

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA – UNESP
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA E CLASSIFICAÇÃO
NUMÉRICA PARA O DELINEAMENTO DE UNIDADE DE
MAPEAMENTO DE ATRIBUTOS E EROSÃO DO SOLO**

João Fernandes da Silva Júnior

Engenheiro Agrônomo

2014

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA – UNESP
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA E CLASSIFICAÇÃO
NUMÉRICA PARA O DELINEAMENTO DE UNIDADE DE
MAPEAMENTO DE ATRIBUTOS E EROSÃO DO SOLO**

João Fernandes da Silva Júnior

Orientador: Prof. Dr. Gener Tadeu Pereira

Coorientador: Prof. Dr. José Marques Júnior

Tese apresentada à Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – Unesp, Câmpus de Jaboticabal, como parte das exigências para a obtenção do título de Doutor em Agronomia (Ciência do Solo).

2014

S586s Silva Júnior, João Fernandes da
Simulação geoestatística e classificação numérica para o
delineamento de unidade de mapeamento de atributos e erosão do solo /
João Fernandes da Silva Júnior. - - Jaboticabal, 2014
xii, 111 p. : il. ; 28 cm

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de
Ciências Agrárias e Veterinárias, 2014

Orientador: Gener Tadeu Pereira

Banca examinadora: Rafael Montanari, Zigomar Menezes de Souza,
Livia Arantes Camargo, Marcílio Vieira Martins Filho.

Bibliografia

1. Geoestatística morfológica. 2. Conservação do solo. 3. Mineralogia
do solo. 4. Levantamento detalhado. 5. Pedologia quantitativa. Título. II.
Jaboticabal-Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias.

CDU 631.4:519.2



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE JABOTICABAL

FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E VETERINÁRIAS DE JABOTICABAL

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA E CLASSIFICAÇÃO NUMÉRICA PARA O
DELINEAMENTO DE UNIDADE DE MAPEAMENTO DE ATRIBUTOS E EROSÃO DO
SOLO

AUTOR: JOÃO FERNANDES DA SILVA JÚNIOR

ORIENTADOR: Prof. Dr. GENER TADEU PEREIRA

CO-ORIENTADOR: Prof. Dr. JOSE MARQUES JUNIOR

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de DOUTOR EM AGRONOMIA
(CIÊNCIA DO SOLO) , pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. GENER TADEU PEREIRA
Departamento de Ciências Exatas / Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias de Jaboticabal

Prof. Dr. MARCILIO VIEIRA MARTINS FILHO
Departamento de Solos e Adubos / Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias de Jaboticabal

Profa. Dra. LIVIA ARANTES CAMARGO
Pós-doutoranda / Departamento de Solos e Adubos / Faculdade de Ciências Agrárias e
Veterinárias de Jaboticabal

Prof. Dr. RAFAEL MONTANARI
Departamento de Fitossanidade, Engenharia Rural e Solos / Faculdade de Engenharia de Ilha
Solteira

Prof. Dr. ZIGOMAR MENEZES DE SOUZA
Universidade Estadual de Campinas / Campinas/SP

Data da realização: 19 de setembro de 2014.

DADOS CURRICULARES DO AUTOR

JOÃO FERNANDES DA SILVA JÚNIOR – Graduado em Engenharia Agrônômica pela Universidade Federal Rural da Amazônia - UFRA (2009). Foi estagiário no Laboratório Oficial de Análise de Sementes-LASO/PA do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento-MAPA/PA de 2006 a 2008 e na Pró-reitora de Extensão da UFRA de 2008 a 2009. Foi Professor horista em regime modular das disciplinas: Mecanização Agrícola; Construções e Instalações Rurais pelo Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará – IFPA (2012). Foi professor das disciplinas: Fundamentos da Ciência do solo; Gênese e Propriedades do Solo; Morfologia e Classificação do Solo na Universidade Federal Rural da Amazônia (2012-2013). Iniciou em 2010 o Mestrado no curso de Pós-Graduação em Agronomia (Ciência do Solo) pela Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, FCAV/UNESP Jaboticabal - SP. No mês de fevereiro de 2012, submeteu à banca examinadora para a defesa de Dissertação, sendo aprovado e obtendo o título de Mestre em Agronomia (Ciência do Solo). Iniciou em 2012 o Doutorado no curso de Pós-graduação em Agronomia (Ciência do Solo) da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, FCAV/UNESP Jaboticabal - SP. Aos 19 de setembro de 2014, submeteu à banca examinadora para a defesa de Tese, sendo aprovado e obtendo o título de Doutor em Agronomia (Ciência do Solo).

"Se andarmos apenas por caminhos já traçados, chegaremos apenas aonde os outros chegaram".

(Alexandre Graham Bell)

"Talvez não tenha conseguido fazer o melhor, mas lutei para que o melhor fosse feito. Não sou o que deveria ser, mas graças a Deus, não sou o que era antes."

(Martin Luther King)

"Se algo não é obviamente impossível, então deve haver uma maneira de fazer."

(Nicholas Winton)

*À Deus, meu refúgio e minha
fortaleza, um socorro sempre
oferecido na angustia.*

DEDICO.

À minha Família.

OFEREÇO.

AGRADECIMENTOS

Estou profundamente grato à Universidade Estadual Paulista, FCAV, Câmpus de Jaboticabal-SP, que me acolheu e proporcionou-me estar entre pessoas brilhantes que serão sempre meus Mestres (professores da FCAV). Tenho a sorte ímpar de ter colegas nos Departamentos de: Ciências Exatas, Solos e Adubos, Engenharia Rural e no Laboratório de Mineralogia do solo, na Universidade Estadual Paulista/FCAV, que me deram boas ideias, inspiração, confiança e encorajamento.

Ao Orientador Prof. Dr. Gener Tadeu Pereira (FCAV/Unesp), à vossa cooperação sem limites e aconselhamento, um exemplo de profissional extraordinário que tornou muitas coisas possíveis, pelas valiosas orientações neste trabalho, por acreditar, pela disposição dedicada e pela amizade.

Ao Coorientador Prof. Dr. José Marques Júnior (FCAV/Unesp), pelas orientações.

Aos amigos do curso de Pós-graduação: Daniel, Livia, Diego (Pimpão), Angélica, Elton, Eduardo, Ricardo (Galdens), Mara Moitinho, Risely, José Roberto, Ismênia Ribeiro, Patrícia Gabarra, Saulo Strazeio, Iolanda, Jussara Dantas, Liliane, Flávia Brandão.

Ao Daniel De Bortoli Teixeira e ao Diego Siqueira (Pimpão), foram inexcedíveis o vosso apoio sempre a postos para ajudar quando solicitados.

À Francisca Fedelice de Sousa Silva (Tia Fida) e Rosiane de Sousa Silva, as quais me acolheram como integrante da família e sempre me colocaram entusiasmo para persistir nesse objetivo durante minha jornada acadêmica desde a graduação.

À banca examinadora pelas críticas e sugestões para a melhoria da qualidade desta Tese.

À CAPES, pela concessão de bolsa de estudos.

Ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará, Câmpus de Abaetetuba-PA, pela liberação para finalização deste trabalho.

Aos funcionários do Departamento de Ciências Exatas: Zezé, Shirley, Adriana e Norival, pela atenção dispensada quando solicitado e pela amizade conquistada.

Agradeço também a todos que ajudaram diretamente ou indiretamente em todas as etapas do curso de Doutorado.

MUITO OBRIGADO!

SUMÁRIO

	Página
RESUMO	xi
ABSTRACT	xii
CAPÍTULO 1 – CONSIDERAÇÕES GERAIS	1
1.1 Introdução	1
1.2 Revisão de Literatura	4
1.2.1 Erosão do solo.....	4
1.2.2 Mineralogia dos óxidos de ferro	5
1.2.3. Variabilidade espacial de atributos do solo	6
1.2.4. Geoestatística	7
1.2.5 Uma abordagem estocástica para a variação espacial: a teoria da variável regionalizada	8
1.2.6 Função aleatória.....	9
1.2.7 Semivariograma	11
1.2.7.1 Alcance.....	12
1.2.7.2 Patamar	12
1.2.7.3 Efeito Pepita	12
1.2.8 Krigagem	15
1.2.9 Simulação geoestatística.....	16
1.2.10 Levantamento de solos	18
1.2.11 Geomorfologia nas relações Solo-Paisagem	22
1.3 Referências.....	25
CAPÍTULO 2 – SIMULAÇÃO MORFOLÓGICA NA CARACTERIZAÇÃO ESPACIAL DA PERDA DE SOLO POR EROSÃO EM CULTIVO DE CANA-DE-AÇÚCAR	34
Resumo.....	34
Abstract.....	35
2.1 Introdução	36
2.2 Material e Métodos.....	37
2.2.1 Simulação sequencial indicatriz de variáveis categóricas - Simulação morfológica.....	42
2.2.2 Pós-processamento das simulações: transformação de mapas de probabilidade em mapas temáticos.....	43

2.2.3 Avaliação da precisão da reclassificação	44
2.2.4 Análise da entropia de Shannon	45
2.3 Resultados e Discussão	46
2.4 Conclusões.....	62
2.5 Referências	63
CAPÍTULO 3 – MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS NA MODELAGEM ESPACIAL DO DIÂMETRO MÉDIO DO CRISTAL DA GOETHITA	67
Resumo.....	67
Abstract.....	68
3.1 Introdução	69
3.2 Material e Métodos.....	70
3.3 Resultados e Discussão	75
3.4 Conclusões.....	83
3.5 Referências	84
CAPÍTULO 4 – ALOCAÇÃO DE LIMITES DE COMPARTIMENTOS DE UMA VERTENTE UTILIZANDO CLASSIFICAÇÃO NUMÉRICA E SUSCETIBILIDADE MAGNÉTICA.....	88
Resumo.....	88
Abstract.....	90
4.1 Introdução	91
4.2 Material e Métodos.....	93
4.2.1 Atributos do solo e planta	94
4.2.2 Split moving window (SMW) para a suscetibilidade magnética.....	95
4.2.3 Split moving window multivariado (SMWM) para os grupos de atributos ..	97
4.3 Resultados e Discussão.....	98
4.4 Conclusões.....	106
4.5 Referências	107

SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA E CLASSIFICAÇÃO NUMÉRICA PARA O DELINEAMENTO DE UNIDADE DE MAPEAMENTO DE ATRIBUTOS E EROSÃO DO SOLO

RESUMO – A agricultura exige informações de mapeamento de atributos dos solos em escala detalhada com a apresentação da acurácia. Os objetivos destes estudos foram: (i) avaliar o potencial da geoestatística morfológica no mapeamento de classes de perdas de solo por erosão; (ii) avaliar duas metodologias geoestatísticas: krigagem ordinária e simulação sequencial gaussiana no mapeamento do diâmetro médio do cristal da goethita, e (iii) avaliar o potencial do uso da análise de dissimilaridade entre janelas móveis a partir de dados multivariados de atributos do solo de plantas ao longo de uma transeção para a alocação de unidade de mapeamento. O estudo (i) foi realizado no município de Tabapuã, Estado de São Paulo em uma área de 530 ha, em uma malha amostral de 626 pontos, sendo coletadas amostras de solo, determinados os atributos físicos e químicos, e calculada a erosão do solo pela equação universal de perdas de solo. A partir desses valores, foram realizadas as análises estatísticas descritivas e geoestatísticas, e os valores dos atributos do solo foram estimados por meio da abordagem morfológica da função indicatriz. Obtiveram-se mapas morfológicos a partir de 100 simulações. Foi observada a incerteza desses mapas pela entropia de Shannon, e houve maior incerteza na transição entre as classes de erosão. A simulação é eficiente na caracterização espacial e na definição dos limites laterais das classes de perdas de solo por erosão. O estudo (ii) foi realizado na mesma área anterior, com uma malha amostral de 113 pontos espaçados a cada 10 metros. Nesses pontos foram determinados os teores de goethita da fração argila, calculada a largura a meia-altura e com ela obtiveram-se os valores do diâmetro do cristal da goethita. Foram ajustamos modelos aos variograma, em seguida estimados e simulados por krigagem ordinária e simulação sequencial gaussiana (SSG), respectivamente. Os mapas da krigagem ordinária não apresentam valores mínimos e máximos em locais específicos comparando com mapas da SSG, e isso inseriu um risco no uso desses mapas. São preferíveis mapas E-types, pois mostram melhor a reprodução da variabilidade “real”. O estudo (iii) foi desenvolvido no município de Guataparã-SP, em uma vertente, sendo definidos em campo seis compartimentos de vertente e depois utilizando o método de transecto, com 86 amostras de solos com espaçamento de 30 m, nas profundidades de 0,00-25 m e 0,25-0,50 m, e determinaram-se os atributos físicos e químicos do solo. E com a fração argila, determinaram-se a suscetibilidade magnética. Determinaram-se dados de planta, como o índice de vegetação (NDVI), nos anos de 2009, 2010 e 2011. Com esses dados e com o modelo conceitual de paisagem, alocaram-se limites pela análise de dissimilaridade entre janelas móveis com dados multivariados de atributos do solo e plantas ao longo de uma transeção. Obteve-se similaridade entre os limites definidos pelos modelos de paisagem e os valores das distâncias D^2 de Mahalanobis. O método SMWM é recomendado para ambientes semelhantes à área deste estudo.

