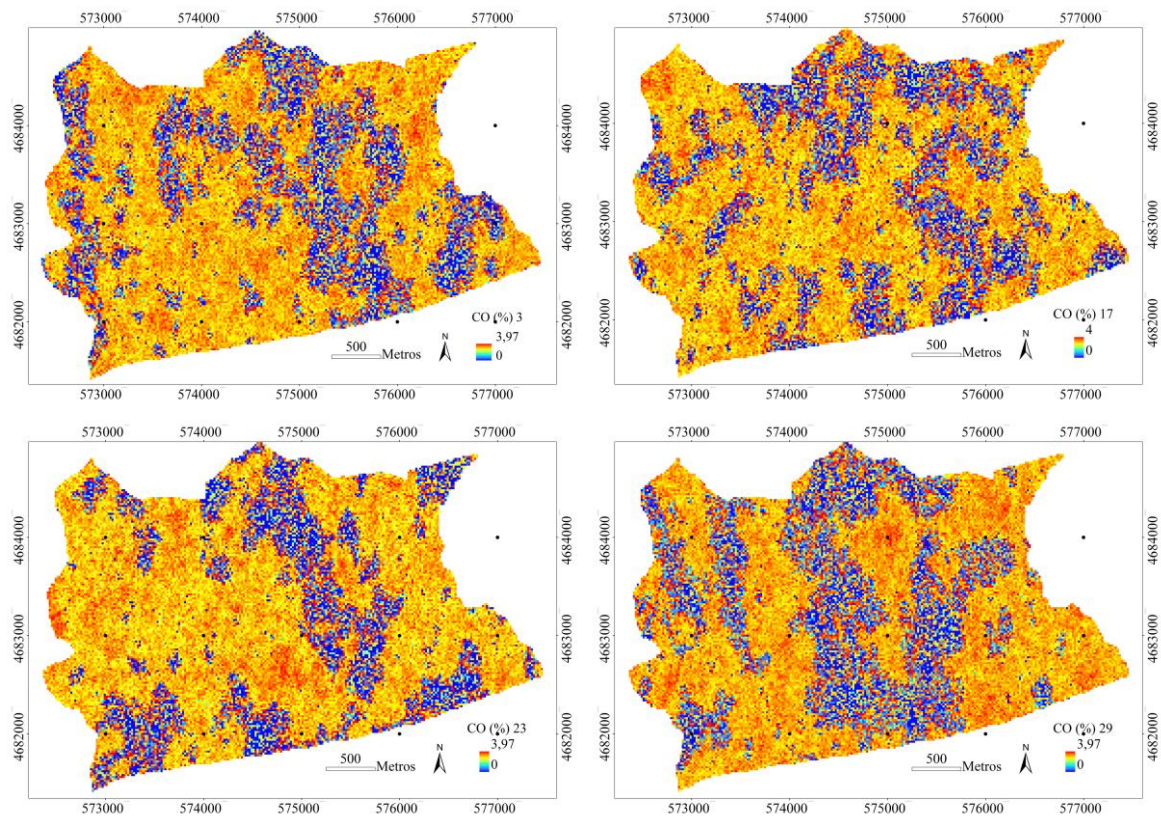


Figura 22. Simulações sequencial direta 3, 17, 23 e 29 do carbono orgânico do solo.

A validação das SSD e SSI dos atributos contínuo e categórico do solo pode ser verificada no espaço original com a reprodução do momento de segunda ordem (Figuras 23 a 30), onde estão apresentados os variogramas experimentais dos dados simulados das quatro realizações escolhidas aleatoriamente e comparadas ao modelo de continuidade espacial dos dados originais dos atributos do solo (Figuras 13 e 14).

Nas Figuras 23, 25, 26, 29 e 30 observam-se que os variogramas experimentais das simulações dos atributos do solo para a direção de maior e menor continuidade espacial apresentam menor semelhança com o variograma dos dados amostrados. Segundo Deutsch e Journel (1998), a reprodução das características de primeira (histograma) e segunda ordem (variograma) raramente são atingidas pelas realizações geradas por simulação. Isto se deve às chamadas flutuações ergódicas, cuja magnitude é controlada por diversos fatores tais como o algoritmo utilizado para gerar as realizações, a densidade de dados condicionantes, os parâmetros do variograma, entre outros.

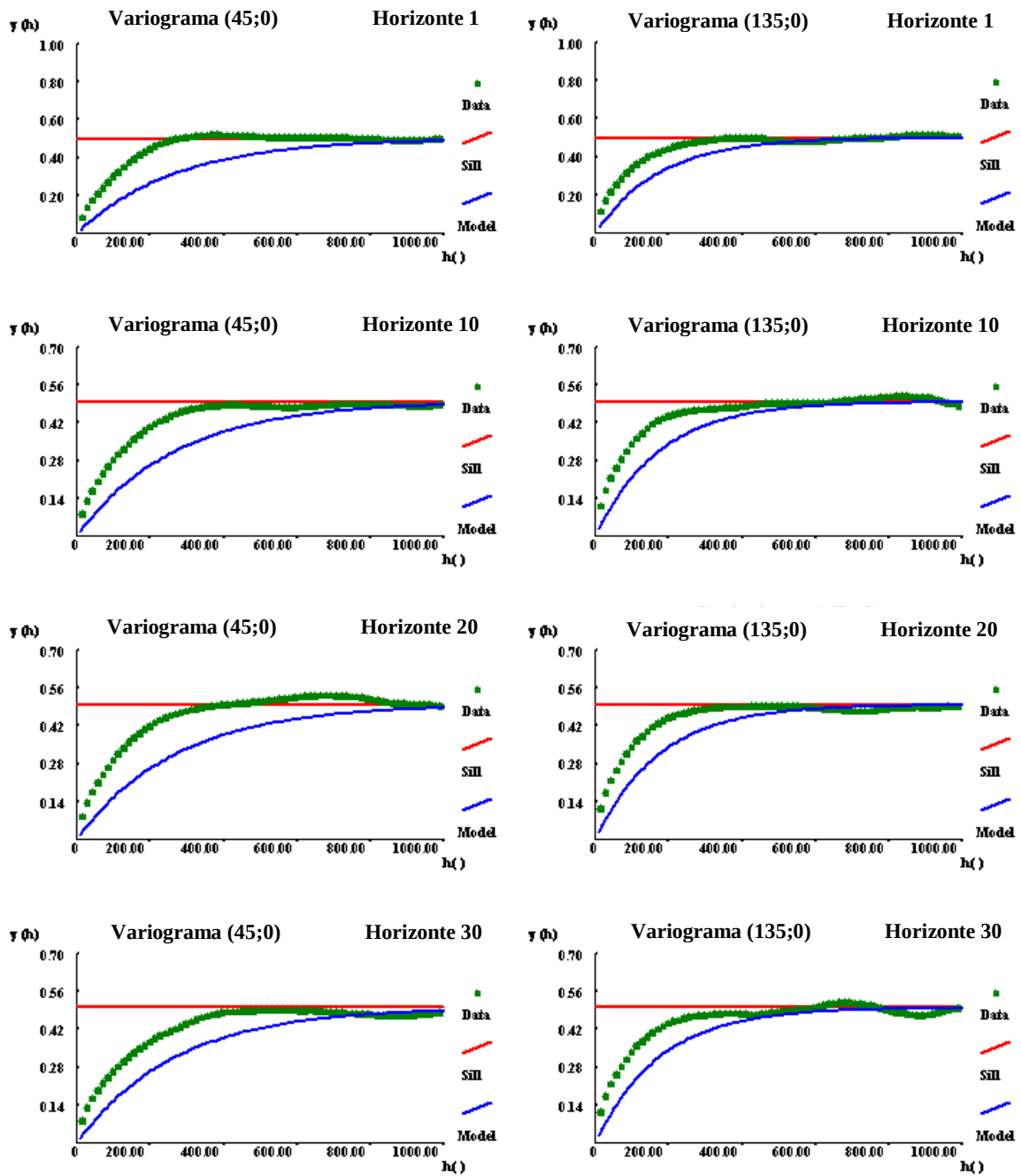


Figura 23. Variogramas das SSI 1, 10, 20 e 30 do horizonte do solo para as direções de maior e menor continuidade.

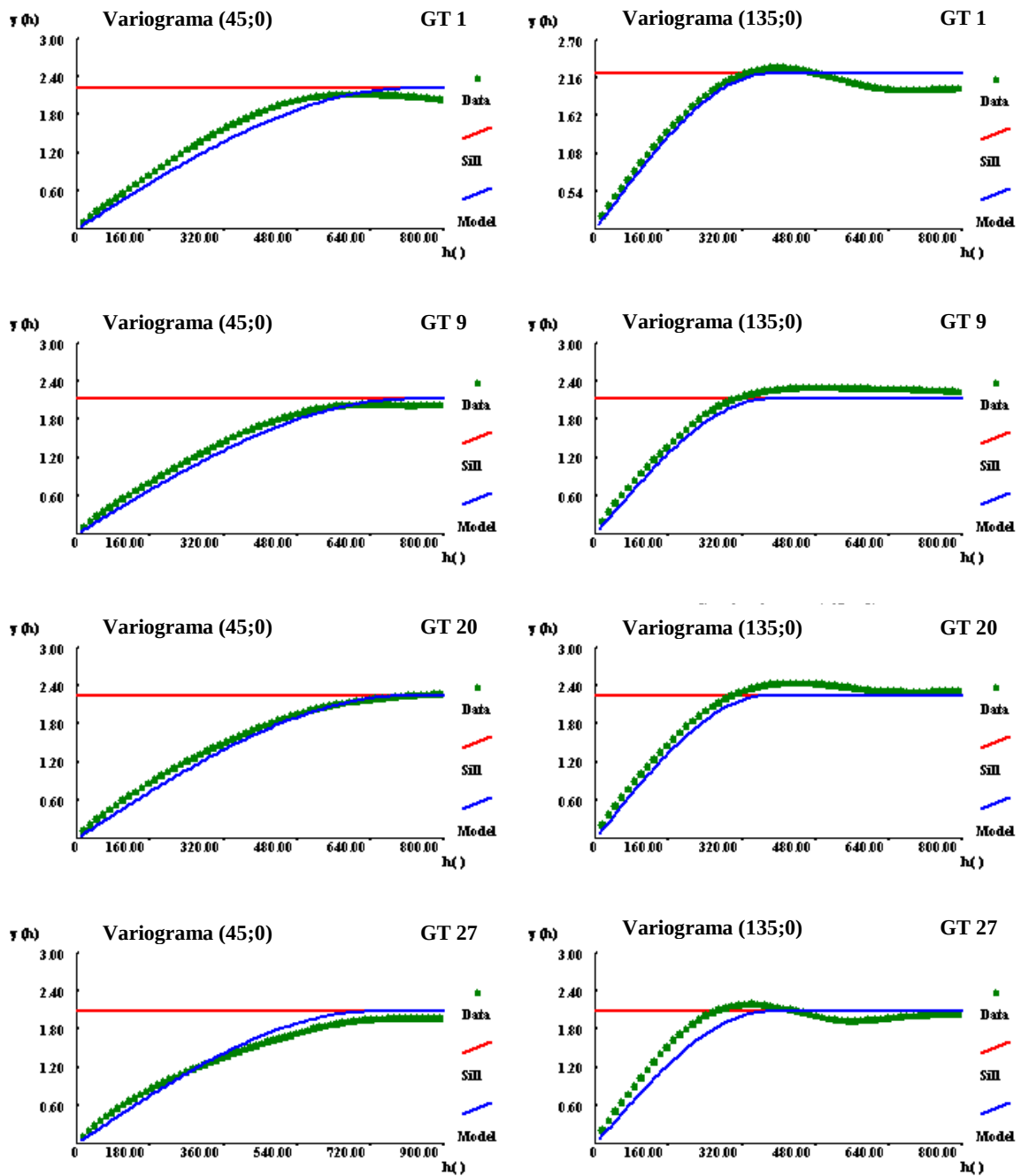


Figura 24. Variogramas das SSD 1, 9, 20 e 27 do gradiente textural do solo para as direções de maior e menor continuidade.