Palavras-chave: conservação do solo, geoestatística morfológica, levantamento detalhado, mineralogia do solo, pedologia quantitativa

GEOSTATISTICAL SIMULATION AND NUMERIC CLASSIFICATION FOR THE DESIGN OF ATTRIBUTES AND SOIL EROSION MAPPING UNITY

ABSTRACT – Agriculture calls for attributes mapping as well as soil classification data leading to an accurate presentation. The objectives of this study were: (i) to evaluate the morphologic geostatistical potential for the mapping of soil losses due to erosion; (ii) to assess two geostatistical methodologies; ordinary kriging and gaussian sequential simulation in mapping of the average diameter of goethite crystal; and (iii) to evaluate the potential of the usage of dissimilarity between mobile windows analysis from multivariate attribute data from the soil attributes of plants in a transection for the allocation of the mapping unity. The study (i) was performed in Tabapuã, a municipality in São Paulo State, in a 530 ha area, within a sampling net of 626 points, being soil samples collected, for which physical and chemical attributes were determined, and soil erosion calculated by means of the universal equation of soil losses. Based on those values, descriptive and geostatistical analysis were performed, while soil attribute values were estimated from a morphological approach of indicator variables (dummy) function. Those resulted in morphological maps from 100 simulations. Some uncertainties of these maps were noticed by means of Shannon entropy and greater uncertainty came for the transition between erosion classes. The simulation is efficient in spatial characterization and in the definition of the lateral limits of soil losses by erosion classes. The study (ii) was in the same former area, having a net sampling of 113 points at each 10 meters. At these points the content of goethite clay fraction was determined, together with the width at half-height, from which the goethite crystal diameter values were obtained. Models were adjusted to the variograms, followed by estimation and simulation by ordinary kriging and gaussian sequential simulation. Ordinary kriging map does not show extreme values (minimum and maximum) at specific sites when compared to the gaussian sequential simulation, and this lack results in some risks in the use of these maps. E-type maps are a preferable choice since they can more clearly display the “real” variability reproduction. The study (iii) was developed in Guataparã-SP, at a slope, where six slope segments were defined in the field, after which the transect method was used on 86 soil samples at a 30 m spacing, at 0.00-25 m and 0.25-0.50 m depth, then physical and chemical soil attributes were determined. At the clay fraction, magnetic susceptibility was determined. Plant data, such as vegetation index, in years 2009, 2010 and 2011 were determined as well. Based on those data, and by means of the conceptual landscape model, limits were allocated for dissimilarity between mobile windows analysis using multivariate data of soil attributes and plants within a transection. Similarity was obtained between the limits defined by the landscape models and the distance D^2 Mahalanobis values. The SMWM method is recommended for environments similar to the area in this study.

Keywords: soil conservation, morphological geostatistics, detailed survey, soil mineralogy, quantitative pedology

CAPÍTULO 1 – Considerações Gerais

1.1 Introdução

A erosão hídrica é um dos principais fatores do depauperamento dos solos tropicais e a principal causa de esgotamento de nutrientes nas áreas agrícolas com implicações diretas sobre a sustentabilidade (HUDSON, 1995). Essa erosão pode ser acelerada, caso não forem tomadas medidas controle da enxurrada: como manter o solo sempre coberto, evitando e/ou minimizando a ação da primeira etapa da erosão: a desagregação das partículas do solo, pelo impacto direto das gotas.

No entanto, a erosão natural (geológica) é importante fenômeno para os processos de formação dos solos e para evolução das paisagens. Esse fenômeno torna-se preocupante quando ocorre de maneira acelerada, e isso, sido evidenciado pelo homem do campo, principalmente pelos agricultores menos esclarecidos em relação aos fatores de erosão. Muito dos fatores responsáveis pelo aumento da produtividade agrícola, deve-se ao avanço das pesquisas relacionadas ao controle da erosão acelerada dos solos agrícolas.

Neste sentido, surgiu a necessidade de modelar o processo erosivo dos solos agrícolas, considerando os fatores naturais: características dos solos: erodibilidade de acordo com a classe de solo, do clima: erosividade, fator topográfico, largura e comprimento de rampa e práticas conservacionistas, e estes fatores foram incluídos em um modelo para se estimar a perda de solo por erosão.

A aplicação da equação universal de perda de solo trouxe respostas às dúvidas, às práticas conservacionistas. Com tudo, não se levou em conta a presença de estrutura de dependência espacial entre os fatores de erosão. Com isso, os métodos geoestatísticos mostram-se promissores para o desenvolvimento de novos conceitos e/ou tecnologias dentro das relações solo-paisagem e para os processos de erosão (MARTINS FILHO, 2007). A definição de classes de erosão do solo é uma ferramenta imprescindível para o manejo conservacionista localizado.

Contudo, a definição desses limites laterais entre classes possui subjetividades (incertezas), assim como, nos limites laterais entre os pedons para a

definição de unidades taxonômicas do sistema brasileiro de classificação de solos. Neste sentido, propõe-se o uso da simulação morfológica definida por Soares (1992), como alternativa para minimizar este problema.

É cada vez maior a atenção dos cientistas de solos aos métodos estatísticos e matemáticos para modelar fenômenos de formação e distribuição de solos. A ciência do solo, avança rapidamente no sentido que vem tornando-a multidisciplinar, e não apenas objeto de estudo do pedólogo. Pois, sabe-se que o solo é um recurso natural não renovável, e sua conservação é do interesse de todos.

Para o melhor manejo dos solos, é fundamental conhecer a origem de sua formação, sua distribuição na paisagem e sua taxonomia. No entanto, o nível de detalhe dos levantamentos de solos, não atende à demanda atual. Pois, a maneira tradicional de mapeamento pedológico, baseia-se na morfologia do perfil representativo do solo, “perfil modal”, e com isso, são incorporadas incertezas na definição de uma unidade de mapeamento ou taxonômica pelos graus de subjetividade empregados pelos descritores dos perfis, sendo maior nas zonas de transição entre as unidades de mapeamento.

As diferenças entre os levantamentos de solos são causadas pela subjetividade do método tradicional “levantamento livre”, conforme Bazaglia Filho et al. (2013), que constataram a diferença entre os mapas de solos produzidos por quatro pedólogos experientes na mesma áreas de estudo, justamente para mostrar a subjetividade embutida no método tradicional de mapeamento de solos. No sentido de minimizar a subjetividade dos pedólogos e planejadores agrícolas na delimitação dos limites laterais entre as unidades de mapeamento, propõe-se que sejam utilizados métodos estatísticos e matemáticos para auxiliá-los. Alguns métodos auxiliares, como fotografias aéreas, foram incorporados aos levantamentos de solos próximos à década de 50, diminuindo o custo e o tempo na produção do mapa final.

Dentre outras ferramentas e métodos de mapeamento, podemos citar: sensoriamento remoto, sistema de Informação geográfica, geoestatística, lógica fuzzy e outros métodos emergentes como: simulação geoestatística, por exemplo, a simulação indicatriz, simulação sequencial gaussiana (ODEH; McBRATNEY, 2004).

Algumas iniciativas em termos nacionais e internacionais têm demonstrado maior atenção a esta nova abordagem, criando comissões especializadas em

pedometria (pedologia quantitativa). Entre elas, podem ser citadas a criação da Comissão Especializada em Pedometria da divisão de Solo no Espaço e no Tempo, pela Sociedade Brasileira de Ciência do Solo (SBCS), e a criação da Rede Brasileira de Mapeamento Digital de Solos (MDS), sob os auspícios da EMBRAPA Solos, visando à reunião de pesquisadores interessados em desenvolver essa área do conhecimento no País.

Este estudo parte da demanda atual, pelo levantamento detalhado da variabilidade espacial de atributos e classes de solos, subsidiando os planejadores agrícolas nas tomadas de decisões. Desta forma, faz-se necessário instrumentalizar os pesquisadores de procedimentos metodológicos, sendo essencial a incorporação de métodos numéricos na definição de unidades de mapeamento, não descartando o conhecimento “tácito (modelos mentais)” dos pedólogos e, ainda, a aplicação de modelos de simulação, os quais necessitam de dados georreferenciados para sua efetiva aplicação (VAZ; MARTIN NETO; CRESTANA, 2007).

O objetivo geral deste estudo foi avaliar diferentes metodologias a serem empregadas em projetos de mapeamento de classes das perdas de solo por erosão, no mapeamento do diâmetro do cristal da goethita e na locação de limites de compartimentos em uma vertente utilizando o método de transecto com o “método de janelas móveis, com dados multivariados: Split Moving Windows Multivariate (SMWM)”.

Os objetivos específicos do presente trabalho foram: (i) avaliar a aplicação da metodologia da simulação morfológica na caracterização da distribuição espacial de perdas de solo por erosão, em dois cenários de manejo do cultivo de cana-de-açúcar; (ii) analisar o desempenho de dois métodos geoestatísticos: krigagem ordinária e simulação sequencial gaussiana, na reprodução da variabilidade espacial do diâmetro médio do cristal da goethita; (iii) avaliar o potencial do uso do SMWM e da suscetibilidade magnética, para a validação da alocação dos limites de compartimentos de uma vertente com um transecto.

1.2 Revisão de Literatura

1.2.1 Erosão do solo

No Brasil, a principal forma de erosão é a hídrica, desencadeada pela ação da água da chuva, provocando a desagregação e o transporte do solo pelo escoamento superficial, além de carrear nutrientes, matéria orgânica, sementes e defensivos agrícolas para as regiões baixas.

A perda de solos por erosão é a principal causa de esgotamento de nutrientes nas áreas agrícolas com implicações diretas sobre a sustentabilidade (HUDSON, 1995). Isso altera a qualidade das culturas, e não somente a produção dos cultivos diminui, como também o decréscimo do desenvolvimento e da qualidade.

Assim, a estimativa da perda de solo por erosão é primordial para planejar ações corretivas; porém, existem dificuldades para se avaliar de forma exata e precisa a extensão e a magnitude de tal fenômeno, assim como seus impactos ambientais e econômicos (WEILL, 1999).

A modelagem do processo de erosão é uma importante ferramenta no desenvolvimento de avaliações confiáveis de predições de perdas de solo e, ainda, para o planejamento de medidas de controle do referido fenômeno (MARTINS FILHO et al., 2004). Os dados de entrada usualmente necessários para quantificar o processo de erosão do solo são insuficientes e estão relacionados a um contexto de variabilidade espacial e temporal (MARTINS FILHO, 2007).

A quantificação da perda de solos por erosão, utilizando técnicas geoestatísticas, tem apresentado subsídios para a determinação de zonas de manejo específico. Tais informações poderão ser transferidas para formas de paisagens semelhantes.

As limitações associadas à calibração e à validação da distribuição espacial da erosão do solo, obtidas pela modelagem, são, em grande parte, decorrentes da alta variabilidade espacial e temporal do fenômeno de erosão, além da incerteza associada aos valores dos parâmetros de entrada, utilizados na predição do processo erosivo do solo (JETTEN; GOVERS; HESSEL, 2003).

Técnicas geoestatísticas mostram-se promissoras para o desenvolvimento de novos conceitos e/ou tecnologias dentro das relações solo-paisagem e para os processos de erosão (MARTINS FILHO, 2007). No entanto, pouca atenção tem sido dada na distribuição espacial da perda de solos por erosão.

1.2.2 Mineralogia dos óxidos de ferro

Os minerais ocorrem nos solos como resultados da solidificação do magma ou a partir dos materiais de minerais existentes em novas espécies (Diagênese) (RIBEIRO et al., 2012). A composição mineralógica de um solo (corpo natural) inclui muitas relações entre minerais primários e secundários, e estes são muito úteis na classificação taxonômica de solos.

A mineralogia da fração argila do solo é tão importante para os cientistas do solo, que alguns se referem a ela como o DNA do solo. Dentre as partes mais importantes para interpretação e manejo dos solos tropicais, além da matéria orgânica do solo (MOS), está a mineralogia da fração argila do solo. Nesta porção do solo, apresentam-se os “óxidos de ferro” e de alumínio, que são de suma importância no comportamento espacial dos atributos físicos e químicos dos solos tropicais (SILVA JÚNIOR et al., 2012).

Outro fator importante e em destaque nos óxidos de ferro é o seu grau de cristalinidade, que interfere na quantidade de cargas, conseqüentemente na capacidade de troca de ânions (CTA) e na adsorção de fósforo e de outras reações de superfície. O grau de cristalinidade (diâmetro médio do cristal - DMC) mostra como são as estruturas e o tamanho do cristalino e o empacotamento dessa unidade básica do mineral. Este grau, pode ser medido pela largura a meia-altura (LMA) obtida pela reflexão da goethita, sendo que essas medidas são inversamente proporcionais (FITZPATRICK; SHWERTMANN, 1982).

Várias pesquisas relacionadas à caracterização da distribuição espacial de atributos mineralógicos foram realizadas por Camargo et al. (2008a; 2008b) sobre variabilidade espacial da mineralogia da fração argila, e por Oliveira Júnior et al. (2011), na variabilidade espacial de atributos mineralógicos. Estes autores

confirmaram a existência de estrutura dependência espacial destes atributos mineralógicos. No entanto, o uso de outros métodos geoestatísticos deve ser testado, sobretudo em atributos mineralógicos, que possuem alta variabilidade (SILVA JÚNIOR et al., 2012).

Neste sentido, o estudo de métodos geoestatísticos para verificar a acurácia na modelagem, é essencial para evitar conclusões errôneas relacionadas à mineralogia da fração argila do solo.

1.2.3 Variabilidade espacial de atributos do solo

A sustentabilidade dos sistemas de produção agrícola, florestal e pecuária é indissociável da sustentabilidade do recurso solo. Os mapas pedológicos fornecem uma falsa impressão de que a variação dos solos é pontual, o que de fato não reflete a realidade. Esse problema foi relatado por Buol (1990) e agrava-se em locais que requerem informações detalhadas. Desta forma, a variabilidade espacial dos atributos do solo não deve ser ignorada (SALVIANO et al., 1998), pois o solo é um sistema extremamente complexo e varia no espaço e no tempo de forma contínua. Por isso, não é aceito o conceito de que o solo é um corpo natural estático, por causa de eventos como: os fatores e os processos específicos de sua formação, que ocorrem constantemente (SIMONSON, 1959).

Essas informações podem ser mais bem explicadas quando se considera que esses processos não ocorrem de maneira independente no espaço. Isso demanda estudos de variabilidade espacial com as relações solo-paisagem. Marques Júnior (1995), Campos et al. (2006) e Cunha (2000) atribuíram às superfícies geomórficas e aos segmentos de encostas como causas da variabilidade espacial de atributos físicos e químicos dos solos estudados.

O uso das informações da variabilidade espacial de atributos do solo e de sua relação com a produtividade é essencial para se conhecer as causas da variabilidade espacial, somente assim podemos mais bem explicar as relações de causa e efeito, podendo ser pontos-chave na inclusão de modelos de predição (DANIELS; NIELSON, 1987).