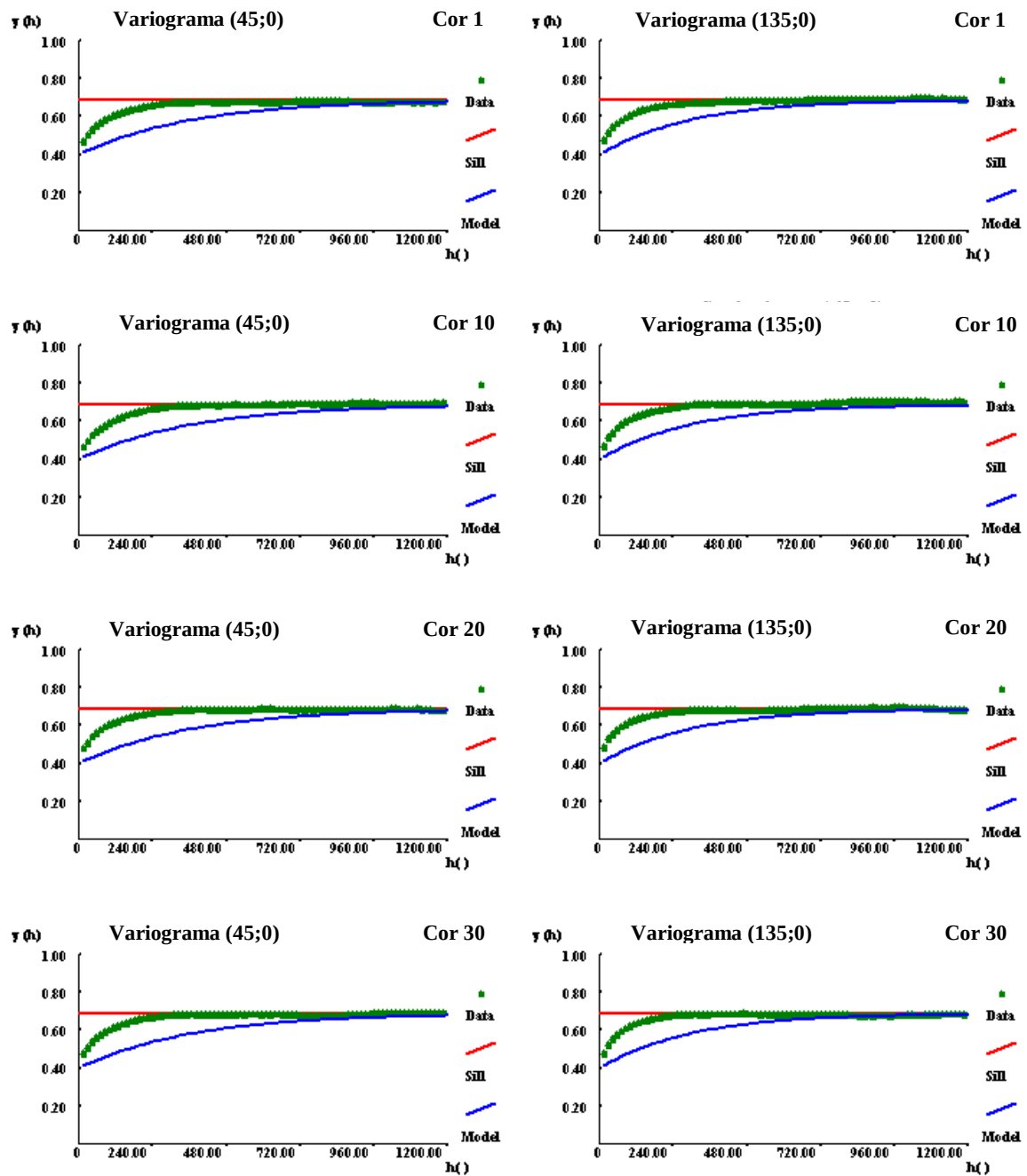


Figura 25. Variogramas das SSI 1, 10, 20 e 30 da cor do solo para as direções de maior e menor continuidade.

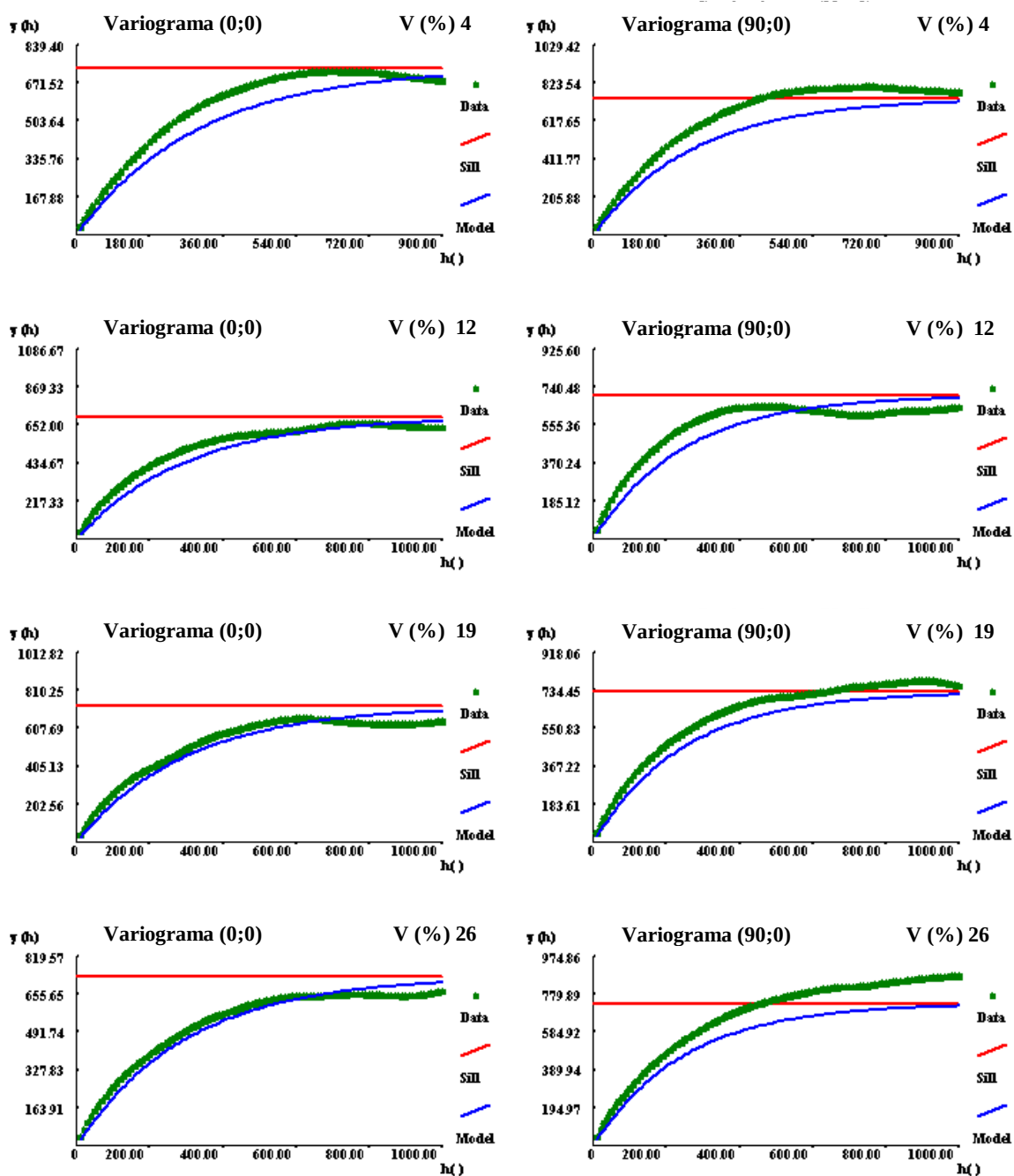


Figura 26. Variogramas das SSD 4, 12, 19 e 26 do V% do solo para as direções de maior e menor continuidade.

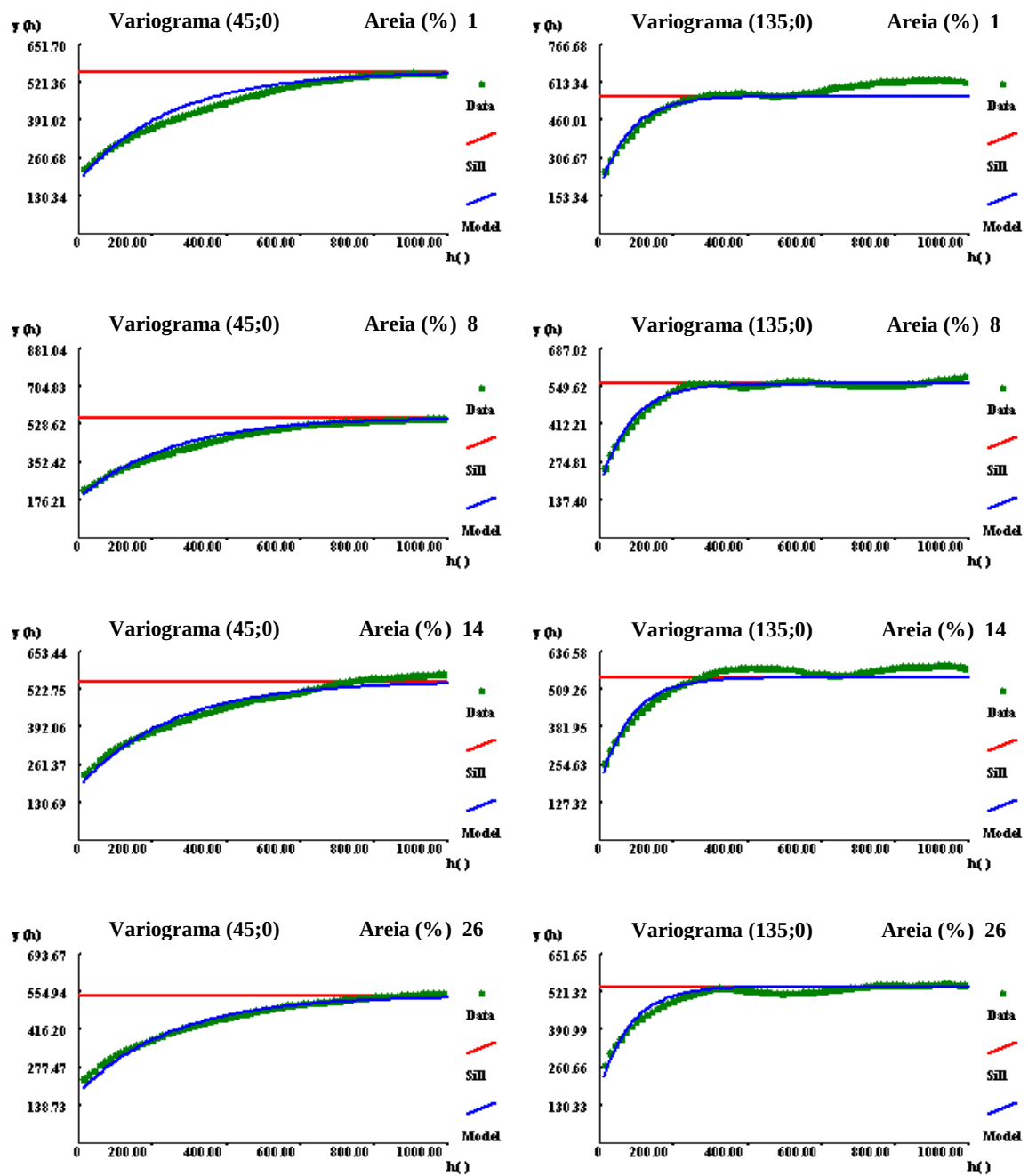


Figura 27. Variogramas das SSD 1, 8, 14 e 26 da areia do solo para as direções de maior e menor continuidade.