As concepções desses autores são complementadas por Wilding e Dress (1983) em que essa variabilidade espacial é resultante de vários fatores causais, e responsáveis pela evolução da paisagem, sendo preciso entender os tipos de variação do solo, por exemplo, se é sistemática ou aleatória.

Outro fator importante a considerar em estudos de variabilidade espacial é que sempre aparecerá o problema do número de amostras quando se considera a área de estudo como “homogênea”, mas a questão que permanece é: qual é o número de amostras para serem representativas? Esta é uma abordagem que depende da distribuição de vários parâmetros, que depende do objetivo da pesquisa (WARRICK; NIELSEN, 1980).

A preocupação com a variabilidade espacial de atributos e de solos não é um tema novo, pois existe desde o início da ciência do solo, porém não existiam métodos práticos, como a geoestatística, capazes de quantificar tal problema (REICHARDT; VIEIRA; LIBARDI, 1986). A geoestatística é a melhor ferramenta a ser recomendada para estudos de variabilidade espacial (WILDING; DRESS, 1983).

1.2.4 Geoestatística

As primeiras publicações sobre geoestatística tiveram início na metade dos anos de 1900, com os trabalhos de “Geoestatística” de Kolmogorov (1941), as contribuições de Daniel Krige (1951) e De Wijs (1951; 1953), Matern (1960) e Matheron (1962; 1963; 1971), com a “Teoria das variáveis regionalizadas”, que tornaram possível a aplicação da Geoestatística.

O engenheiro de minas sul-africano Daniel Krige (1951), trabalhando com concentrações de ouro em que não conseguiu encontrar relação entre as amostras, utilizando a estatística clássica, definiu que as amostras possuíam uma relação em função da posição geográfica, a qual não poderia ser explicada por uma estatística simples, sendo necessário, pois o uso de modelos matemáticos para estimar uma população baseada na correlação espacial, dependente da posição geográfica.

A teoria das variáveis regionalizadas parte do princípio da “primeira lei da geografia”, em que “todas as coisas são parecidas, mas coisas mais próximas se parecem mais que coisas mais distantes” (TOBLER,1979).

Surge então a necessidade de quantificar a estrutura de dependência espacial dos depósitos de reservas minerais, porém somente com a estatística clássica não seria possível, pois ignora a continuidade espacial. Desta maneira, consolidam-se métodos estatísticos para a análise espacial aplicada: a geoestatística (GOOVAERTS, 1997).

A quantificação da dependência espacial é comumente descrita por meio de correlogramas ou variogramas, sendo que o último é mais utilizado por ser menos restritivo para os dados encontrados na natureza (WARRICK; NIELSEN, 1980).

1.2.5 Uma abordagem estocástica para a variação espacial: a teoria da variável regionalizada

Segundo Webster e Oliver (2007), o fato de a variação espacial parecer aleatória sugere um caminho a seguir. Se adotarmos uma visão estocástica, então para cada ponto na área de estudo, não existe somente um valor do atributo estudado, mas um conjunto de valores. O valor observado é considerado como um possível valor retirado aleatoriamente de acordo com alguma lei de alguma distribuição de probabilidade.

Assim, na posição \mathbf{x} , um valor de um atributo do solo $Z(\mathbf{x})$ é tratado como uma variável aleatória com uma média, μ , e uma variância σ^2 , momentos de ordem superiores, e uma função de distribuição acumulada (F.D.A). Ele tem distribuição de probabilidade completa, e é desta distribuição que o valor atual foi retirado. Se for conhecida aproximadamente essa distribuição, podem-se estimar valores em locais não amostrados pelos dados na vizinhança do ponto e colocar erros nestas estimativas.

1.2.6 Função aleatória

A descrição no item 1.2.5 para um ponto \mathbf{x} individual aplica-se aos infinitos pontos na área de estudo (espaço amostral); em cada ponto \mathbf{x}_i , $i=1, 2, \dots$, $Z(\mathbf{x})$, tem sua própria distribuição e FDA. A amplitude dos possíveis valores constituem um conjunto, sendo que um membro desse conjunto é uma realização.

O conjunto dessas variáveis aleatórias $Z(\mathbf{x}_1)$, $Z(\mathbf{x}_2)$, ... $Z(\mathbf{x}_n)$ constitui uma função aleatória (FA) (MATHERON, 1971). Esta ideia é ilustrada na Figura 1. O conjunto de valores de Z , que compreende a realização de uma função aleatória, é conhecida como *variável regionalizada* (VR). Esta teoria consolida o alicerce da geoestatística.

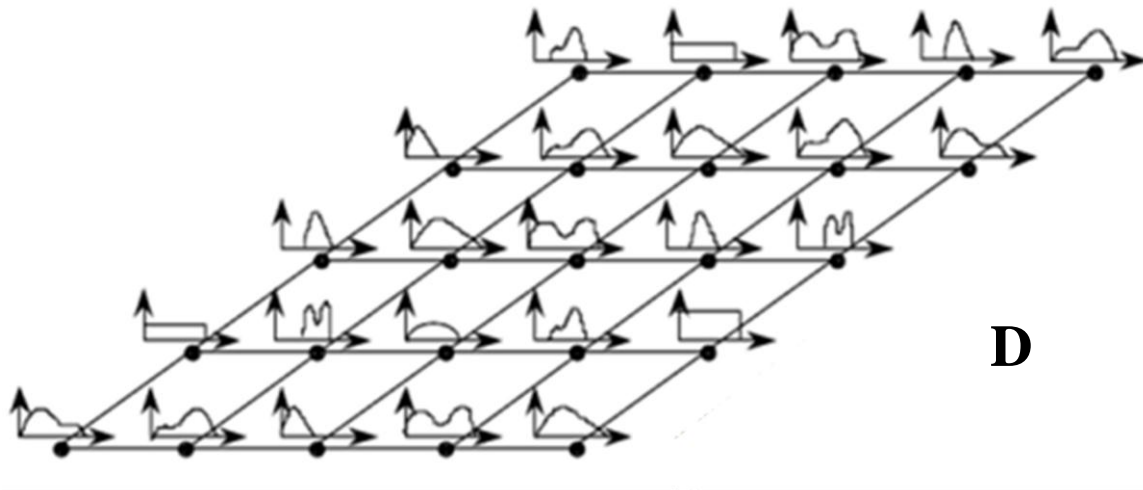


Figura 1 – Ilustração da função aleatória de uma área de estudo (campo aleatório) em duas dimensões no seu domínio espacial D . A cada ponto do espaço tem-se apenas uma realização da variável aleatória que está associada uma função densidade de probabilidade (CHRISTAKOS et al., 2005).

Segundo Burrough (1987), a variação espacial de uma variável regionalizada é dada pela soma de três componentes:

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

em que:

$Z(x_i)$ é o valor da variável na posição x_i ;

m representa a função determinista (a média ou qualquer tendência espacial);
 $\varepsilon(x_i)$ é a componente correlacionada espacialmente mais associada a um valor médio constante;

$\varepsilon'(x_i)$ é o erro residual (geralmente normal), ou ruído aleatório espacialmente independente, com uma média zero e variância $\sigma^2(x_i)$.

$$\text{var}[\varepsilon(x) - \varepsilon(x+h)] = 2\gamma(h)$$

O primeiro passo é escolher uma função adequada para $m(x)$. No caso mais simples, onde nenhuma tendência está presente, $m(\mathbf{x})$ é igual ao valor médio na área amostrada, e a média ou a esperança da diferença entre dois locais \mathbf{x} e $\mathbf{x}+\mathbf{h}$, separados pelo vetor distância \mathbf{h} , será zero:

$$E[Z(\mathbf{x}) - Z(\mathbf{x}+\mathbf{h})] = 0, \quad (2)$$

em que: $Z(\mathbf{x})$ e $Z(\mathbf{x}+\mathbf{h})$ são os valores de uma Variável Aleatória Z nos locais \mathbf{x} e $\mathbf{x}+\mathbf{h}$. Também é assumido que a variância da diferença depende somente da distância entre os locais amostrados, \mathbf{h} , tal que $\gamma(h)$ é denominado **semivariância**.

Estas duas condições; estacionariedade das diferenças e variância das diferenças, definem os requerimentos para as *HIPÓTESES INTRÍNSECAS* da Teoria das Variáveis Regionalizadas. Isto significa que, uma vez que o efeito estrutural foi modelado, a variação restante é homogênea em sua variação, tal que as diferenças entre locais são meramente funções da distância entre eles. Assim, para uma dada distância h , a variância do componente aleatório de $Z(\mathbf{x})$ é descrito pela semivariância:

$$E[\{Z(x) - Z(x+h)\}^2] = E[\{\varepsilon'(x) - \varepsilon'(x+h)\}^2] = 2\gamma(h), \quad (3)$$

Se as condições especificadas pelas Hipóteses Intrínsecas são satisfeitas, a semivariância pode ser estimada dos dados amostrais por

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(x_i) - z(x_i+h)]^2 \quad (4)$$

em que: n é o número de pares de pontos amostrais das observações dos valores do atributo z , separados pela distância h . Um gráfico de $\hat{\gamma}(h)$ vs h é conhecido como semivariograma experimental.

O semivariograma ou variograma experimental é o primeiro passo para a descrição quantitativa da variação regionalizada. O semivariograma fornece informações úteis para a interpolação, otimização amostral e determinação do padrão espacial. Entretanto, para fazer isto, deve-se primeiro ajustar um modelo teórico ao variograma experimental.

1.2.7 Semivariograma

A partir de uma variável regionalizada $Z(x_i)$ e sendo satisfeita a hipótese intrínseca, então existe uma função de semivariância ou semivariograma, a qual mostra a estrutura dependência espacial entre as amostras em função da distância, sendo possível ajustar um modelo matemático a fim de se fazer inferências em uma ou mais posições não amostradas.

O ajuste de modelo apropriado para estimar as estatísticas espaciais é vital na geoestatística, tendo em vista que cada modelo produz diferentes valores para a semivariância, patamar, efeito pepita e alcances, os quais são fundamentais na interpolação por krigagem (TRANGMAR; YOST; UEHARA, 1985).

O semivariograma ou variograma é um estimador imparcial e sem tendência, podendo ser afetado quando se têm observações atípicas (TRANGMAR; YOST; UEHARA, 1985; ISAACS; SRIVASTAVA, 1989). Em resumo, o variograma é uma função que relaciona a semivariância com a distância de separação e a direção ou lag h de qualquer par de localizações $Z(x_i)$ e $Z(x_i+h)$. Os parâmetros do variograma: alcance (a), efeito pepita (C_0) e patamar (C_0+C_1) caracterizam os três elementos mais importantes do modelo de variabilidade de uma variável (TRANGMAR; YOST; UEHARA, 1985).

1.2.7.1 Alcance

O alcance de um processo espacial pode ser visto como a distância máxima de correlação entre as variáveis $Z(x_i)$ e $Z(x_i + h)$, e acima desta medida não se consideram correlacionadas ou a distância h para a qual as variáveis $Z(x_i)$ e $Z(x_i + h)$ são independentes, sendo a distância h , na qual o modelo alcança o patamar. Os pontos separados por uma distância inferior ao alcance consideram-se espacialmente correlacionados (Figura 2). Assim, observações espaçadas por distâncias maiores que o alcance, são consideradas independentes.

1.2.7.2 Patamar

A curva do modelo ajustado no semivariograma experimental cresce até se estabilizar. Esta parte horizontal é denominada de *patamar*; isto implica que, para valores grandes de h , não existe estrutura dependência espacial entre os dados, pois todas as estimativas da variância das diferenças serão invariantes com a distância de separação entre as amostras.

1.2.7.3 Efeito Pepita

Na teoria, o semivariograma é nulo na origem, mas o modelo ajustado nem sempre passa pela origem devido a uma descontinuidade na origem do fenômeno em função da variação de microescala, erros de medições de campo, laboratoriais e/ou microvariabilidade (HERNÁNDEZ, 2009). Esta medida é denominada efeito pepita e ele é representado por C_0 , termo extraído das aplicações no minério (pepita, nugget), e é a situação em que o variograma não tende a 0 próximo da origem (MATHERON, 1963).

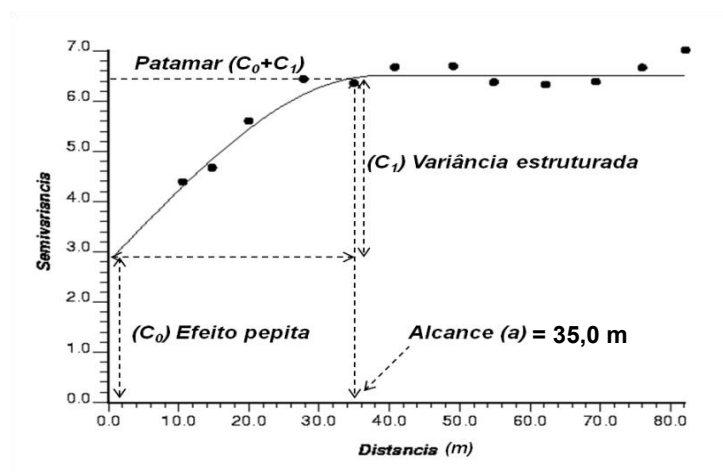


Figura 2 – Semivariograma experimental (●) e modelo matemático ajustado, com os parâmetros alcance (a), efeito pepita (C_0), variância estruturada (C_1), patamar ($C_0 + C_1$) e modelo ajustado (—) $mod(C_0; C_1; a)$. Adaptado de (SILVA JÚNIOR et al., 2012).

No ajuste de um variograma devemos considerar o semivariograma experimental em, pelo menos, quatro direções horizontais: 0° , 45° , 90° e 135° (Figura 3), para verificar a existência de anisotropia, ou seja, se existe diferença de continuidade espacial dos atributos dos solos em diferentes direções, na determinada área de estudo. A anisotropia equivale à existência de direções privilegiadas que condicionaram a gênese do fenômeno sob estudo. Caso não existir anisotropia, utiliza-se um semivariograma médio para todas as direções, chamado na literatura de omnidirecional (isotrópico).