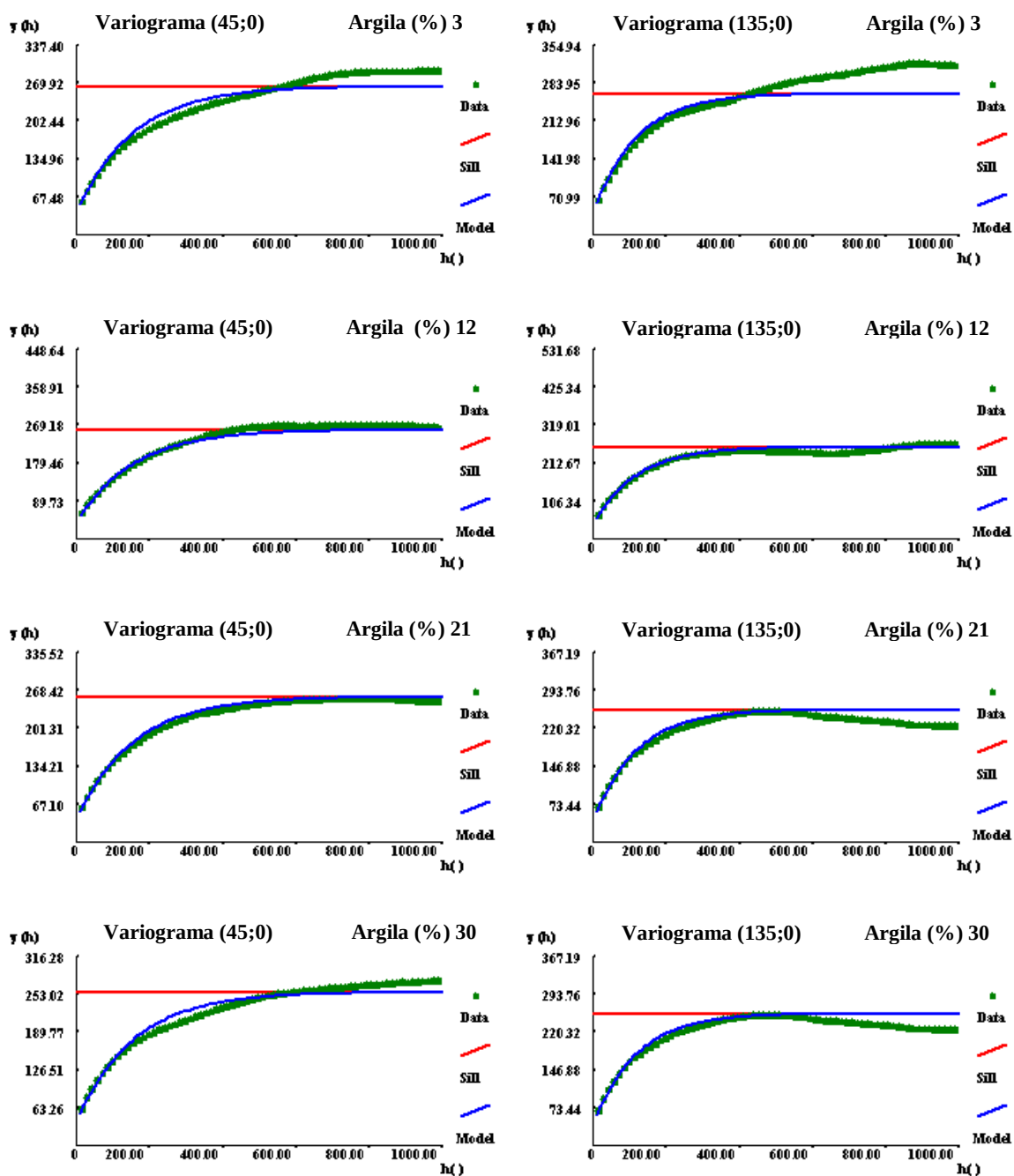


Figura 28. Variogramas das SSD 3, 12, 21 e 30 da argila do solo para as direções de maior e menor continuidade.

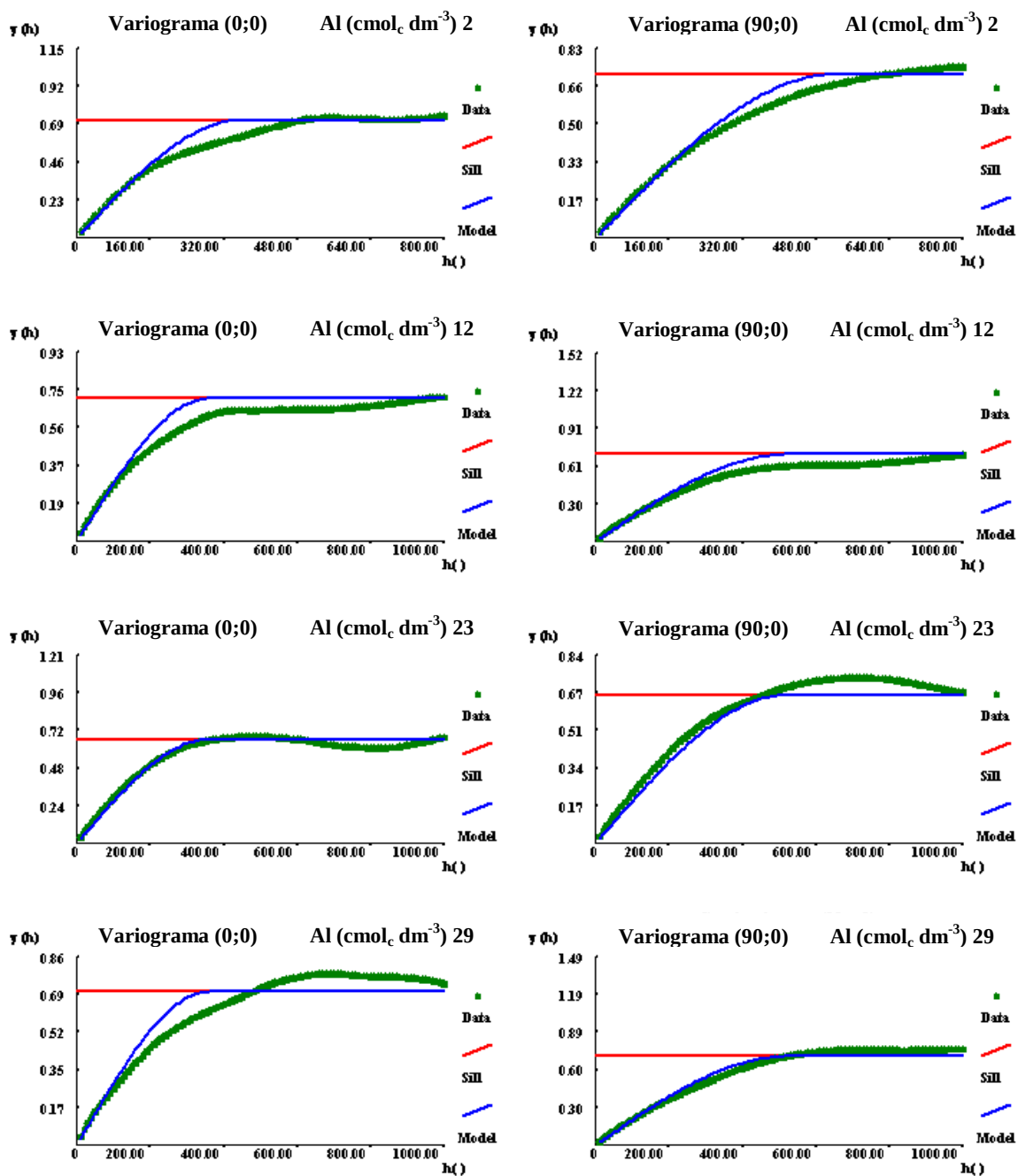


Figura 29. Variogramas das SSD 2, 12, 23 e 29 do alumínio do solo para as direções de maior e menor continuidade.

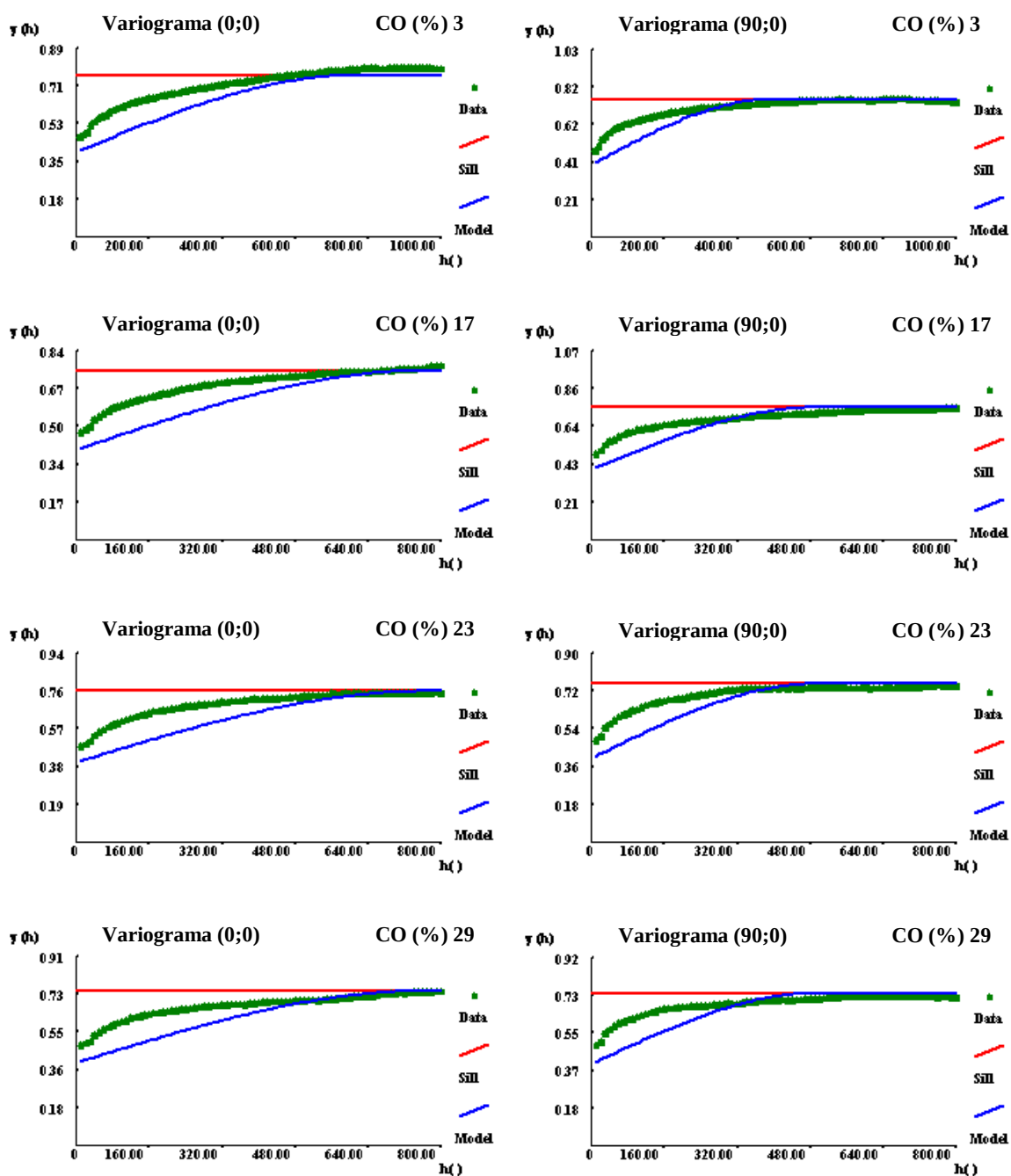


Figura 30. Variogramas das SSD 3, 17, 23 e 29 do carbono orgânico do solo para as direções de maior e menor continuidade.

Nas imagens médias dos atributos contínuos do solo (Figura 31), obtidas do conjunto das 30 SSD, pode ser observado que na área de estudo há mais áreas com baixos teores de gradiente textural, teores intermediária de V%, altos teores de areia e, conseqüentemente, baixos teores de argila e baixos teores de alumínio e carbono orgânico.

Nas imagens médias de V%, argila e carbono orgânico, as regiões de altos teores deste atributos são coincidentes. O V% e o alumínio apresentam as áreas de altos teores em regiões inversas, ou seja, na região de altos teores de V% ocorre os baixos teores de alumínio.

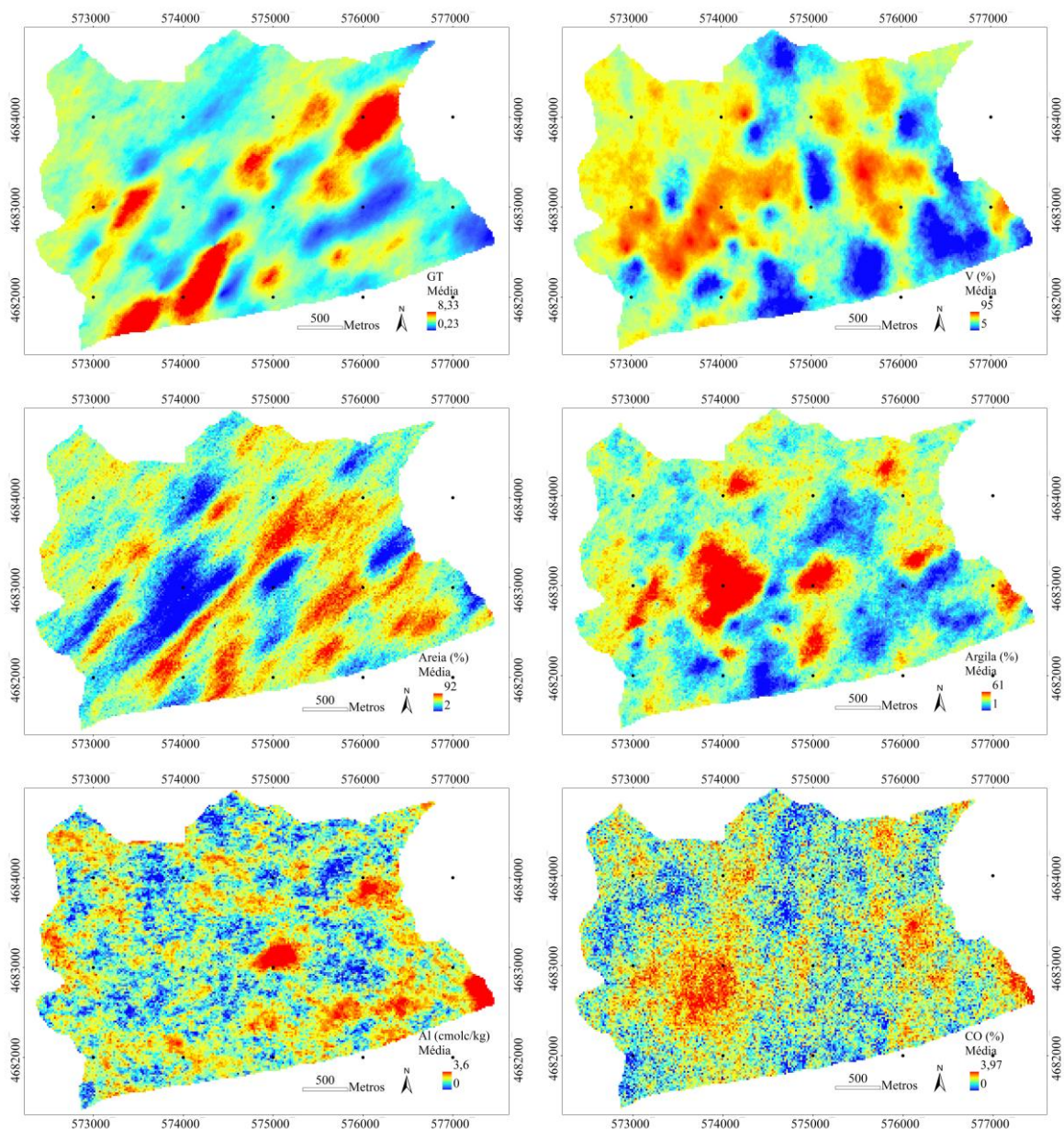


Figura 31. Imagens média de 30 SSD dos atributos do solo.

Na Figura 32 está representado os mapas da variância dos atributos contínuos do solo, obtidos a partir da variância dos mapas das SSD destes atributos, e na Figura 33 está representados os mapas de entropia dos atributos categóricos do solo, obtidos a partir das 30 SSI destes atributos.

Nas áreas com menor densidade amostral e nos locais onde há amostras com altos teores e próximas de amostras com baixos teores apresentaram maior variabilidade e maior entropia, implicando em zonas de maior incerteza quanto ao valor simulado para os atributos do solo. Estas áreas de maiores variâncias e maiores entropia precisam de mais atenção por se tratar de locais onde a flutuação dos teores dos atributos são mais significativas.

Os mapas da média e desvio padrão reflete a incerteza de previsões baseadas sobre os locais de amostragem (ZHANG et al., 2009).

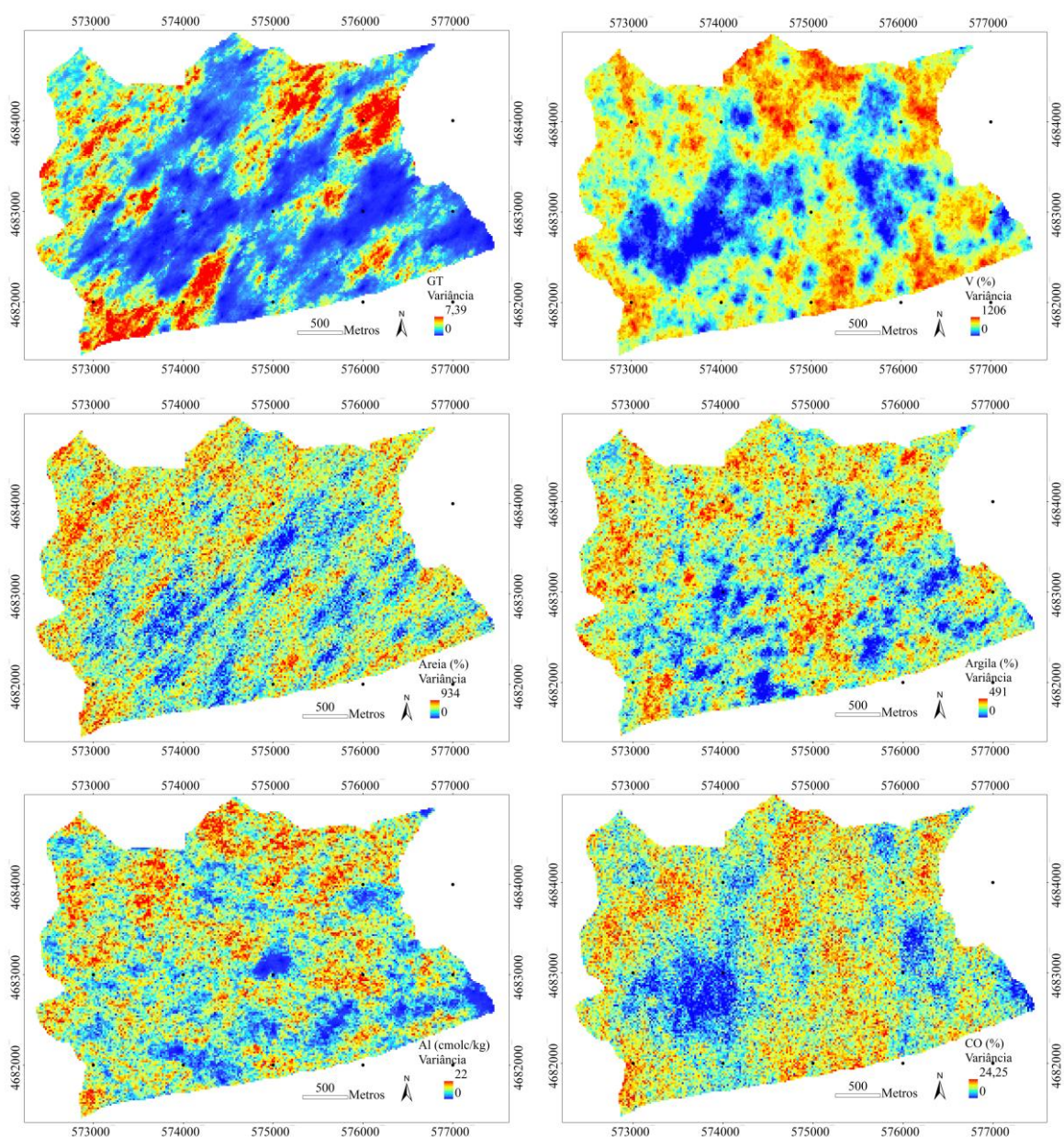


Figura 32. Imagens da variância das 30 SSD dos atributos do solo.

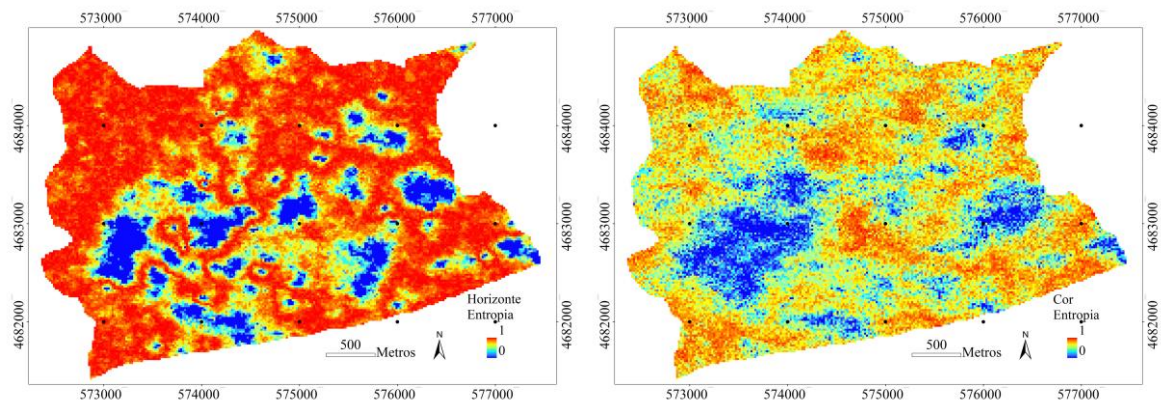


Figura 33. Imagens da entropia das 30 SSI dos atributos do solo

6.3 Probabilidades das simulações

A determinação dos agrupamentos de atributos foi fundamentada no conteúdo dos atributos diagnósticos, obtidos dos mapas previamente simulados. Para identificar as áreas de diferenciação entre os grupos de solo foi aplicado valores de corte em cada atributo do solo para gerar os mapas de probabilidades, considerando as 30 simulações. Os valores de cortes utilizados para os atributos do solo foram conforme o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 2013), descritos em 5.3.3.

No mapa de probabilidade do atributo horizonte (Figura 34), os valores próximos a 1 são áreas de solos que têm o horizonte B, que são considerados mais desenvolvidos do que os solos que não apresentam esse horizonte. Para o gradiente textural os valores próximos de 1 representam o solo que tem horizonte B textural, onde a razão de argila do horizonte B em relação ao horizonte A é maior do que 1,7.

O atributo cor do solo é uma variável categórica, que possui quatro classes (bruno, cinza, vermelho-amarelo e vermelho) e, desse modo, foi fragmentado em quatro mapas (Figura 34). No mapa solos de cor cinza (cor 2), os valores próximo de 1 representam a probabilidade do solo ser da cor cinza; no mapa cor 2 os valores próximos de 1 representam a probabilidade do solo ser da cor bruno; no mapa cor 3 os valores próximo de 1 representam a probabilidade do solo ser da cor vermelho-amarelo; no mapa cor 4 os valores próximos de 1 representam a probabilidade do solo ser da cor vermelho.

Os valores próximos a 1 no mapa de V% (Figura 34) representam os solos eutróficos, solos de alta fertilidade, com V% maior que 50%.

Nos mapas de probabilidade de areia e argila (Figuras 34 e 35) os valores próximos de 1 representam a probabilidade de serem solos argilosos e valores próximos de 0 (zero) de ser solos arenosos.

Aos atributos do solo, alumínio e carbono orgânico, quando aplicado os valores de corte foi encontrado apenas valores 0, assim, não foi apresentado o mapa de probabilidade destes atributos.

Pelos mapas de probabilidade dos atributos do solo pode ser observado que há uma maior ocorrência de solo pouco desenvolvido com ausência do horizonte B, em detrimento aos solos desenvolvidos, com horizonte B textural, eutrófico, de cor cinza e argiloso.