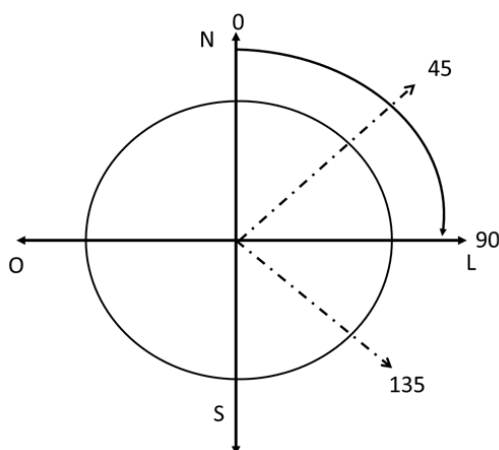


Figura 3 – Ilustração das direções de cálculo de semivariograma experimental em suas respectivas direções.

A razão entre o efeito pepita e o patamar ($C_0/(C_0+C_1)$) expressa em percentagem o grau de dependência espacial dos atributos estudados, conforme Cambardella et al. (1994): dependência espacial forte ($C_0/(C_0+C_1) \leq 0,25$), moderada ($0,25 < C_0/(C_0+C_1) < 0,75$) ou fraca ($C_0/(C_0+C_1) \geq 0,75$).

O ajuste dos modelos matemáticos aos variogramas experimentais é a etapa mais importante de um estudo geoestatístico para analisar a estrutura de dependência espacial para melhor interpolação (TRANGMAR; YOST; UEHARA, 1985).

Por isso, a escolha de um modelo não pode ser de maneira automática, devendo-se seguir algumas restrições, tais como as das funções positivas definidas (McBRATNEY; WEBSTER, 1986; ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989; WEBSTER; OLIVER, 2000). Além disso, o número de pares de pontos deve ser, no mínimo, de 30 a 50 (LANDIM, 1998).

Em áreas com malhas amostrais irregularmente espaçadas no espaço bidimensional (x, y), faz-se com que não seja possível encontrar pares de amostras suficientes com exatamente o mesmo espaçamento, com uma malha regular para o cálculo em uma determinada direção. Para contornar essa situação, define-se uma distância de tolerância para o espaçamento entre os pares de amostra de um ângulo de tolerância, definido em certa direção (Figura 4).

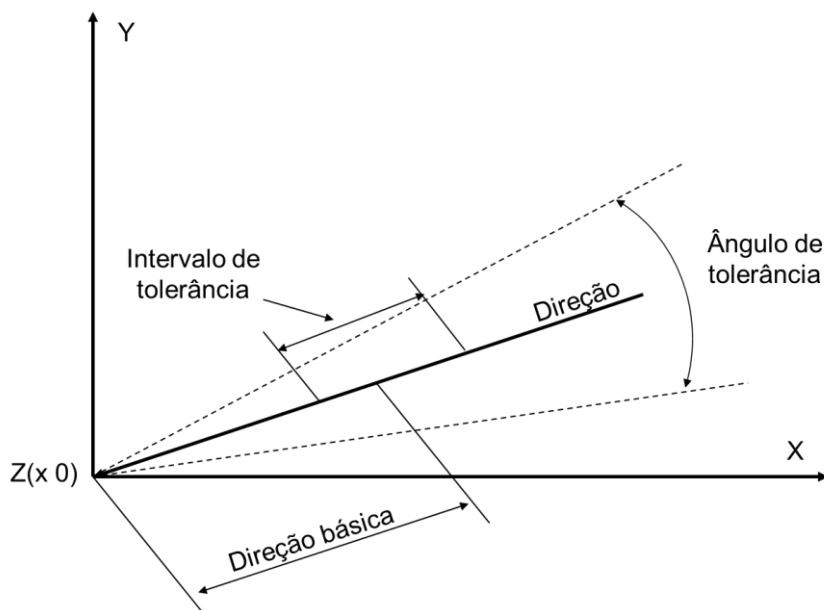


Figura 4 – Esquema de obtenção de valores de semivariograma a partir de uma malha irregular.

1.2.8 Krigagem

A krigagem, do francês “krigeage” e do inglês “kriging”, é um termo utilizado em geoestatística em homenagem ao engenheiro de minas sul-africano Daniel George Krige, pioneiro em estatísticas, na avaliação de minério. Este método estatístico de interpolação, também conhecido como melhor estimador linear não enviesado, no jargão estatístico, ele é *BLUE* (“*Best linear unbiased estimator*”) (CRESSIE, 1991). Este método utiliza uma série de técnicas de análise de regressão com informações dos modelos matemáticos ajustados ao semivariograma experimental das observações, nas posições conhecidas de um campo aleatório (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989; GOOVAERTS, 1997). Apresenta uma resposta muito eficiente para a estimação dos valores de campo em posições não amostradas, a partir de um modelo de semivariograma (BURGESS; WEBSTER, 1980b, WEBSTER; OLIVER, 2009).

O objetivo da krigagem ordinária ou normal é estimar o valor de uma função aleatória $Z(\mathbf{x}_i)$ em um ou mais pontos não amostrados, em uma região D , a partir de um conjunto de dados observados $Z(\mathbf{x}_1), \dots, Z(\mathbf{x}_n)$, em posições $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$, sem tendência e com variância mínima (VIEIRA, 2000). Deste modo, pode-se usar a KO quando existir estacionariedade de segunda ordem ou estacionariedade da hipótese intrínseca.

O estimador de krigagem ordinária (KO) é dado por:

$$\hat{z}(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i z(x_i), \quad (5)$$

em que: $\hat{z}(x_0)$ é a estimativa de krigagem na posição de interesse x_0 , $z(x_i)$, os valores medidos em $x_i, i = 1, 2, \dots, N$, e λ_i os pesos da krigagem atribuídos aos valores vizinhos $z(x_i)$ para estimar $\hat{z}(x_0)$ (BURGESS; WEBSTER, 1980a; 1980b; TRANGMAR; YOST; UEHARA, 1985; HERBST et al., 2010).

1.2.9 Simulação geoestatística

Foram desenvolvidos modelos de simulação que, ao contrário dos métodos clássicos (Krigagem), são capazes de reproduzir a continuidade espacial e, ainda, a função de distribuição de probabilidade. Entre os algoritmos de simulação condicional, está a simulação sequencial gaussiana, sendo bastante utilizada para quantificar e avaliar a incerteza de um atributo (GOOVAERTS, 1998).

Estes modelos geram imagens que devem cumprir três condições:

i) reprodução da função de densidade de probabilidade acumulada condicional;

ii) capacidade de reprodução da estrutura espacial (histograma, variância);

iii) reprodução exata dos valores amostrados.

1. A simulação permite infinitas realizações de mapas, cada qual com, aproximadamente, o mesmo histograma e o mesmo semivariograma que os dados originais.

2. Teoricamente, a média de um grande número de mapas simulados deve fornecer resultados mais reais e, conseqüentemente, mais confiáveis para predições.

3. A simulação tenta atingir realismo e a acurácia da estimativa.

As simulações estocásticas consistem em um conjunto de métodos capazes de gerar modelos numéricos ou realizações da distribuição espacial de uma variável categórica (por exemplo, unidades geológicas, classes de solos, presença ou ausência de pragas agrícolas, entre outras) ou uma variável numérica (porosidade, permeabilidade, saturação de água, densidade do solo); o conjunto de saída consiste em imagens igualmente prováveis, ou seja, tem a mesma probabilidade de ocorrência (MATHERON et al., 1987; JOURNEL; ALABERT, 1988; PEREZ; JOURNEL, 1990; GOOVAERTS, 1996).

Estes modelos são baseados num formalismo probabilístico e provam ser os mais adequados para descrever a heterogeneidade espacial dos atributos do solo. Há princípio, esta técnica é a mais indicada, pois permite que um conjunto de imagens diferentes, igualmente prováveis da distribuição espacial dos principais atributos do solo, descreve os campos agrícolas, ou seja: erosão do solo,

mineralogia da fração argila do solo, acidez do solo, permeabilidade e porosidade, etc.

Muitos algoritmos, para realizar simulações estocásticas das variáveis categóricas, foram descritos na literatura com diferentes origens. Exemplos de algoritmos de simulação estocástica, usados para criar imagens igualmente prováveis da arquitetura interna de um conjunto categórico, incluem modelos booleanos (modelos baseados em objetos) (RIPLEY, 1987; HALDORSEN; BRAND; MACDONALD, 1988; DEUTSCH; WANG, 1996), a simulação sequencial indicatriz (JOURNEL; ALABERT, 1988) e a mais recente simulação de arrefecimento “annealing” (DEUTSCH; JOURNEL, 1992). É também possível combinar estas técnicas individuais para resolver várias questões em casos especiais.

Tendo em conta a diversidade de métodos propostos na literatura, a definição do mais adequado é uma tarefa difícil. E a resposta com bom senso a esta questão: é que depende de cada estudo particular, pois qualquer método tem vantagens e desvantagens, dependendo da formulação e de sua teoria e adequação às características específicas de cada caso estudado.

De maneira geral, qualquer método pode ser usado, desde que ele possa integrar todas as informações disponíveis e garantir que atenda ao objetivo do trabalho (DEUTSCH, 1994).

Vários aspectos evidenciados pelas amostras podem ser combinados. Estes aspectos são dependentes da quantidade e da diversidade disponível de informação (informações sobre solos, modelos de paisagem, sistemas de cultivo, entre outros) e as principais metas definidas para o estudo.

A simulação geoestatística coloca uma grande propagação de incerteza nas imagens finais, condicionadas pelos dados experimentais, e quantifica essa incerteza (ALMEIDA, 1999). Todos os algoritmos envolvidos em um estudo de simulação estocástica são projetados para combinar um conjunto de medidas reveladas pelos dados experimentais.

Segundo Almeida (1999), geralmente com um modelo de simulação geoestatística, pretende-se reproduzir nas imagens finais a variabilidade espacial dos fenômenos, impondo-lhes duas seguintes estatísticas: a função de distribuição de probabilidade e o variograma ou variograma multifásico, e quando se tratar de um

conjunto categórico (estruturas multifásicas), as imagens simuladas finais devem honrar os seguintes aspectos:

i) a proporção de cada fase K , ($i = 1, \dots, K$ fases) como evidenciado no conjunto de dados inicial;

ii) a continuidade do espaço, conforme revelado pelos variogramas individuais e/ou multifásicos;

iii) em cada localização x de dados experimentais, as imagens simuladas têm o mesmo valor de $K(x)$.

O conjunto de imagens resultantes é chamado de igualmente provável, de tal maneira que todas as imagens têm a mesma probabilidade de ocorrência e reproduzem as duas estatísticas principais - a função de densidade de probabilidade acumulada condicional e o variograma aos dados experimentais.

Os métodos de simulação sequenciais pertencem relativamente a uma nova família de algoritmos de simulação com base em uma abordagem sequencial (JOURNEL; ALABERT, 1988). Desta forma, ao lidar com variáveis categóricas, o método a ser utilizado é a simulação sequencial indicatriz.

1.2.10 Levantamento de solos

Há um consenso geral entre os pedólogos, de que a unidade taxonômica é conceitual, enquanto a unidade de mapa tem implicações geográficas (SOIL SURVEY STAFF, 1975). Tradicionalmente, muito mais estudos e esforços foram colocados na unidade taxonômica que a unidade mapa (SOIL SURVEY STAFF 1975, CANADA SOIL SURVEY COMMITTEE, 1978).

A identificação da unidade taxonômica tem sido objeto de preocupação para a correlação, enquanto a definição de unidade de mapeamento foi deixada, em grande parte, para o líder da pesquisa, ou seja, o pedólogo mais experiente. Assim, a qualidade do mapa com definições da unidade tem variação com o interesse e a capacidade do líder da pesquisa para analisar o cenário e identificar seus componentes (AMOS; WHITESIDE, 1975).

Um bom relatório de levantamento de solos começa com um mapa confiável do solo; um mapa confiável requer unidades do mapa bem definidas. Unidades do mapa bem definidas, não só dos solos dominantes e dos solos subdominantes quantitativamente definidos, mas também da variabilidade do solo bem definida dentro e entre as diferentes unidades do mapa. Aqui entra o papel fundamental do uso de técnicas geoestatísticas na definição quantitativa de unidades de mapeamento.

Se forem aceitos os requisitos acima, então se pode afirmar que algumas das nossas descrições de unidades de mapeamento, preparadas no passado, não foram bem definidas. Depois de conhecido esses problemas, há alguns anos e, posteriormente, começou-se trabalho de desenvolvimento de um sistema de mapeamento para os Estados Unidos (SOIL SURVEY STAFF, 1975) e para o Canadá (MAPPING SYSTEMS WORKING GROUP, 1981).

No Brasil, criou-se, com o apoio da EMBRAPA Solos, a Rede Brasileira de Mapeamento Digital de Solos (MDS). Houve inúmeros métodos desenvolvidos para verificar a precisão de um mapa após o trabalho de campo ser concluído: mais dependente de um retorno aos locais selecionados para a amostragem em uma escala mais intensa.

Contudo, uma vez efetuado o delineamento da unidade de mapeamento, é necessário dar um nome a ela, porém necessita de ser colocado sobre o desenvolvimento de procedimentos que facilitem a precisão do mapeamento e de todo o levantamento, até o desenvolvimento da legenda. Estes procedimentos devem ajudar-nos a compreender e a descrever claramente para outros especialistas, e ao público em geral, o grau de variabilidade entre os componentes incluídos nas unidades do mapa.

No entanto, isso retarda a velocidade do mapeamento de solos que, segundo Johnson (1961), explica o método de corte transversal "Transectos" como: Métodos de transectos de determinação da área dependem do princípio de que o comprimento total de um dado corpo ao longo de um transecto linear é diretamente proporcional à área dele.

As diferenças entre o método de mapeamento em transectos e o "mapeamento livre" convencional estão nas abordagens para uma paisagem e no

método de tratamento e obtenção de informação sobre o solo. No mapeamento livre, primeiro tenta-se estabelecer a relação entre solos e relevo, observando os solos frequentes de maneira estratégica. Uma vez que a relação solo-relevo é estabelecida com alguma confiança, o mapeador pelo método "Livre" vai aumentar a taxa dessa unidade de mapeamento em acidentes geográficos semelhantes, observando com menos frequência e apenas em relativamente poucos pontos estratégicos na paisagem (como o espigão).