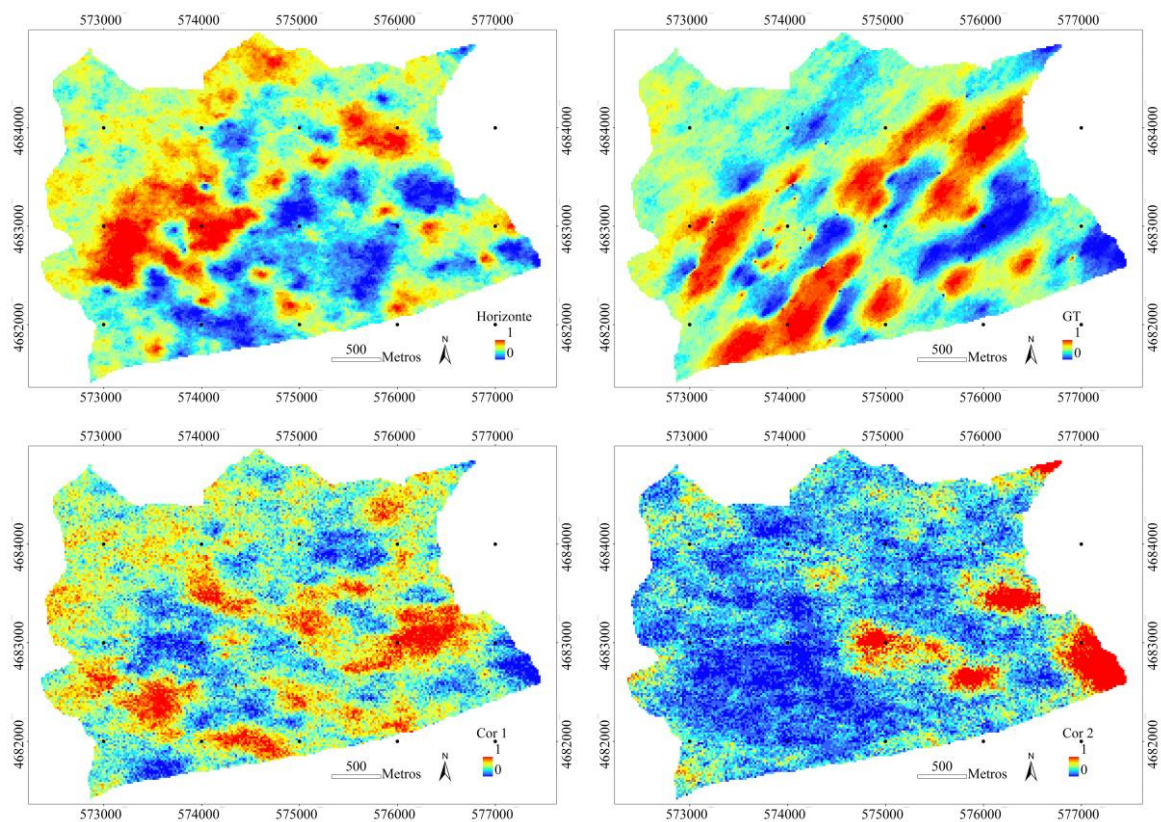


Figura 34. Distribuições de probabilidades de diferenciação de classe de atributos diagnóstico (horizonte, gradiente textural, cor 1 e cor 2) do solo.

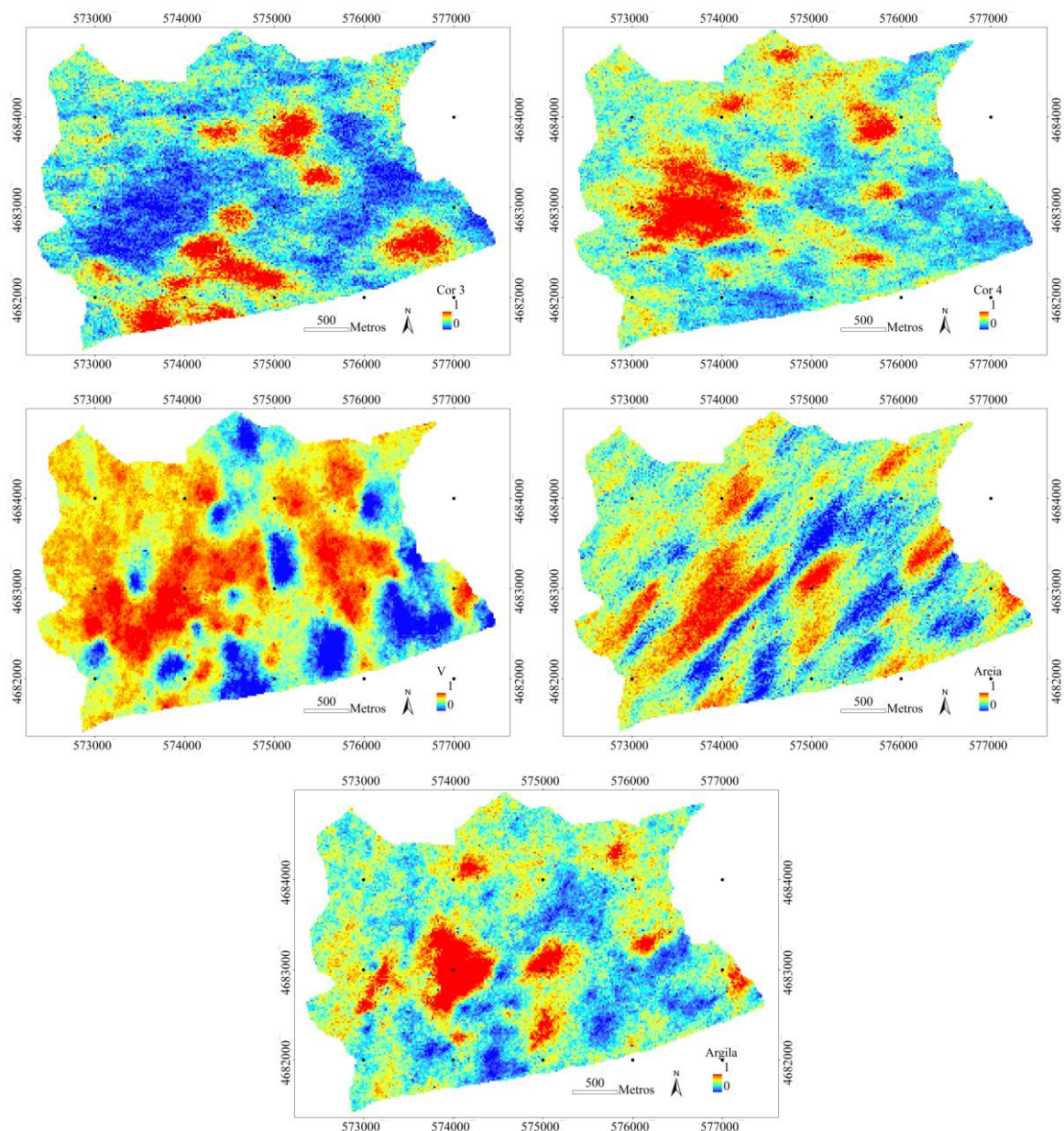


Figura 35. Distribuições de probabilidades de diferenciação de classe de atributos diagnóstico (cor 3, cor 4, V%, areia e argila) do solo.

6.4 Escalonamento multidimensional (MDS)

Aos dados de probabilidade dos nove atributos do solo (horizonte, gradiente textural, cor 1, cor 2, cor 3, cor 4, V%, areia e argila), obtidos no item anterior, foi aplicado o escalonamento multidimensional (MDS), para reduzir a dimensionalidade dos dados, e assim poder visualizar em duas dimensões. Como resultado da análise foi realizado um agrupamento das informações (Figura 36), tendo sido encontrado 8 grupos

com características diferentes. Com base na média dos valores de probabilidade dos atributos de cada grupo (Tabela 4) foi possível extrair as seguintes características:

- Grupo 1: solo pouco desenvolvido, sem horizonte C com acúmulo de argila, cor bruno, eutrófico, argiloso;
- Grupo 2: solo pouco desenvolvido, sem horizonte C com acúmulo de argila, cor bruno, eutróficos, de textura média;
- Grupo 3: solo pouco desenvolvido, com horizonte C com acúmulo de argila, cor bruno, eutróficos, de textura média;
- Grupo 4: solo pouco desenvolvido, com horizonte C com acúmulo de argila, cor bruno, eutróficos, arenoso;
- Grupo 5: solo desenvolvido, com horizonte B textural, cor vermelha, eutrófico, argiloso;
- Grupo 6: solo pouco desenvolvido, sem horizonte C com acúmulo de argila, cor bruno, distrófico, arenoso;
- Grupo 7: solo pouco desenvolvido, sem horizonte C com acúmulo de argila, cor bruno e cinza, eutróficos, argiloso;
- Grupo 8: solo desenvolvido, sem horizonte B textural, cor vermelha, eutrófico, argiloso.

Tabela 4. Média dos atributos nos grupos

Grupos	Horizonte	GT	Cor 1	Cor 2	Cor 3	Cor 4	V%	Areia	Argila
1	0,51	0,39	0,45	0,10	0,14	0,30	0,75	0,68	0,32
2	0,43	0,44	0,42	0,11	0,18	0,28	0,60	0,62	0,28
3	0,49	0,56	0,43	0,09	0,16	0,29	0,76	0,63	0,30
4	0,37	0,85	0,39	0,07	0,29	0,24	0,61	0,54	0,21
5	0,71	0,86	0,36	0,06	0,12	0,45	0,82	0,60	0,31
6	0,26	0,33	0,45	0,10	0,25	0,18	0,34	0,47	0,15
7	0,27	0,13	0,47	0,22	0,10	0,18	0,71	0,67	0,28
8	0,76	0,46	0,38	0,05	0,06	0,49	0,94	0,87	0,60

GT: gradiente textural; V%: saturação por bases, em %; Areia em %; Argila em %.

Na Figura 36 observa-se que os solos da esquerda são desenvolvidos e vermelhos e os da direita são pouco desenvolvidos e de cor bruno e cinza. Os solos da parte superior da Figura tem horizonte B textural ou C com acúmulo de argila, são distróficos e arenosos, e os da parte inferior não apresentam horizonte B ou C com

acúmulo de argila, são eutróficos e argilosos. Os solos vermelho-amarelo estão no centro superior.

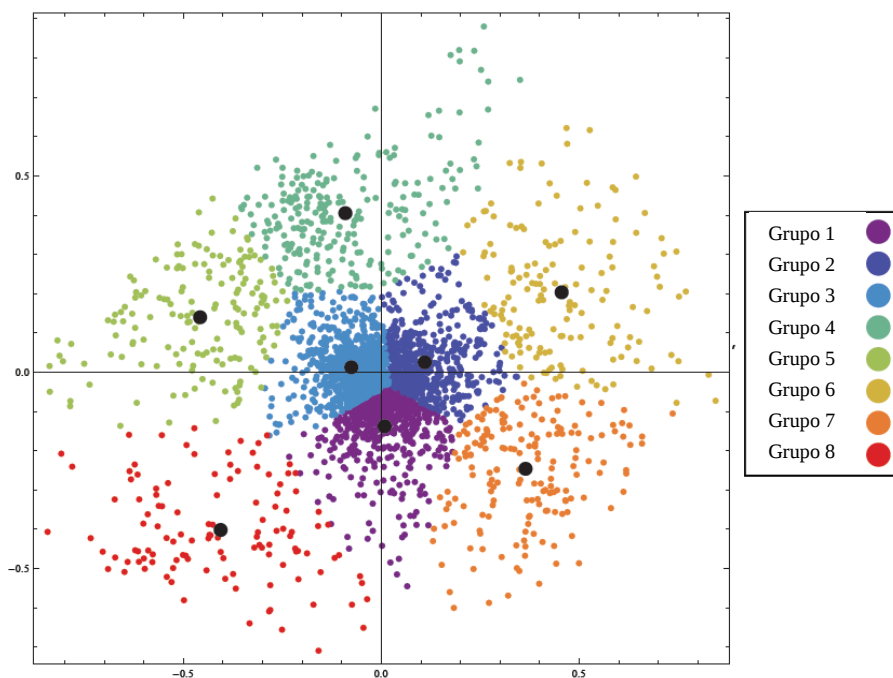


Figura 36. Resultado dos grupos do MDS dos atributos do solo.

A população de cada grupo é representada na Figura 37, na qual pode ser observado que os grupos centrais (Figura 36) são mais populosos do que os demais grupos, isto é, estes grupos que contêm um maior número de pontos (área) e a informação sobre estes grupos, por conseguinte, são mais consistentes.

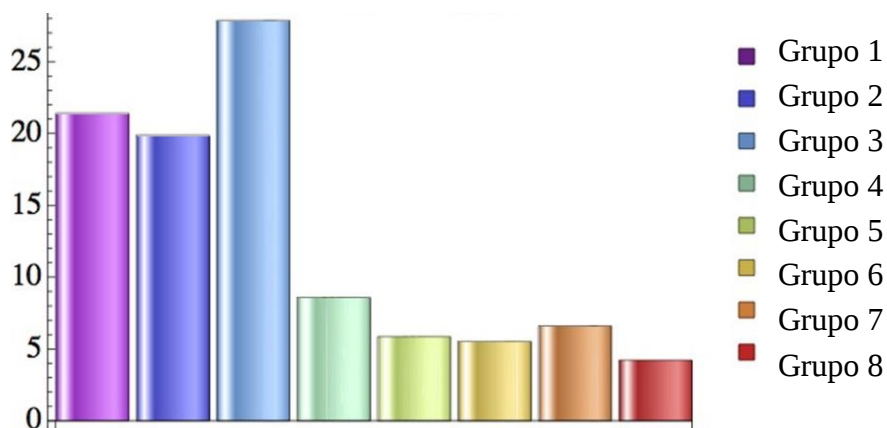


Figura 37. Gráfico de barras dos grupos de solos.