As informações do solo são rotineiramente coletadas a partir das observações desses pontos estratégicos. Como consequência, as informações coletadas do solo estão próximas às do conceito central dos solos que ocorrem na paisagem, embora muitas descrições tenham sido feitas, e amostras de solo foram coletadas e analisadas. A gama de variação atribuída ao solo na legenda e no relatório é geralmente muito mais estreita do que a ocorrência real sobre a paisagem.

Ao usar o método de transectos, pode-se abordar a mesma paisagem, selecionando-se aleatoriamente alguns transectos representativos, em que serão feitas observações em intervalos fixos ao longo dos transectos. Uma vez que a relação solo-paisagem é estabelecida (pode ser indicado pelo padrão repetitivo entre as formas de relevo semelhantes observadas), a taxa da unidade de mapeamento pode ser aumentada devido, principalmente, ao fato de que menos transectos serão necessários para as paisagens semelhantes.

As informações dos solos coletadas pelo método de transectos são distribuídas sobre uma paisagem sem polarização e, por conseguinte, melhor estimativa é determinada à gama da real variação do solo (ou unidade de mapeamento) (WANG, 1982).

A adoção do método de transectos para o mapeamento do solo, não deve aumentar a carga de trabalho de campo, em comparação com o método convencional "mapeamento livre". Steers e Hajek (1979) demonstraram que, numa determinada zona do Alabama, o método de mapeamento em transecto pode ter maior produtividade de até 500% em relação ao processo convencional, mantendo a mesma qualidade do mapa.

É evidente que abordagem tradicional para o levantamento de solos apresenta suas dificuldades devido às razões intrínsecas do método e do solo, por

não possuir herança fixa, e são muito variáveis, conforme o tempo e o espaço. Com o resultado disso, a comunidade científica tem evoluído adotando a incorporação de novas tecnologias, para o mapeamento dos atributos e solos. Entre essas novas tecnologias destacam-se as maneiras de obtenção das Informações de atributos e/ou solos, as quais podem ser coletadas de forma digital ou convertidas de forma analógica a digital e armazenadas em um grande banco de dados (Sistema de Informação Geográfica, SIG) (WHITE, 2009). A partir desse banco de dados com informações sobre os solos e a natureza de sua formação, podem-se criar mapas de solos digitais de acordo com o requerimento do usuário.

Outra demanda na aplicação de metodologia de mapeamento é a utilização de procedimentos para determinação indireta de atributos do solo, conforme Siqueira (2013) constatou que a suscetibilidade magnética e a relação solo-paisagem foram eficazes no delineamento de unidades de mapeamento detalhado; Marques Júnior et al. (2014) e Matias et al. (2013) já constataram o potencial da suscetibilidade como alternativa de determinação indireta de atributos do solo.

São evidenciadas estreitas relações entre o objetivo e o tipo de levantamento do solo, considerando suas respectivas escalas de publicação. Sendo que, são considerados dois tipos principais de levantamento dos solos: o levantamento de reconhecimento e o semidetalhado. A Figura 5 ilustra a relação entre o tipo e o objetivo do levantamento de solos.

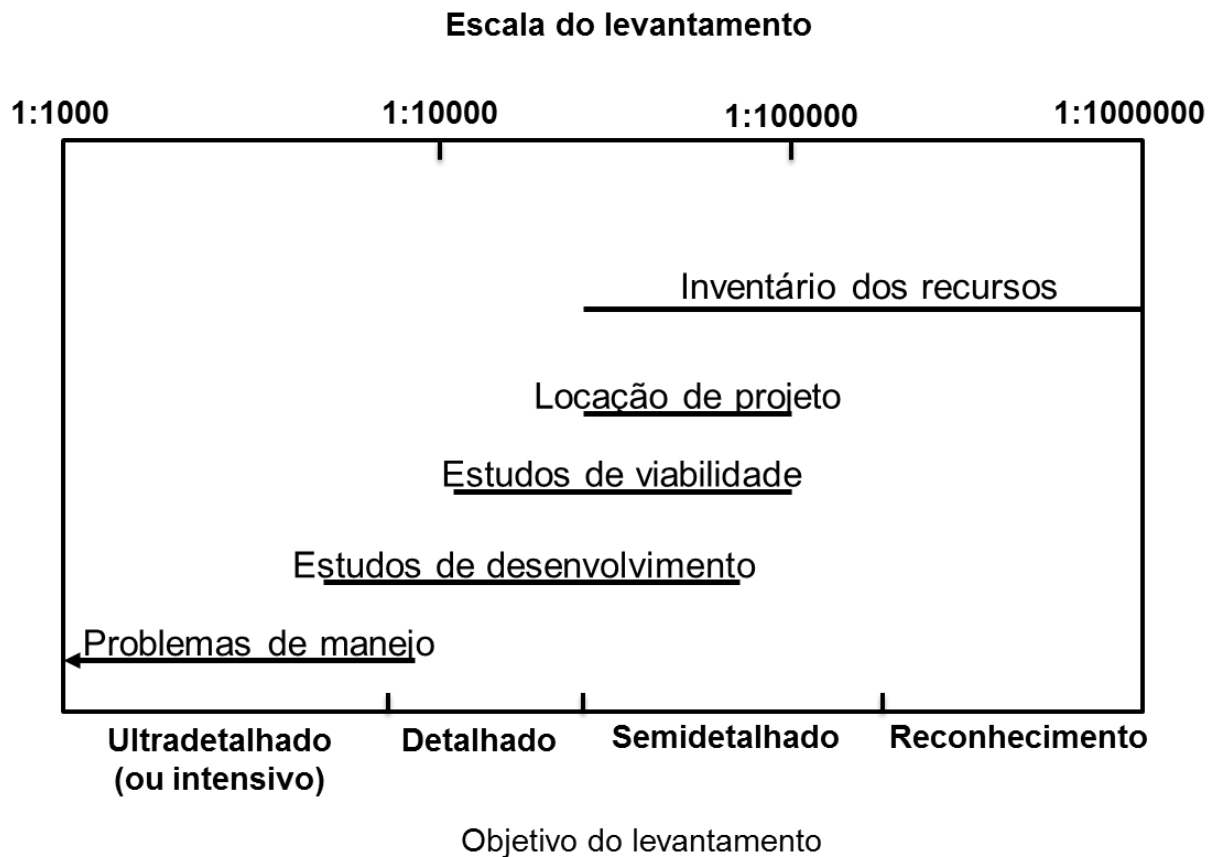


Figura 5 – Escala do levantamento do solo em função do objetivo (YOUNG, 1973).

1.2.11 Geomorfologia nas relações Solo-Paisagem

A geomorfologia é o estudo científico da origem, distribuição e evolução de solos, paisagens e depósitos superficiais e os processos que os alterem (WYSOCKI; SCHOENEBERGER; LAGARRY, 1999). Esta ciência é fundamental em estudos de levantamentos de solos e da variabilidade espacial de atributos dos solos. Ela está diretamente relacionada com a Pedologia, Geologia, Hidrologia, Arqueologia, Geomorfologia, Geografia Física e Engenharia Geotécnica (Figura 6).

E ainda, é precedida dos princípios básicos para o entendimento da história geomórfica da paisagem. Por exemplo: as relações espaçotemporais entre solos, paisagens e sedimentos superficiais; modelos de superfícies geomórficas, que segregam o solo em corpos naturais contínuos com os mínimos efeitos e podem

explicar a distribuição dos solos a partir do relevo local para escalas continentais (WYSOCKI; SCHOENEGER; LAGARRY, 1999).

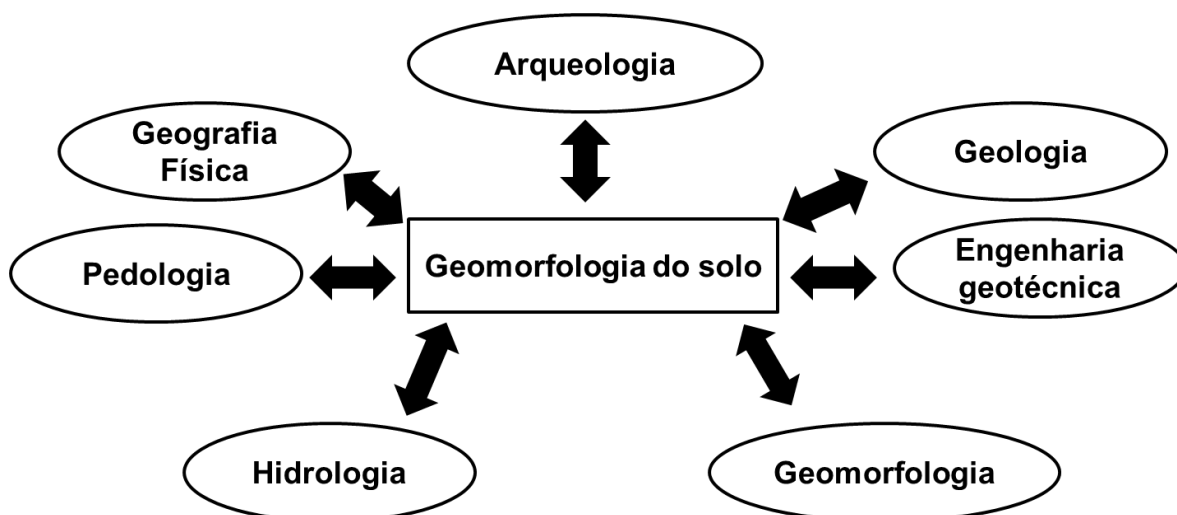


Figura 6 – Diagrama conceitual mostrando a relações da geomorfologia dos solos com outras ciências.

Os solos são mais que uma alteração superficial na paisagem ou nos sedimentos. Eles são sistemas em três dimensões que envolvem a interação de processos físico-químicos simultaneamente com erosão e deposição (WYSOCKI; SCHOENEGER; LAGARRY, 1999).

O pedon é a unidade de solo mais comum a ser descrita, amostrada e classificada pelos pedólogos. Uma das principais dificuldades dos pesquisadores é a distinção dos limites laterais entre os pedons, pois muitas vezes, não coincidem com as unidades da paisagem natural. Pois, a complexidade dos fenômenos de transferência de massa e energia dos processos de formação dos solos na paisagem, foge do controle da natureza humana, (entendimento do homem), necessitando de modelos matemáticos e estatísticos, para o melhor explicar esses processos (MINASNY; McBRATNEY, 2007).

À aplicação de modelos matemáticos e estatísticos, aliada aos conhecimentos pedomorfológicos e as complexas relações solo-paisagem, sua gênese, distribuição de atributos e classes de solos, atribuiu-se o termo chamado pedometria, definida por Mcbratney, Santos e Minasny (2003). Neste contexto, a modelagem matemática para o mapeamento de solos é baseada nas observações de campo e de suas

relações com os modelos de paisagem. Estudos com as relações solo-paisagem com amostragem em transectos são uma das abordagens mais utilizadas pelos franceses para o mapeamento de solos, baseado na análise estrutural da cobertura pedológica (BOULET; HUMBEL; LUCAS, 1982).

1.3 Referências

ALMEIDA J. A. **Use of Geostatistical Models to Improve Reservoir Description and Flow Simulation in Heterogeneous Oil Fields**. 1999. 177 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Minas) – Universidade Técnica de Lisboa - Instituto Superior Técnico, Lisboa, 1999.

AMOS, D. F.; WHITESIDE, E. P. Mapping accuracy of a contemporary soil survey in an urbanizing area. **Soil Science Society of America Journal**. Madison, v. 39, n. 5, p.937-942, 1975.

BAZAGLIA FILHO, O.; RIZZO, R.; LEPSCH, I. F.; PRADO, H.; GOMES, F. H.; MAZZA, J. A.; DEMATTÊ, J. A. M. Comparison between detailed digital and conventional soil maps of an area with complex geology. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 37, n. 5, p. 1136-1148, 2013.

BOULET, R.; HUMBEL, F. X.; LUCAS, Y. Analyse structurale et cartographie em pedologie. I – Prise en compte l'organisation bidimensionnelle de la couverture pédologique: lês étude de toposéquenses et leurs principaux apport à la connaissance des sols. **Cahiers ORSTOM Série pédologie**, França, v. 19, n. 4, p. 309-322, 1982.

BUOL, S. W. Suelos tropicales: clasificación y características. In: SALINAS, J. G.; GOULEY, L. M. **Sorgo para suelos ácidos**. Cali: CIAT, 1990. p. 49-62.

BURGESS, T. M.; WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. I. The variogram and punctual kriging. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 31, n. 2, p. 315-331, 1980a.

BURGESS, T. M.; WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. II. Block kriging. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 31, n.2, p. 333-341, 1980b.

BURROUGHT, P. A. **Principles of geographical information systems for land resources assessment**. Oxford: Clarendon Press, 1987. 220 p.

CAMARGO, L. A.; MARQUES JR. J.; PEREIRA, G. T.; HORVAT, R. A. Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de um Latossolo sob diferentes formas de relevo.I-Mineralogia da fração argila. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 32, n. 6, p. 2269-2277, 2008a.

CAMARGO, L. A.; MARQUES JR. J.; PEREIRA, G. T.; HORVAT, R. A. Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de um latossolo sob diferentes formas do relevo. II - correlação espacial entre mineralogia e agregados. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 32, n. 6, p. 2279-2288, 2008b.

CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVAK, J. M.; PARKIN, T. B.; KARLEN, D. L.; TURCO, R. F.; KONOPKA, A. E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 58, n. 5, p. 1501-1511, 1994.

CAMPOS, M. C. C.; CARDOZO, N. P.; MARQUES JÚNIOR, J. Modelos de paisagem e sua utilização em levantamentos pedológicos. **Revista de Biologia e Ciências da Terra**, Campina Grande, v. 6, n. 3, p. 104-114, 2006.

CANADA SOIL SURVEY COMMITTEE. **The Canadian system of soil classification**. Ottawa: Supply and Services Canada, 1978. 164 p.