6.5 Análise de sensibilidade

Para verificar a influência de cada atributo na definição de cada grupo/tipo de solo, os deslocamentos dos centróides foram verificados eliminando um atributo de cada vez a partir da análise. Observou-se que os centróides dos grupos de 4, 6, 7 e 8 sofreram as maiores deslocamentos com a eliminação dos atributos (Figuras 38). Os grupos 1, 2, 3 e 5 apresentaram menores deslocamentos dos centróides, mostrando a robustez relevante e a pequena chance do solo ser classificado em outro grupo/tipo.

Todos os grupos apresentaram baixa sensibilidade para a remoção dos atributos, cor 1 (bruno), cor 2 (cinza) e areia. Os centróides foram submetidos a um pequeno deslocamento quando estes atributos foram removidos, o que significa que esses atributos têm um impacto relativamente baixo na definição dos grupos/tipos de solo. Os demais atributos, horizonte, gradiente textural, cores 3 e 4, V% e argila, têm uma grande influência sobre a discriminação de solo nos grupos de 4, 6, 7 e 8, e portanto, alta sensibilidade.

O atributo horizonte apresentou maior sensibilidade na determinação dos grupos. A remoção deste atributo provoca grande deslocamento do centróide e em direções inversas à localização dos grupos.

A saturação por bases é o segundo atributo de maior sensibilidade, e tem comportamento semelhante ao atributo horizonte.

O gradiente textural apresentou sensibilidade mediana e deslocamento em direção diferente do atributo horizonte.

A cores 3 e 4 (vermelha-amarela e vermelha) apresentaram maior sensibilidade na determinação dos grupos que as demais cores.

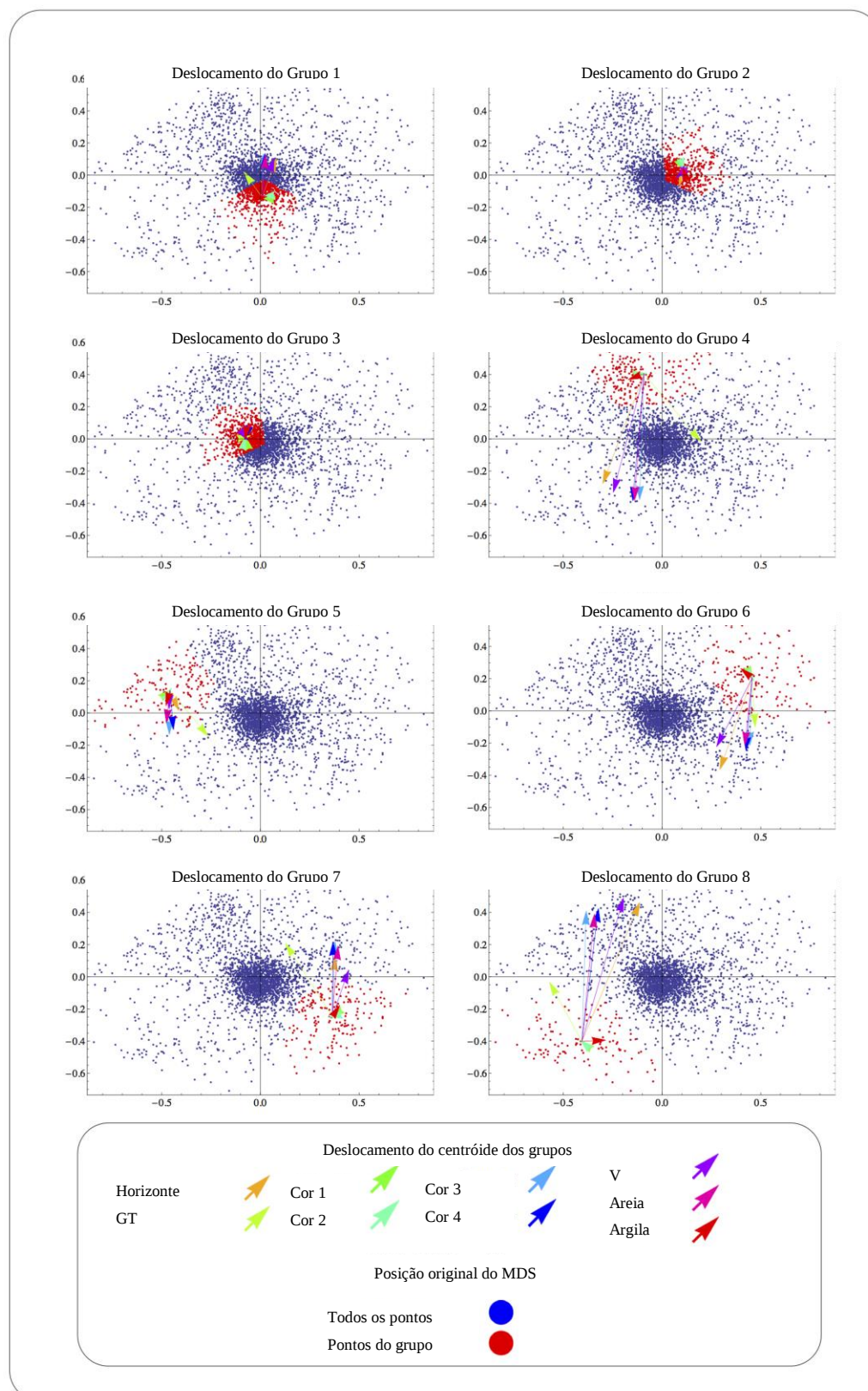


Figura 38. Gráficos dos deslocamentos de cada grupo calculado sobre os centróides originais em função do atributo eliminado.

Na Figura 39, a distribuição espacial dos grupos é representada em dois grupos: grupos 1, 2, 3, e 5 estão representados como menos sensíveis, e grupos 4, 6, 7 e 8 estão representados como mais sensíveis.

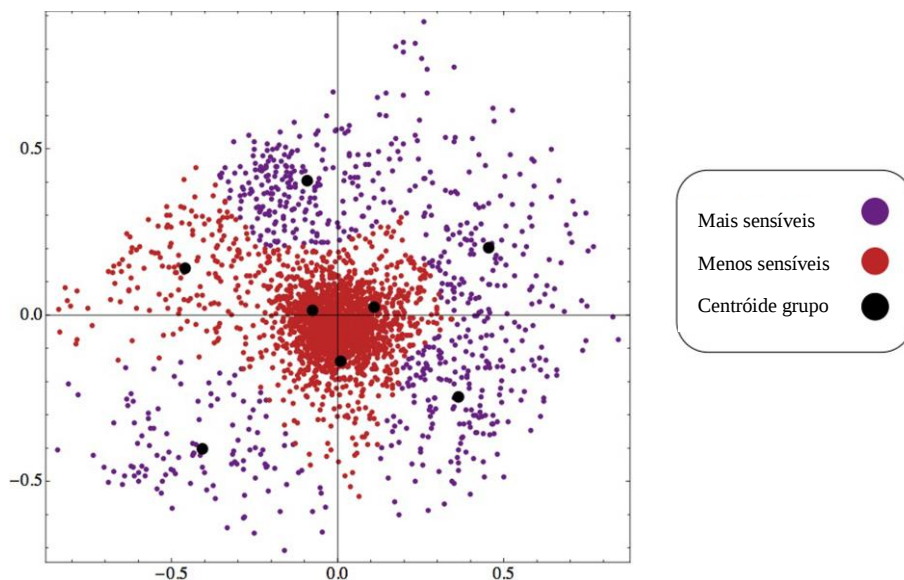


Figura 39. Gráfico do deslocamento dos grupos que são mais e menos sensíveis.

A representação espacial dos grupos mais e menos sensíveis está na Figura 40, onde pode ser verificado que a maior parte da área é constituída por grupos menos sensíveis. Nas da área de maior sensibilidade é onde deve ser dada maior atenção para realizar o manejo do solo, pois alguma alteração nos teores dos atributos modificará o manejo requerido.

As áreas mais sensíveis do mapa corresponde as áreas de maior variação entre as classes de solos do mapa de unidade de mapeamento (Figura 4)

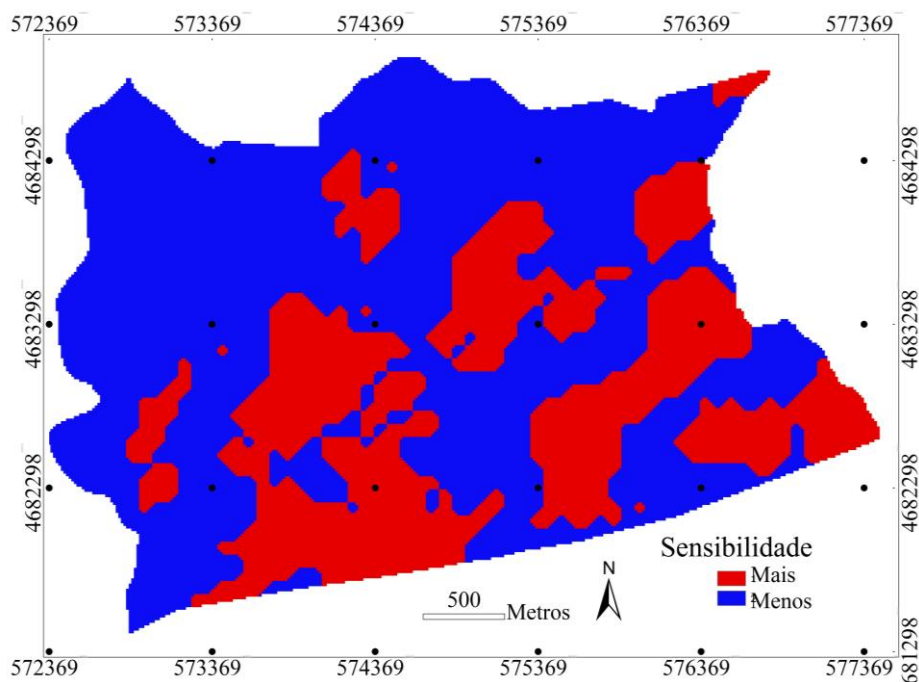


Figura 40. Distribuição espacial dos grupos mais e menos sensíveis.

6.6. Mapeamento dos agrupamentos de atributos

Na Figura 41 está apresentado o mapeamento de grupos de atributos do solo obtidos a partir do MDS. Os grupos 5 e 8, que representam os solos mais profundos estão próximos e suas áreas estão unificadas, sendo que os outros grupos tem áreas mais fragmentadas. Os grupos 3 e 4 possuem características de textura arenosa e distróficos e estão espacialmente próximos. Os grupos 1 e 2, que tem as mesmas características, exceto o 1, é argiloso e o 2 é de textura média, e tem suas maiores áreas próximas espacialmente.

O mapa de agrupamentos de solos, por MDS, e o mapa de classe de solos, por unidade de mapeamento, (Figura 4) apresentam maiores variações de tipos de solos nas mesmas regiões.