CHRISTAKOS, G.; OLEA, R. A.; SERRE, M. L.; YU, H. L.; WANG, L. **Interdisciplinary Public Health Reasoning and Epidemic Modelling: The Case of Black Death**. New York: Springer-Verlag, 2005. 320 p.

CRESSIE, N. **Statistics for spatial data**. New York: John Wiley, 1991. 900 p.

CUNHA, P. **Superfícies geomórficas e variabilidade de latossolos em uma vertente sobre arenito-basalto em Jaboticabal (SP)**. 2000. 176 f. Tese (Doutorado) – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 2000.

DANIELS, R. B.; NIELSON, L. A. Future variability and productivity: Future developments. In: BOERSMA, L. L. (Ed.). **Future developments in soil science research**. Madison: Society American Journal, 1987. p. 279-291.

DE WIJS, H. J. Statistics of ore distribution. Part I: frequency distribution of assay values: geologie em Mijnbouw. **Journal of the Royal Netherlands Geological and Mining Society, New Series**, Cambridge, v. 13, n. 11, p. 365-375, 1951.

DE WIJS, H. J. Statistics of ore distribution. Part II: theory of binomial distribution applied to sampling and engineering problems: geologie em Mijnbouw. **Journal of the Royal Netherlands Geological and Mining Society, New Series**, Cambridge, v. 15, n. 1, p. 12-24, 1953.

DEUTSCH, C. V. Algorithmically-defined random function models, In: DIMITRAKOPOULOS, R. (Ed.). **Geostatistics for the Next Century**. Dordrecht: Kluwer Academic Pub., 1994, p. 422-435.

DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **GSLIB: Geostatistical software library and user's guide**. New York: Oxford University Press, 1992, 340 p.

DEUTSCH, C. V.; WANG, L. Hierarchical object-based stochastic modelling of fluvial reservoirs, **Mathematical Geology**, Heidelberg, v. 28, n. 7, p. 857-880, 1996.

FITZPATRICK, R. W.; SCHWERTMANN, U. Al-Substituted goethite on the indicator of pedogenic and other weathering environments in South Africa. **Geoderma**, Amsterdam, v. 27, n. 4, p. 335-347, 1982.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University Press, 1997. 483 p.

GOOVAERTS, P. **Impact of the simulation algorithm, magnitude of ergodic fluctuations and number of realizations on the spaces of uncertainty of flow properties**. Stanford: Stanford University. 1998. 480 p.

GOOVAERTS, P. Stochastic simulation of categorical variables using a classification algorithm and simulated annealing, **Mathematical Geology**, Heidelberg, v. 28 n. 7, p. 909-921, 1996.

HALDORSEN, H.; BRAND, P.; MACDONALD, C. Review of the stochastic nature of reservoirs. In: EDWARDS, S.; KING, P. (Ed.). **Mathematics in oil production**. Oxford: Clarendon Press. 1988. p. 109-209.

HERBST, M.; PROLINGHEUER, N.; GRAF, A.; HUISMAN, J. A.; WEIHERMÜLLER, L.; VANDERBORGHT, J.; VEREECKEN, H. Multivariate conditional stochastic simulation of soil heterotrophic respiration at plot scale. **Geoderma**, Amsterdam, v. 160, n. 1, p. 74-82, 2010.

HERNÁNDEZ, C. Un caso de estudio: Métodos de interpolación espacial em uma área florestal del norte de Portugal. In: WORKSHOP ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE TRENDS AND METHODOLOGIES, 16., 2009, Lisboa. **Resumos...**Lisboa: CITM, 2009.

HUDSON, N. W. **Soil conservation**. 3.ed. Ames: Iowa State University Press, 1995. 391p.

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

JETTEN; V.; GOVERS, G.; HESSEL, R. Erosion models: quality of spatial predictions. **Hydrological Processes**, Bognor Regis, v. 17, n. 5, p. 887-900, 2003.

JOHNSON, W. M. 1961. **Transect methods for determination of composition**. United States. Soil Conservation Service. 1961, 10 p.

JOURNEL, A. G.; ALABERT, F. G. **Focusing on spatial connectivity of extreme-valued attributes: stochastic indicator models of reservoir heterogeneities**. Texas: SPER, 1988, p. 793-803.

KOLMOGOROV, A. N. **Interpolation and Extrapolation of stationary Randon Sequences**. Izvestiia Akademii Nauk SSR, Serii Matematicheskaiia, v. 5, p. 3-14. 1941.

KRIGE, D. G. A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand. **Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society of South Africa**, Pretoria, v. 51, n. 6, p. 119-139, 1951.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: UNESP. 1998. 253 p.

MAPPING SYSTEMS WORKING GROUP. **A soil mapping system for Canada: revised. Land Resource Research Institute Contribution No. 142**. Ottawa: Agriculture Canada. 1981. 94 p.

MARQUES JÚNIOR, J. **Distribuição e atributos dos solos em relação à forma e evolução de uma vertente em Monte Alto, SP**. 1995. 226 f. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1995.

MARQUES JÚNIOR, J.; SIQUEIRA, D. S.; CAMARGO, L. A.; TEIXEIRA, D. D. B.; BARRÓN, V.; TORRENT, J. Magnetic susceptibility and diffuse reflectance spectroscopy to characterize the spatial variability of soil properties in a Brazilian Haplustalf. **Geoderma**, Amsterdam, v. 219–220, p. 63–71, 2014.

MARTINS FILHO, M. V. **Modelagem do processo de erosão e padrão espacial da erodibilidade em entressulcos**. 2007. 121 f. Tese de Livre-Docência - Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Jaboticabal, 2007.

MARTINS FILHO, M.V.; CAMPOS, M.P.; IZIDORIO, R.; COTRIN, F.B.; SERRA, E.A.; AMARAL, N.S.; SOUZA, Z. Modelos para estimativas do subfator cobertura-manejo relativo à erosão entressulcos. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 24, n. 3, p. 603-611, 2004.

MATERN, B. Spatial variation – Stochastic models and their applications to some problems in forest survey and other sampling investigations. **Statens Skogsfoersøksanstalt. Meddelanden**, Uppsala, v. 49, n. 55, p. 1-44, 1960.

MATHERON, G. **Traite de géostatistique appliquée, Tome II: Le krigeage. Mémoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières**. n. 24, Paris: Editions Bureau de Recherche Géologiques et Minières, 1963.

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

MATHERON, G. **Traité de géostatistique appliquée, tome I. Mémoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières**, n. 14, Paris: Editions Bureau de Recherche Géologiques et Minières. 1962.

MATHERON, G.; BEUCHER, H.; FOUQUET, C.; GALI, A.; GUERILLOT; D.; RAVENNE. C. **Conditional Simulation of the Geometry of fluvio-deltaic reservoirs**. Dallas: SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 1987. 9 p.

MATIAS, S. S. R.; MARQUES JR, J.; SIQUEIRA, D. S.; PEREIRA, G. T. Modelos de paisagem e susceptibilidade magnética na identificação e caracterização do solo. **Pesquisa Agropecuária Tropical**. Goiânia, v. 41, n. 1, p. 93-103, 2013.

McBRATNEY, A. B.; SANTOS, M. L. M.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam, v. 117, n. 1-2, p. 3-52, 2003.

McBRATNEY, A. B.; WEBSTER, R. Choosing functions for semi-variograms of soil properties and fitting them to sampling estimates. **European Journal of Soil Science**, Oxford, v. 37, n. 4, p. 617-639, 1986.

MINASNY, B.; McBRATNEY, A. B. Estimating the Water Retention Shape Parameter from Sand and Clay Content. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 71, n. 4, p. 1.105-1.110, 2007.

ODEH, O. A.; A McBRATNEY. B. Pedometrics. In: HILLEL, D. (Ed). **Encyclopedia of soils in the environment**. Oxford: Elsevier, 2004. p. 166-175.

OLIVEIRA JÚNIOR, J. C.; SOUZA, L. C. P.; MELO, V. F.; ROCHA, H. O. Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de solos da formação guabirota, Curitiba (PR). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 35, n. 5, p. 1481-1490, 2011.

PEREZ, V. S.; JOURNEL, A. G. **Stochastic simulation of lithofacies for reservoir characterization**. Stanford: Stanford Center for Reservoir Forecasting, 1990. 77 p.

REICHARDT, K.; VIEIRA, S. R.; LIBARDI, P. L. Variabilidade espacial de solos e experimentação de campo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 10, n. 1, p. 1-6, 1986.

RIBEIRO, M. R.; OLIVEIRA, L. B.; ARAÚJO FILHO, J. C. Caracterização morfológica do solo. In: KER, J. C.; CURI, N.; SCHAEFER, C. E.; VIDAL-TORRADO, P. **Pedologia: fundamentos**. Viçosa: SBCS, 2012. p. 47-80.

RIPLEY, B. **Stochastic Simulation**. New York: John Wiley & Sons, 1987. 237 p.

SALVIANO, A. A. C.; VIEIRA, S. R.; SPAROVEK, G. Variabilidade espacial de atributos de solo e de *Crotalaria juncea* (L) em área severamente erodida. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 22, n. 1, p. 115-122, 1998.

SILVA JÚNIOR, J. F.; MARQUES JÚNIOR, J.; CAMARGO, L. A.; TEIXEIRA, D. B.; PANOSSO, A. R.; PEREIRA, G. T. Simulação geoestatística na caracterização espacial de óxidos de ferro em diferentes pedoformas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.36, n. 6, p.1690-1703, 2012.

SIMONSON, R. W. Outline of a generalized theory of genesis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 23, p. 152-156, 1959.

SIQUEIRA, D. S. **Mapeamento de atributos e planejamento amostral para Latossolos utilizando suscetibilidade magnética, cor e relação-paisagem**. 2013. 109 f. Tese (Doutorado em Agronomia – Produção Vegetal) – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Jaboticabal, 2013.

SOARES, A. Geostatistical Estimation of Multi-Phase Structures. **Mathematical Geology**, Heidelberg, v. 24, n. 2, 149–160, 1992.

SOIL SURVEY STAFF. **Soil taxonomy**. Washington: Government Printing Office, 1975. 754 p.

STEERS, C. A.; HAJEK, B. F. Determination of map unit composition by a random selection of transects. **Soil Science Society of America Journal**. Madison, v. 43. n. 1, p.156-160, 1979.

TOBLER, W. R. Cellular geography. In: GALE, S.; OLSSON, G. (Ed.). **Philosophy geography**. Dordrecht: D. REIDEL, 1979. p. 379-386.

TRANGMAR, B. B.; YOST, R. S.; UEHARA, G. Aplicação de geoestatísticas to spatial studies of soil properties. **Advances in Agronomy**, San Diego, v. 38, n. 2, p. 45-94, 1985.

VAZ, C. M.; MARTIN NETO, L.; CRESTANA, S. Avanços da instrumentação em ciência do solo. In: MARTIN NETO, L.; VAZ, C. M. P.; CRESTANA, S. (Ed.). **Instrumentação avançada em ciência do solo**. São Carlos, SP: Embrapa Instrumentação Agropecuária, 2007. p. 1-13.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R.F.; ALVAREZ, V.H.; SEHAFFER, C.E.G.R. (Ed.). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. p. 1-53.

WANG, C. **Application of transect method to soil survey problems**. Canadá: Research Branch Agriculture Canada, 1982. 220 p.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: HILLEL, D. (Ed.). **Applications of soil physics**. New York: Academic Press, 1980. p. 319-344.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for environmental scientists**. Chichester: John Wiley, 2000. 271 p.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. **Geostatistics for environmental scientists**. Chichester: John Wiley, 2007. 315 p.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. **Geostatistics for environmental scientists statistics in practice**. Chichester: John Wiley, 2009. 315 p.

WEILL, M. A. M. **Estimativa de erosão do solo e avaliação do seu impacto na Microbacia do Ceveiro (Piracicaba, SP) através do índice de tempo de vida. Piracicaba**, 1999. 100 f. Tese (Doutorado) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba. 1999.

WHITE, R. E. **Princípios e práticas da ciência do solo – o solo como um recurso natural**. São Paulo: Editora Andrei, 2009. 426 p.

WILDING, L. P.; DREES, L. R. Spatial variability and pedology. In: WILDING, L.P.; SMECK, N. E.; HALL, G. F. (Ed.). **Pedogenesis and soil taxonomy: concepts and interactions**. New York: Elsevier, 1983. p. 83-116.

WYSOCKI, A. D.; SCHOENEBERGER, J. P.; LAGARRY, H. E. Geomorphology of Soil Landscapes. In: SUMMER, M. E. **Handbook of Soil Science**. New York: CRC Press, 1999. p. E3-E116.

YOUNG, A. Soil survey procedures in land development planning. **Geographical Journal**, Madison, v. 139, n. 1, p. 53-64, 1973.

CAPÍTULO 2 – Simulação morfológica na caracterização espacial da perda de solo por erosão em cultivo de cana-de-açúcar

Resumo – O conhecimento do padrão espacial de fatores da erosão é vital para o planejamento conservacionista. O novo formalismo da geoestatística é o uso de modelos de simulação estocástica, buscando, fundamentalmente, reproduzir a imagem da "realidade" e a continuidade espacial revelada nos variogramas. O objetivo deste estudo foi avaliar a aplicação dos procedimentos de modelagem estocástica: Geoestatística morfológica na caracterização da distribuição espacial das unidades de mapeamento (classes) de perdas de solo por erosão, em dois cenários de manejo no cultivo de cana-de-açúcar: cana crua (CC) e cana queimada (CQ). O experimento foi no município de Tabapuã-SP, em uma área de 530 ha, em um Argissolo, em que foram coletadas 626 amostras de solo georreferenciadas, sendo que 56 foram utilizadas como pontos de controle para avaliar a qualidade dos mapas. Com a determinação dos atributos físicos e químicos do solo, determinou-se a perda de solo por erosão, e esses resultados foram analisados por meio da simulação sequencial indicatriz com variáveis categóricas (simulação morfológica). A partir do conjunto de 100 imagens simuladas, criaram-se mapas morfológicos, e foi feita nova classificação morfológica e, ainda, foi avaliada a incerteza morfológica pela entropia de Shannon. Os mapas morfológicos mostram onde se deve aplicar ou não práticas conservacionistas, ou seja, locais que ultrapassaram o limite de tolerância à erosão e fornecem uma noção de precisão das informações dos mapas, pois fornecem a acurácia do mapeamento. A simulação morfológica deve ser recomendada para a caracterização da distribuição espacial das perdas de solo por erosão em cultivos de cana queimada e cana crua. Ela é um instrumento imprescindível para o planejamento conservacionista de precisão.