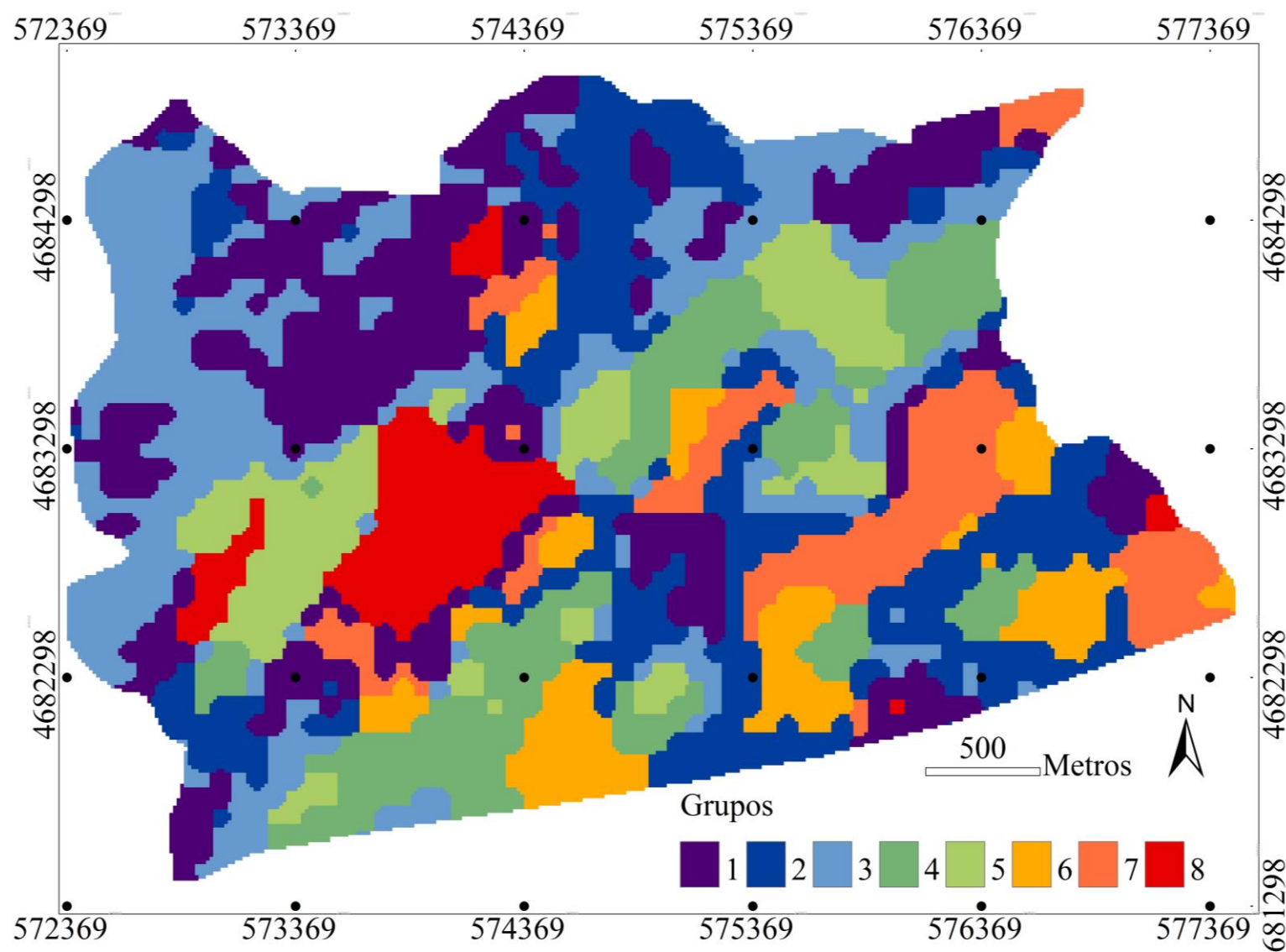


Figura 41. Mapa de agrupamentos de solos por escalonamento multidimensional da Fazenda Experimental Edgardia, Botucatu, SP.

6.7. Considerações finais

Este estudo desenvolveu um método de classificação de solos com base nas propriedades do solo e sua continuidade espacial. Foram utilizados simulação estocástica geoestatística para o mapeamento de propriedades do solo e do MDS para identificar grupos de solos. Além disso, foi realizada uma análise de sensibilidade de como cada atributo diagnosticado controla esses grupos de solos.

Na área de estudo foi verificado que há uma maior ocorrência de solo pouco desenvolvido, com horizonte B textural ou C com acúmulo de argila, eutrófico, de cor bruno e argiloso.

Métodos quantitativos de classificação de solos como o usado neste trabalho remove do processo de classificação a intervenção humana, produzindo resultados menos tendenciosos, e quando o processo for repetido apresentará os mesmos resultados.

Esta metodologia de classificação utilizando simulação geoestatística e MDS podem ser utilizados em outras áreas de aplicação, utilizando tanto variáveis quantitativas como variáveis qualitativas.

7 CONCLUSÃO

A aplicação da simulação sequencial e escalonamento multidimensional identificou grupos de solos e agrupou os atributos diagnósticos em oito grupos com características diferentes, demonstrando o potencial de aplicabilidade desta metodologia para mapeamento de solos.

A análise de sensibilidade identificou que os solos de grupos 1, 2, 3 e 5 têm menor probabilidade de ser incorretamente classificadas que os solos de grupos de 4, 6, 7 e 8.

Os atributos horizonte, V% e gradiente textural apresentaram maior sensibilidade na determinação dos grupos.

O uso da simulação geoestatística, que considera a dependência espacial de atributos do solo no processo de classificação permite a obtenção de um mapa de solos mais realista, porque os limites entre as classes de solos são graduais, que é o que ocorre na natureza.

Com a análise de sensibilidade é possível verificar a consistência dos agrupamentos e quais atributos têm a maior influência na determinação de cada grupo. Grupos com mais pontos, geralmente os grupos centrais, são menos sensíveis do que os grupos das periferias. Esta análise pode ser utilizada com o mesmo objetivo por todos os métodos de agrupamentos de dados.

Este trabalho pode ser visto como uma nova abordagem para definir agrupamentos de solo e, pode ser utilizada, em trabalhos futuros, com atributos da camada superficial do solo para obter novos resultados sobre a fertilidade do solo.

8 REFERÊNCIAS

BAIZE, D. Couvertures pédologiques, cartographie et taxonomie. **Science du Sol**, Versailles, v. 24, p. 227-243, 1986.

BECKETT, P. H. T.; WEBSTER, R. Soil variability: a review. **Soils and Fertilizers**, Wallingford, v. 34, p. 1-15, 1971.

BEN-DOR, E. Quantitative remote sensing of soil properties. **Advances in Agronomy**, San Diego, v. 75, p. 174-243, 2002.

BERETTA, F. S.; COSTA, J. F. C. L.; KOPPE, J. C. Redução da variabilidade da qualidade do carvão com otimização do tamanho de pilhas de homogeneização. **Rem: Revista Escola de Minas**, Ouro Preto, v.64, n.1, p. 85-90, 2011.

BLAIS, R. A.; CARLIER, P. A. **Applications of geostatistics in ore evaluation**. Montreal: Canadian Institute of Mining and Metallurgy, Special v. 9, p. 41-48, 1968.

BORG, I.; GROENEN, P. **Modern Multidimensional Scaling: Theory and Applications**. New York: Springer Series in Statistics, Springer-Verlag 1997. 140p.

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

BURGESS, T. M.; WEBSTER, R. Optimal sampling strategies for mapping soil types, I. Distribution of boundary spacings. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 35, p. 641-654, 1984.

BURROUGH, P. A. Fuzzy mathematical methods for soil survey and land evaluation. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 40, p. 477-482, 1989.

BURROUGH, P.A., MACMILLIAN, R.A., Van DEUSEN, W. Fuzzy classification methods for determining land suitability from soil profile observations and topography. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 43, p. 193-210, 1992.

CAMARGO, E. C. G. Geoestatística: fundamentos e aplicações. In: CÂMARA, G.; MEDEIROS, J.S. eds. Geoprocessamento para projetos ambientais. São José dos Campos: INPE, 1998. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/tutoriais/gis_ambiente/5geoest.pdf>. Acesso em: 17 out. 2003.

CARVALHO, W. A.; PANOSO, L. A.; MORAES, M. H. **Levantamento semidetalhado dos solos da fazenda experimental Edgardia – Município de Botucatu – SP**. Boletim científico n.2, FCA/UNESP, Botucatu, 1991.

CASTRIGNANÒ, A.; GIUGLIARINI, L.; RISALITI, R.; MARTINELLI, N. Study of spatial relationships among some soil physico-chemical properties of a field in central Italy using multivariate geostatistics. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, p. 39-60, 2000.

CHILÈS, J.P.; DELFINER, P. **Geostatistics: modeling spatial uncertainty**. New York: Wiley-Interscience, 1999. 695p.

CLINE, M. G. Basic principles of soil classification. **Soil Science**, Baltimore, v. 67, p. 81-91, 1949.

CMRP. **GeoMS** - Geostatistical Modeling Software. v. 1.0. Lisboa: IST, 2000.

COSTA, J.F.C.L. **Developments in recoverable reserves and ore body modeling**. 1997 333 f. (PhD Thesis). Austrália: WH Bryan Mining Geology Research Centre, The University of Queensland, 1997p.

COX, T. F.; COX, M. A. A. **Multidimensional Scaling**, Chapman & Hall, London, 1994. 328 p.

CUNHA, A. R.; MARTINS, D. Classificação climática para os municípios de Botucatu e São Manuel, SP. **Irriga**, Botucatu, v. 14, n. 1, p. 1-11, 2009.

De GRUIJTER, J. J. **Numerical Classification of Soils and its Application in Soil Survey**. Agricultural Research Report No. 855. Pudoc, Wageningen, 1977. 117 p.

De GRUIJTER, J. J., WEBSTER, R., MYERS, D. E. Eds. Special Issue on Pedometrics. **Geoderma**, Amsterdam, v. 62, p. 326, 1994.

DELHOMME, J. P. **Kriging in hydrosciences**. Fontainebleau: Centre D'Informatique Geologique, 1976. 94 p.

DEUTSCH, C.V., JOURNEL, A.G. **GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide**. New York: Oxford University Press, 1998. 483p.

DRAGOVIC, S.; ONJIA, A. Classification of soil samples according to their geographic origin using gamma-ray spectrometry and principal component analysis. **Journal of Environmental Radioactivity**, Oxford, v. 89, p. 150-158, 2006.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Brasília, Serviço de Produção de Informação, 1999. 412p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 3.ed. Brasília, Embrapa, 2013. 353 p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação do solo. **Manual de métodos de análise de solo**. Rio de Janeiro: EMBRAPA Solos, s.p., 1979.

ESRI. **ArcGIS**. v. 10.0. Redlands: Esri, 2010.

ESTADOS UNIDOS. **Soil Taxonomy: a basic system of soil classification for making and interpreting soil surveys**. Washington. 754 p., 1975 (Handbook, 436).

FAO. FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS, Roma. **Soil map of the world**. Paris, FAO/UNESCO. 59 p. Mapa, escala 1:5000.000, 1974. 121p.

FELGUEIRAS, C. A.; MONTEIRO, A. M. V.; FUCKS, S.D.; CAMARGO, E. C. G. Uso de simulação estocástica não linear para inferências de atributos espaciais numéricos. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 10., 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2001. p.437-446.

FINKEL, J. **Handbook of irrigation technology**. v. 1, 1982, 30 p.

FIORI, S. Visualization of Riemannian-manifold-valued elements by multidimensional scaling. **Neurocomputing**, v. 74, p. 983–992, 2011.

FITZPATRICK, E.A. **Soils — Their Formation, Classification and Distribution**. Longman, Essex, England, 1986. 353 p.

FOLLE, D. **O estudo geoestatístico de sondagens SPT para geração de mapas auxiliares em obras de engenharia**. 2002. 217 f. Dissertação (Mestre em Engenharia), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002.

GAMBIN, F. **Aperfeiçoamento da estratégia de homogeneização de minérios utilizando simulação geoestatística**. 2003. 111 f. Dissertação (Mestre em Engenharia), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2003.

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

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

GOOVAERTS, P.; JOURNAL, A. G. Integrating soil map information in modelling the spatial variation of continuous soil properties. **European Journal of Soil Science**, Oxford, v.46, p.397-414, 1995.

GUEDES, L. P. C.; URIBE-OPAZO, M. A.; JOHANN, J. A.; SOUZA, E. G. Anisotropia no estudo da variabilidade espacial de algumas variáveis químicas do solo. **Revista Brasileira de Ciências do Solos**, Viçosa, v. 32, p. 2217-2226, 2008.

HAJRASULIHA, S.; BANIABBASSI, N.; METTHEY, J.; NIELSEN, D. R. Spatial variability of soil sampling for salinity studies in Southwest Iran. **Irrigation Science**, New York, v. 1, p. 197–208, 1980.

HENDRICKS FRASSEN, H. J. W. M.; van EIJSBERGEN, A. C.; STEIN, A. Use of spatial prediction techniques and fuzzy classification for mapping soil pollutants. **Geoderma**, Amsterdam, v. 77, p. 243–262, 1997.

HENGL, T.; HEUVELINK, G. B. M.; STEIN, A. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. **Geoderma**, Amsterdam, v. 120, p. 75–93, 2004.

HERNÁNDEZ, Z.; ALMENDROS, G. Biogeochemical factors related with organic matter degradation and C storage in agricultural volcanic ash soils. **Soil Biology & Biochemistry**, Elmsford, v. 44, p. 130-142, 2012.

HEUVELINK, G. B.M. **Error propagation in environmental modeling with GIS**. Bristol: Taylor and Francis, 1998. 127p.

HEWITT, A. E. Predictive modelling in soil survey. **Soils and Fertilizers**, Farnham Royal, v. 56, p. 305–314, 1993.

HOLE, F. D., HIRONAKA, M. An experiment in ordination of some soil profiles. **Soil Science Society of America Proc.**, Madisonv. 24, p. 309–312, 1960.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Secretaria de Planejamento da Presidência da República. **Carta do Brasil – Quadrícula de Botucatu**. Rio de Janeiro, 1969. 1 folha SF – 22 – R – IV – 3 – Botucatu. Escala 1:50.000.

INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS DO ESTADO DE SÃO PAULO. Mapa geológico do Estado de São Paulo. São Paulo. IPT. v.1. (relatório), 94 p., 1981a (série monografias, 5).

INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS DO ESTADO DE SÃO PAULO. Mapa geológico do Estado de São Paulo. São Paulo. IPT. v.2. (mapa), escala 1:1.000.000, 1981b (série monografias, 5).

ISAAKS, H. E.; SRIVASTAVA, R. M. **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1989. 561 p.

JACOMINE, P. K. T. A nova classificação brasileira de solos. **Anais da Academia Pernambucana de Ciência Agronômica**, Recife, v. 5 e 6, p.161-179, 2008-2009

JENNY, H. **Factors of soil formation, a system of quantitative pedology**. McGraw- Hill: New York, 1941. 281 p.

JOURNEL, A. G. **Fundamentals of geostatistics in five lessons**. Short course in geology, v. 8. Washington, D.C.: American Geophysical Union, 1989.

JOURNEL, A. G. Modeling uncertainty: some conceptual thoughts. In: Dimitrakopoulos, R. (Ed.), **Geostatistics for the Next Century**. Kluwer Academic Pub., Dordrecht, The Netherlands, p. 30–43, 1994.

JOURNEL, A. G.; ALABERT, F. Non-Gaussian data expansion in the Earth Sciences. **Terra Nova**, Oxford, v. 1, p. 123–134, 1989.

JUANG, K.W.; CHEN, Y.S.; LEE, D.Y. Using sequential indicator simulation to asses the uncertainty of delineating heavy-metal contaminated soil. **Environmental Pollution**, Barking, v. 127, p. 229 e 238, 2004.

KORRE, A. Statistical and spatial assessment of soil heavy metal contamination in areas of poorly recorded, complex sources of pollution. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, Berlin, v. 13, p. 288 e 316, 1999.

KRIGE, D. G. A statistical approach to some basic mine evaluation problems on the witwatersrand. **Journal of the South African Institute of Mining and Metallurgy**, Johannesburg, v. 52, p. 119-139, 1951.

KRUSKAL, J. B.; WISH, M. **Multidimensional Scaling**. Quantitative Applications in the Social Sciences. SAGE Publication, London, 1978.

LAGACHERIE, P; VOLTZ, M. Predicting soil properties over a region using sample information from a mapped reference area and digital elevation data: a conditional probability approach. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, p. 187–208, 2000.

LARK, R. M.; BECKETT, P. H. T. A Geostatistical descriptor of the spatial distribution of soil classes, and its use in predicting the purity of possible soil map units. **Geoderma**, Amsterdam, vol. 83, n. 3-4, p. 243-267, 1998.

LIN, Y. P. Multivariate geostatistical methods to identify and map spatial variations of soil heavy metals. **Environmental Geology**, Berlin, v. 42, p.1-10, 2002.

MALAVOLTA, E.; COURY, T. **Apostilas de Práticas de Química Agrícola**. Piracicaba, Centro Acad. “Luiz de Queiroz”. 1954, 49 p.

MANZIONE, R. L.; ZIMBACK, C. R. L. Análise espacial multivariada aplicada na avaliação da fertilidade do solo. **Revista Engenharia na Agricultura**, Viçosa, v. 19, n. 3, p. 227-235, 2011.

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

MATHERON, G. **The theory of regionalized variables and its applications**. Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau. Fontainebleau: Ecole des Mines de Paris, Fascicule 5, 1971. 211 p.

McBRATNEY, A. B., Odeh, I. O.A., Bishop, T. F.A., Dunbar, M. S. Shatar, T. M. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, p. 293–327, 2000.

McBRATNEY, A. B.; MENDONÇA-SANTOS, M. L.; MINASNYA, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam, v. 117, p. 3-52, 2003.

McBRATNEY, A. B.; WEBSTER, R.; BURGESS, T. M. The design of optimal schemes for local estimation and mapping of regionalized variables, I. Theory and Methods. **Computers & Geosciences**, Oxford, v. 7, p. 331-334, 1981.

McBRATNEY, A.B.; DE GRUIJTER, J.J.; BRUS, D.J. Spatial prediction and mapping of continuous soil classes. **Geoderma**, Amsterdam, v. 54, p. 39-64, 1992.

MENDONÇA-SANTOS, M. L; SANTOS, H. G. **Mapeamento digital de classes e atributos de solos: métodos, paradigmas e novas técnicas**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2003. 19p. (Embrapa Solos. Documentos; n. 55).

MIRALLES, I.; ORTEGAB, R.; SÁNCHEZ-MARAÑÓN, M.; SORIANO, M.; ALMENDROS, G. Assessment of biogeochemical trends in soil organic matter sequestration in Mediterranean calcimorphic mountain soils (Almería, Southern Spain). **Soil Biology & Biochemistry**, Elmsford, v. 39, p. 2459-2470, 2007.

MITO, Y.; ISMAIL, M. A. M.; YAMAMOTO, T. Multidimensional scaling and inverse distance weighting transform for image processing of hydrogeological structure in rock mass. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, v. 411, p. 25–36, 2011.

MONTEIRO, R. C. **Estimativa espaço-temporal da superfície potenciométrica do sistema aquífero guarani na cidade de Ribeirão Preto (SP), Brasil**. 2003. 233 f. Dissertação (Mestre em Engenharia Geológica) – Instituto de Geociências e Ciências Exatas da Universidade Estadual Paulista, Rio Claro, 2003.

MOORE, A.W., RUSSELL, J.S. Comparison of coefficients and grouping procedures in numerical analysis of soil trace element data. **Geoderma**, Amsterdam, v. 1, p. 139–158, 1967.

MUNSELL COLOR. Munsell soil color charts, NY, 1998. sp.

NAUGPAL, P. S. **Guide to Advanced Data Analysis: Using IDAMS Software**. UNESCO, Division of Information and Informatics, 2001.

NOVAES FILHO, J.; COUTO, E. G.; OLIVEIRA, V. A.; JOHNSON, M. S.; LEHMANN, J.; RIHA, S. S. R. Variabilidade espacial de atributos físicos de solo usada na identificação de classes pedológicas de microbacias na amazônia meridional. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v. 31, p. 91-100, 2007

NUNES, C.; SOARES, A. Geostatistical space-time simulation model for air quality prediction. **Environmetrics**, Chichester, v. 16, n. 4, p. 393–404, 2005.

NUNES, R. F. M. **Paralelização dos algoritmos simulação sequencial gaussiana, indicatriz e directa**. 2008. 79 f. Dissertação (Mestre em Engenharia Geológica) Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa, Monte da Caparica, 2008.

ODEH, I O A; McBRATNEY, A B. **Pedometrics**. University of Sydney, Sydney, NSW, Australia, 2005, p.166-175.

ODEH, I. O. A., McBRATNEY, A. B., CHITTLEBOROUGH, D. J. Fuzzy-c-means and kriging for mapping soil as a continuous system. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 56, p. 1848–1854, 1992.

ODEH, I. O. A.; McBRATNEY, A. B.; CHITTLEBOROUGH, D. J. Design of optimal sample spacings for mapping soil using fuzzy-k-means and regionalized variable theory. **Geoderma**, Amsterdam, v. 47, p. 93-122, 1990.

OLEA, R. A. **Measuring spatial dependence with semivariograms**. Lawrence: Kansas: University of Kansas, 1977. (Series on Spatial Analysis n. 2).

PERONI, R. L. **Análise da sensibilidade do sequenciamento de lavra em função da incerteza do modelo geológico**. 2002. 143 f. Tese (Doutor em Engenharia de Minas, Metalúrgia e de Materiais,) Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002.

PRADO, H. (Brasil) (Org.). **Classificação dos solos**. Disponível em: <<http://www.pedologiafacil.com.br/classificacao.php>>. Acesso em: 01 mar. 2013.

QIAN, H., KLINKA, K. Spatial variability of humus forms in some coastal forest ecosystems of British Columbia. **Annales des Sciences Foresieres**, Versailles, v. 52, p. 653–666, 1995.

REESEA, D. C.; BRODEUR, R. D. Identifying and characterizing biological hotspots in the northern California Current. **Deep-Sea Research**, Oxford, v. 53, p. 291-314, 2006.

RUSSO, A.; TRIGO, R.; SOARES, A. Stochastic modelling applied to air quality spacetime characterization. In: Soares, A., Pereira, M.J., Dimitrakopoulos, R. (Eds.), **GeoENV VI – Geostatistics for Environmental Applications**. Springer, pp. 83–93, 2008.

SALVIANO, A. A. C. **Variabilidade de atributos de solo e de *Crotalaria juncea* em solo degradado do município de Piracicaba-SP**. Piracicaba, 1996. 91 f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo. 1996.

SAMARA, J. S., SINGH, V. P. Spatial dependence of soil reclamation. **Soil Technol**. Amsterdam, v. 3, p. 153–165, 1990.

SCHEIDT, C.; CAERS, J. Representing Spatial Uncertainty Using Distances and Kernels. **Mathematical Geology**, New York, v. 41, p. 397–419, 2009.

SILVA, A. F.; HALMEMAN, R. J.; ZIMBACK, C. R. L. Dependência Espacial de atributos diagnóstico para delimitação de classes de solos. São Paulo, UNESP, **Geociências**, Rio Claro, v. 32, n.1, p. 93-100, 2013.

SOARES, A. **Geoestatística para as ciências da terra e do ambiente**. Coleção Ensino da Ciência e da Tecnologia: ed.2, IST Press, Lisboa: 2006. 206 p.

SOARES, A. Sequential direct simulation and co-simulation. **Mathematical Geology**, New York, v. 33, n. 8, p. 911-926, 2001.

SOIL SURVEY STAFF. **Keys to soil taxonomy**. 8. ed. Blacksburg, 1998. 422p. (SMSS technical monograph, 6)

SOIL SURVEY STAFF. **Soil Survey Manual**. Agricultural Handbook 18. US Department of agriculture, Washington, D.C., USA, 1993. (<http://soils.usda.gov/technical/manual/>).

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

TEIXEIRA, D. B.; BICALHO, E. S.; PANOSSO, A. R.; PERILLO, L. I.; IAMAGUTI, J. L.; PEREIRA, G. T.; SCALA JR, N. L. Uncertainties in the prediction of spatial variability of soil CO₂ emissions and related properties. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v.36, n.5, p. 1466-1475, 2012.

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

VIEIRA, S.R.; DE MARIA, I.C.; LOMBARDI NETO, F.; DECHEN, S.C.F.; CASTRO, O.M. Caracterização da variabilidade espacial de propriedades físicas. In: LOMBARDI NETO, F.; CAMARGO, O.A., eds. **Microbacia do Córrego São Joaquim (Município de Pirassununga, SP)**. Campinas, Instituto Agrônomo de Campinas, 1992. p.41-51.

VOLTZ, M., WEBSTER, R. A comparison of kriging, cubic splines and classification for predicting soil properties from sample information. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 41, p. 473-490, 1990.

VOLTZ, M.; LAGACHERIE, P.; LOUCHART, X. Predicting soil properties over a region using sample information from a mapped reference area. **European Journal of Soil Science**, Oxford, v. 48, p. 19-30, 1997.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: HILLEL, D. (Ed.). **Application of soil physics**. New York: Academic, 1980. 385 p.

WEBSTER, R. Quantitative spatial analysis of soil in field. **Advances in Soil Science**, Boca Raton, v. 3, p.1-70, 1985.

WEBSTER, R. Quantitative spatial analysis of soil in the field. **Advances in Soil Science**, New York, v. 3, p. 1-70, 1984.

WIKIMEDIA FOUNDATION (Org.). Vasily Dokuchaev. Disponível em:
<http://pt.wikipedia.org/wiki/Vasily_Dokuchaev>. Acesso em: 01 mar. 2013.

WOLFRAM MATHEMATICA. v. 8.0. Ilinóis: Wolfram Research, 2012.

ZHANG, H.; HUANG, G; ZENG, G. Health risks from arsenic-contaminated soil in Flin Flon–Creighton, Canada: Integrating geostatistical simulation and dose–response model. **Environmental Pollution**, Barking, v. 157, p. 2413–2420, 2009.

ZIMBACK, C. R. L. **Curso de atualização em solos geoprocessamento levantamento e mapeamento de solos**. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Ciências Agrônomicas. Depto. de Recursos Naturais/Ciência do Solo, Botucatu, 2007, 72p.

ZIMBACK, C. R. L. **Levantamento de solos**. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Ciências Agrônomicas. Depto. de Recursos Naturais/Ciência do Solo, Botucatu, 2003, 16p.

ZIMBACK, C.R.L. **Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade do solo**. 2001. 114f. Tese (Livre-Docência em Levantamento do solo e Fotopedologia), Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.