Palavras-chave: conservação do solo, entropia, função indicatriz, incerteza morfológica

Morphological simulation in spatial characterization of soil loss from erosion in a sugar cane cultivar

Abstract – Knowledge of spatial patterns of erosion factors is vital for the conservationist planning. The new geostatistical formalism is about using of estochastic simulation, aiming, basically, at replicating the image of “reality”, as well as the special continuity displayed in variograms. The objective of this study was of assessing the application of stochastic modeling procedures: Morphological geostatistic in the characterization of spatial distribution of mapping (classes) units of soil loss by erosion, in two sceneries of sugar cane cultivation management, both raw and burnt cane. The experiment was performed in Tabapuã-SP, in a 530 ha Argisol area, from which 628 collected soil samples were geo-referred, having 56 of them been used as control for the evaluation of map quality. By determining both physical and chemical soil attributes, loss from erosion was determined, results from which were duly analyzed by means of an indicator sequential simulation with categorical variables (morphological simulation). From a set of 100 simulated images, morphological maps were created, and a new morphological classification was attained with further evaluation of the morphological uncertainty by Shannon entropy. The morphological maps show where to apply, or not, the conservationist practices, that is, sites that overpass the erosion tolerance limits and which offer a precise notion of the information on the maps, since they supply the mapping accuracy. Morphological simulation should be recommended for the spatial distribution characterization for soil losses from erosion in both burnt and raw sugar cane cultivation. It has been proved an essential instrument for the precision conservationism planning.

Keywords: soil conservation, entropy, indicator function, morphological uncertainty

2.1 Introdução

A modelagem espacial do processo de erosão é uma importante ferramenta no desenvolvimento de avaliações confiáveis de predições de perdas de solo, pois quando se conhece a continuidade espacial de perdas de solos por erosão, sabe-se onde vão ser aplicadas técnicas de controle com precisão, sobretudo com técnicas de simulação geoestatística que fornecem acesso à incerteza.

Para a agricultura de precisão, a obtenção de informações fundamentais sobre as relações entre erosão e sistema de manejos das culturas é essencial para caracterizar espacialmente o fenômeno (SANCHEZ et al., 2009).

Pesquisas têm evidenciado a importância de se descrever a continuidade espacial de atributos de solos para o melhor gerenciamento dos recursos naturais. Na literatura, existem diversos trabalhos quantificando os fenômenos dos recursos naturais no espaço e no tempo, usando modelos geoestatísticos e variando continuamente com valores mínimos e máximos da erosão do solo (CAMPOS et al., 2008; SANCHEZ et al., 2009). Esta maneira tradicional, utilizando a krigagem ordinária, trabalha com critérios quantitativos, resultando como produto final mapas de isolinhas (isopléticos) bastante úteis, pois fornecem a distribuição espacial e a direção de aumento da variável em estudo.

No entanto, surge a necessidade do uso da estimação e/ou simulação de estruturas multifásicas (categóricas), ou seja, a forma desse corpo (população) é constante e dicotômico com grau de presença/ausência, e é exclusivo em relação ao seu corpo complementar (SOARES, 1998). Este é o mais novo formalismo da geoestatística com o objetivo de identificar a distribuição espacial, a transição e a incerteza entre um conjunto de variáveis categóricas: faces geológicas, presença e ausência de predadores em cultivos e classes de solos (SOARES, 2006).

Um dos primeiros trabalhos com geoestatística com essa abordagem foi desenvolvido por Soares (1992) na caracterização de formas distintas de um conjunto multifásico, usando krigagem morfológica. Yamamoto et al. (2012), mapeando zonas de incertezas com vários tipos de interpoladores com variáveis categóricas, também constataram a importância da aplicação da função indicativa.

Pesquisas utilizando metodologias geoestatísticas aplicadas a perdas de solo por erosão são onerosas, pois demandam um grande número de amostras. Deste modo, os mapas finais oriundos da aplicação desta técnica devem ser os mais práticos possíveis para justificar o uso dessa metodologia. Assim, com o intuito de se obter mapas que expressem resultados práticos para uso da geoestatística, indica-se o uso da abordagem da geoestatística morfológica.

Estudos com estruturas multifásicas (geoestatística morfológica) podem representar um avanço na utilização da geoestatística no planejamento conservacionista dos solos agrícolas. Esta ferramenta é baseada no potencial do algoritmo de simulação sequencial da indicatriz como o método mais vantajoso de simulação de variáveis categóricas (SOARES, 2006).

O objetivo deste trabalho foi avaliar a aplicação da técnica de simulação morfológica na caracterização da distribuição espacial das unidades de mapeamento (classes) de perdas de solo por erosão, em dois cenários de manejo do cultivo de cana-de-açúcar: cana crua (CC) e cana queimada (CQ).

2.2 Material e Métodos

A área de estudo está localizada no município de Tabapuã-SP, noroeste do Estado de São Paulo, Brasil, entre as coordenadas 21° 05' de latitude sul e 49° 01' de longitude oeste (Figura 1), em uma área de 200 hectares, com mais de 20 anos de cultivos consecutivos. O clima da região, segundo a classificação de Thornthwait, é do tipo megatérmico, C2dA'a', subúmido chuvoso com pequeno ou nenhum excedente de água e evapotranspiração de verão menor que 48% do total anual (THORNTHWAIT, 1948).

A região está localizada na província geomórfica do Planalto Ocidental Paulista, tendo como material de origem as unidades geológicas pertencentes às rochas areníticas sedimentares do Grupo Bauru, Formação Adamantina (IPT, 1981). O solo foi classificado como Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico, textura média/argilosa, de acordo com Santos et al. (2013). A vegetação primária da região foi classificada como floresta pluvial estacional e cerrada (Figura 1). Na

caracterização geomorfológica e pedológica, utilizaram-se fotos aéreas na escala 1:35.000, para avaliações de campo e análise do perfil altimétrico.

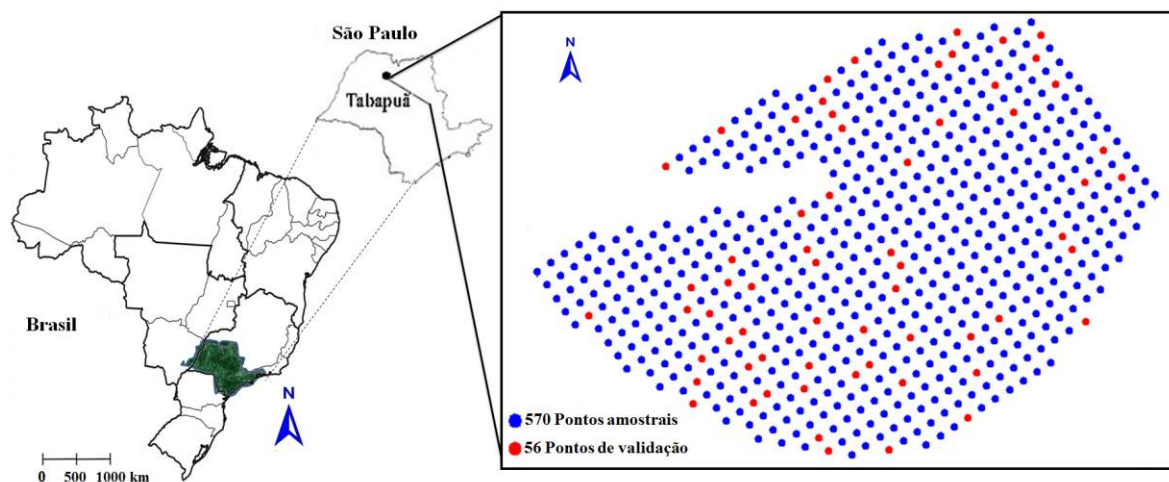


Figura 1 – Mapa de localização e distribuição dos pontos amostrais (•).

Neste trabalho, foi utilizado um banco de dados de atributos físicos e químicos da camada superficial do solo (0,00 a 0,20 m), estabelecido por Sanchez et al. (2009). O solo foi amostrado nos pontos de cruzamento de malha, com intervalos regulares de 50 m, perfazendo um total de 626 pontos georreferenciados com auxílio do receptor, Sistema de Posicionamento Global (GPS), Datum/elipsoide WGS-84.

Com base nos valores dos atributos físicos e químicos obtidos por Sanchez et al. (2009) e considerando-se os resultados de fatores de erosão em pesquisas desenvolvidas por Martins Filho et al. (2009) nesta mesma área, estimaram-se as perdas de solo por erosão em dois cenários de cultivo da cana-de-açúcar, com cana queimada (CQ) e cana crua (CC). A erosão foi estimada como proposto por Wischmeier e Smith (1978), por meio da equação universal de perda de solo (EUPS)

$$A = R K L S C P \quad (1)$$

em que: A - perda de solo por unidade de área, $t \text{ ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$; R - fator de erosividade da chuva, $\text{MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$; K - fator de erodibilidade do solo, $t \text{ h MJ}^{-1} \text{ mm}^{-1}$; LS - fator para o efeito combinado do declive e do comprimento da rampa (adimensional);

C - fator cobertura e manejo do solo (adimensional) e P - fator práticas conservacionistas (adimensional).

É importante ressaltar que as amostras foram coletadas, para determinação da perda de solo, pouco antes de iniciar cada corte, ainda sob influência do dossel da cultura da cana-de-açúcar. Foram considerados, tanto para o cultivo da cana crua quanto para o da cana queimada, os mesmos ciclos produtivos (1º ao 5º corte), a mesma variedade de cana e tratos culturais semelhantes.

A erosividade média das chuvas (R) foi estimada em $7540,901 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$, pelo método proposto por Lombardi Neto et al. (2000). O valor médio do fator erodibilidade (K) foi estimado em $0,024 \text{ t h MJ}^{-1} \text{ mm}^{-1}$ como proposto por Denardin (1990). O fator LS foi determinado como proposto por Wischmeier e Smith (1978). Para o fator P, adotaram-se valores propostos por Wischmeier e Smith (1978), em função da declividade do terreno.

Para este trabalho, o fator C foi determinado considerando-se as razões de perdas de solo por erosão e a distribuição da erosividade das chuvas durante os estádios de desenvolvimento da cultura, conforme as estações do ano, para cada corte. Foram adotados os mesmos fatores C estabelecidos por Andrade et al. (2011): Para a cana queimada - 0,16 (1º corte); 0,13 (2º corte); 0,16 (3º corte); 0,13 (4º corte); 0,13 (5º corte) e para a cana crua - 0,16 (1º corte); 0,10 (2º corte); 0,09 (3º corte); 0,07 (4º corte); 0,06 (5º corte). O fator C estabelecido para o 2º corte da cana queimada foi de 0,13 por influência da erosividade da chuva, nesse ano agrícola, ter sido atípica.

As variáveis como perdas de solo por erosão podem mudar abruptamente no espaço, devido aos diversos fatores naturais envolvidos e à complexidade do fenômeno. Neste estudo, deve ser modelada como um conjunto de duas populações, e cada um deles pode ter diferentes padrões de continuidade espacial (GOOVAERTS, 1997). Assim, a Simulação Sequencial Indicatriz (SSI) foi utilizada neste trabalho, uma vez que permite a modelagem da geometria relativa de cada população (população X = abaixo do limite de tolerância, e X^c = acima do limite de tolerância de perda de solo, para o Argissolo), a fim de criar mapas categóricos práticos de controle localizado da erosão do solo.

Inicialmente, partiu-se para a dicotomização dos dados quantitativos em “qualitativos” em dois corpos pertencentes à área A , sendo que a variável indicatriz morfológica pode tomar dois valores possíveis na posição x , sendo X e seu complementar X^c corpos mutuamente disjuntos em A .

$$I_k(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in X \\ 0 & \text{se } x \in X^c \end{cases} \quad (2)$$

em que: $A = X \cup X^c$

A variável indicatriz $I_k(x)$ é convertida em uma função indicatriz, para a qual o valor 1 (um) significa ocorrência de perda de solo acima do limite aceitável (X), e o valor 0 (zero), para a ocorrência de perda de solo abaixo desse limite (X^c). Tal valor de corte estabelecido foi baseado na tolerância de perda de solo, para um Argissolo, conforme método proposto por Oliveira et al. (2008), como sendo igual a 6,67 t ha⁻¹ ano⁻¹.

Antes de efetuar a simulação sequencial indicatriz morfológica (dados categóricos), foram ajustados modelos teóricos aos variogramas multifásicos experimentais. Estes são os variogramas médios das variáveis indicatriz: X e X^c que, neste trabalho, por serem apenas duas fases (categorias): X e X^c serão chamados de variogramas bifásicos.

Os variogramas bifásicos foram estimados pela seguinte equação (3), de acordo com Soares (1992), em que definiu a análise de variográfica das duas classes. Com esta, é possível definir uma medida de continuidade espacial média da estrutura global $y(h)$, como a probabilidade de 2 pontos x e $x+h$, separados por um vector h , por pertencerem à mesma fase X_k , qualquer que seja ela, $k=1, \dots, K$.

$$y(h) = \frac{1}{2} E \left(\sum_{k=1}^K [I_k(x) - I_k(x+h)]^2 \right) \quad (3)$$

em que: $y(h)$, quantifica a variabilidade morfológica média das estruturas bifásicas, e K é o número de fases ou categorias, ($p=2$).

Neste trabalho, como são apenas duas fases, cada lag do variograma corresponde a uma média global de duas covariâncias individuais.

A partir do ajuste de um modelo matemático aos valores de $y(h)$, de cada fase: X e X^c, calcularam-se os valores de $y(h)_{X;X^c}$ correspondentes ao variograma médio das duas fases (variograma bifásico), conforme ilustração básica na Figura 2 e foram estimados os parâmetros do modelo teórico do semivariograma (o efeito pepita, C_0 ; patamar, $C_0 + C_1$; e o alcance, a). A razão entre o efeito pepita e o patamar ($C_0 / (C_0 + C_1)$), expressa em porcentagem, foi utilizada para classificar o grau da estrutura de dependência espacial das variáveis estudadas, que, de acordo com Cambardella et al. (1994), é classificada como: forte ($(C_0 / (C_0 + C_1)) \leq 0,25$), moderada ($0,25 < (C_0 / (C_0 + C_1)) < 0,75$) ou fraca ($(C_0 / (C_0 + C_1)) \geq 0,75$).

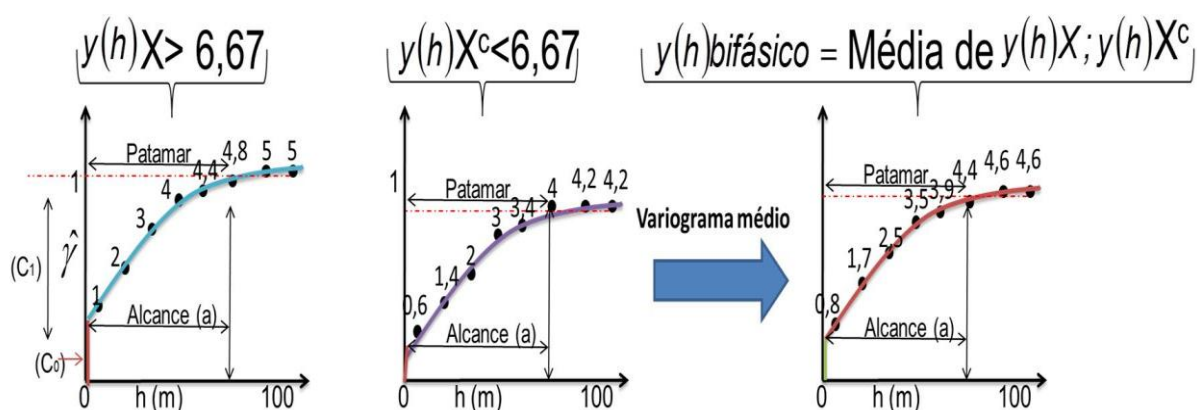


Figura 2 – Variogramas tradicionais e bifásicos do conjunto de classes de perdas de solo por erosão.

A escolha do melhor modelo ajustado ao variograma multifásico baseou-se (1) na menor soma do quadrado do resíduo; (2) no maior coeficiente de determinação (R^2) e (3) com base nos coeficientes de regressão da validação cruzada mais próximos da reta 1:1 e da validação externa.

As análises variográficas e as simulações morfológicas da perda de solo por erosão foram realizadas utilizando o software GeoMS Versão 1.0 (RODRIGUES et al, 1998). A construção e a edição dos mapas com os padrões espaciais foram realizadas utilizando o software Surfer versão 11 (GOLDEN SOFTWARE Inc, 2012).

2.2.1 Simulação sequencial indicatriz de variáveis categóricas – Simulação morfológica

A simulação sequencial indicatriz de variáveis categóricas baseia-se numa abordagem tradicional da simulação sequencial de variáveis discretas. No entanto, simulação morfológica (SMorf) caracteriza a forma de corpos (populações) de fenômenos espaciais, com o objetivo de usar os modelos de simulação para gerar imagens equiprováveis de corpos bifásicos ou multifásicos que incluem todos os dados disponíveis dentro de uma vizinhança, inclusive os dados originais e todos os valores previamente simulados, possuindo vantagens pela sua simplicidade (SOARES, 2006).

A SMorf, tem o procedimento semelhante a simulação sequencial indicatriz (SSI) normal, como o estimador da krigagem indicatriz (KI), que é chamada por Soares (2006) de krigagem multifásica, é usada para modelar as funções de densidades de probabilidades acumuladas condicionais (f.d.p.a.c.) em cada local não amostrado. A área A é dividida num conjunto de corpos $X_k, k = 1, \dots, N$, mutuamente disjuntos.

A simulação morfológica segue os seguintes passos (SOARES, 2006):

1. Definição do vetor de variáveis categóricas $I_k(x)$ do sistema multifásico ou bifásico (Equação 2).
2. Cálculo, modelamento e medição da continuidade espacial do conjunto $I_k(x)$ pelos variogramas bifásicos (Equação 3);
3. Estabelecimento de caminho aleatório, passando por todos os pontos a serem simulados, visitando cada ponto apenas uma vez;
4. Cálculo para um dado ponto x_j , definido na etapa anterior, dentro da área A , usando krigagem indicatriz das probabilidades;
5. Para cada ponto a ser simulado ao longo do caminho:
 - (a) Determinação da f.d.p.a.c. inicial, usando o algoritmo da krigagem indicatriz.
 - (b) Correção de eventual violação de ordem para que a soma dos valores das

probabilidades locais seja unitária $\sum_{k=1}^K [I_k(x)] = 1$: (valores maiores que 1 ou menores que 0).

- (c) Geração do valor p simulado entre 0 e 1 a partir da f.d.p.a.c. para aquele local, sendo que este vai pertencer à fase K , se p passar a ser $I_k(x) = 1$ e $I_j(x) = 0, j \neq k$.
- (d) Os valores simulados $I_k(x) = 1$ passam a integrar o conjunto condicionante da simulação.
- (e) Procedimento para a próxima localização ao longo do caminho aleatório e repetição da sequência de 3 a 5 até ser simulado o conjunto total de pontos em A .

Com o objetivo de avaliar a incerteza e o padrão espacial de três imagens estocásticas, foram sorteadas das 100 imagens geradas pela simulação sequencial morfológica dentro do intervalo de 1 a 100 com o software R (R Development Core Team, 2010) as realizações que serão representadas individualmente.

2.2.2 Pós-processamento das simulações: transformação de mapas de probabilidade em mapas temáticos

Seguiram-se as etapas para transformar os mapas de probabilidades simuladas, em mapas morfológicos finais, que neles tenham os conjuntos de X e X^c estimados com suas respectivas proporções com aqueles valores $(mX)^*$ e $(mX) = 1 - (mX)^*$, respectivamente. Neste estudo, utilizaram-se 100 imagens simuladas e com essas foram transformadas em um mapa binário morfológico para reproduzir o corpo X =abaixo do limite tolerável e X^c = acima do limite tolerável, como descrito a seguir (SOARES, 1992; NEGREIROS et al., 2011):

1. Determinar a média global, $(MX)^*$ das probabilidades da simulação indicatriz calculando a média de todas as posições do gride;
2. Calcular as probabilidades de todos os locais do gride;

3. Criar uma nova variável binária de acordo com as seguintes regras: atribuir o valor 1 para todas as localidades com estimativa da probabilidade maior que (MX), caso contrário, atribuir o valor 0;
4. Criar um mapa dessa nova variável binária.

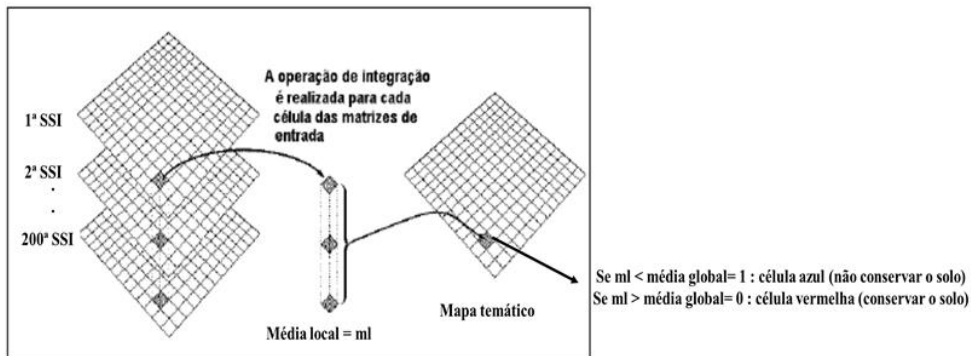


Figura 2.1 – Operações locais (pontuais) da integração de informações por meio de operações algébricas das 200 simulações da modelagem (baseado em Heuvelink, 1998).

Tabela 1 – Valores de médias globais das 100 simulações sequenciais indicatriz nos cenários de cana crua e de cana

	1º corte	2º corte	3º corte	4º corte	5º corte
	CQ	CQ	CQ	CQ	CQ
	0,18	0,69	0,81	0,68	0,66
MG ⁽¹⁾	CC	CC	CC	CC4	CC
	0.19	0,53	0,78	0,90	--

⁽¹⁾média global; CQ = cana queimada; CC = cana crua.

2.2.3 Avaliação da precisão da reclassificação

A partir de 56 pontos do conjunto amostral que não entraram nos cálculos, foi avaliada a qualidade da reclassificação dos mapas morfológicos, sendo atribuído a cor vermelha à áreas com necessidades de aplicação de práticas de conservação do solo e áreas desnecessárias a cor azul, por meio da soma das percentagens de erros na reclassificação. Essa reclassificação tem o objetivo de avaliar a acurácia do mapeamento por meio de pontos de validação externa.

Estes valores simulados foram classificados novamente em dados categóricos (Equação 2).

Deste modo, por meio dos mapas morfológicos e usando o formalismo da função indicatriz a partir do conjunto amostral de controle (56 pontos de validação) dos locais x_α , um erro pode ser definido:

$$e_{x_\alpha} = \begin{cases} 1 & \text{se } \hat{z} \neq z_v; \quad \text{se o pixel simulado for diferente do ponto de validação;} \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4)$$

em que: e_{x_α} = erro da reclassificação da simulação morfológica;

\hat{z} = valor simulado nas mesmas coordenadas do conjunto amostral (pontos de validação);

z_v = valores dos pontos de validação (Figura 1).

A partir de e_{x_α} , é calculada a percentagem de erro na reclassificação temática pela equação:

$$e_x(\%) = \frac{\sum \hat{z}}{n} * 100 \quad (5)$$

em que: $e_x(\%)$ é a percentagem do erro na classificação do mapa, que é dado pela somatória de erros divididos por n , em que n é o número de pontos de validação, neste estudo $n = 56$.

2.2.4 Análise da entropia de Shannon

Para avaliar a incerteza das simulações, decidiu-se realizar uma análise da estimativa de incertezas locais para os atributos temáticos aos resultados de 200 simulações da SSI. Esta foi feita por meio do cálculo da entropia da distribuição das probabilidades locais, também chamada entropia de Shannon (GOOVAERTS, 1997;

ALMEIDA, 2010), e pode ser definida do seguinte modo para um conjunto de K fases (classes ou categorias):

$$H(u) = -\sum_{K=1}^K p_k(u) \ln(p_k(u)) \quad (6)$$

em que: $H(u)$ é a entropia de Shannon no local (u); $p_k(u)$ é a probabilidade de estimação e/ou simulação para cada classe K no local (u); enquanto $-\sum_{K=1}^K p_k$ representa a soma negativa de todas as probabilidades das classes naquele local u , e $\ln K$ representa o logaritmo neperiano de K .

Os resultados da entropia de Shannon variam entre 0 (incerteza nula) até (incerteza máxima) valor igual a 1.

2.3 Resultados e Discussão

No 1º corte os valores de média de 9,64 (t ha⁻¹ano⁻¹) da perda de solo por erosão foram idênticos nos cultivos de cana queimada e cana crua, pois foi o ano atípico, em que foi o ponto da cultura e solo foram semelhantes, e foi o ponto inicial do experimento, sendo todos os tratos culturais e manejo do solo (Tabela 2).

Com o incremento da palhada da cana crua, comparando em média os quatro últimos anos de cultivo, ocorreu redução em média de 41,65% em média da perda de solo por erosão na área com cana crua. Esta redução foi evidenciada também nos mapas de distribuição espacial, com a diminuição de áreas acima do limite de tolerância do solo à erosão (Figuras: 4CD, 6CD, 8CD, 10CD e 11E). Pelos menores valores de desvio-padrão nos cultivos CC, afirmam melhor desempenho no ajuste dos modelos na análise variográfica neste sistema de cultivo, pois este apresenta menor variabilidade em relação ao cultivo CQ. Esta maior amplitude de variação dos valores de perdas de solo por erosão atribuído ao cultivo CQ, interferiu nos resultados da inferência espacial pela simulação morfológica, tal fato, revela a

importância do estudo prévio das estatísticas descritivas como avaliação preliminar de variabilidade dos dados.

Tabela 2 – Estatística descritiva da perda de solo ($t\ ha^{-1}ano^{-1}$) em função dos anos de corte nos cenários de cana crua e de cana queimada.

Cortes*	Média	DP	Mín.	Q1	Mediana	Q3	Máx.
1º	9,64	3,81	1,55	7,16	9,13	11,62	31,24
Cana Queimada							
2º	8,34	3,30	1,34	6,19	7,90	10,04	27,02
3º	9,84	3,90	1,58	7,31	9,32	11,86	31,91
4º	8,25	3,27	1,33	6,13	7,82	9,94	26,74
5º	8,14	3,22	1,31	6,04	7,71	9,80	26,37
Cana Crua							
2º	6,69	2,65	1,00	4,96	6,34	8,06	21,69
3º	5,33	2,11	0,86	3,96	5,05	6,42	17,28
4º	4,38	1,75	0,70	3,25	4,15	5,28	14,20
5º	3,77	1,45	0,59	2,72	3,47	4,41	11,88

(N = 570). *Para todos os cortes foram obtidos valores de médias; DP = desvio-padrão; Mín. = mínimo; Máx. = máximo; Q1 = primeiro quartil; Q3 = terceiro quartil.

Os variogramas bifásicos obtidos na análise variográfica captaram estrutura de dependência espacial para todos os ciclos de cultivo, exceto para o 5º ciclo de cana crua, com grau de dependência espacial moderada, entre 25 e 75% (Tabela 3).

O modelo esférico foi o que melhor se ajustou aos variogramas bifásicos experimentais na cana queimada, enquanto na cana crua foi apenas no primeiro corte o esférico, e nos demais foi o exponencial, exceto no quinto corte, onde foi encontrado efeito pepita puro (Tabela 3).

Nota-se com o transcorrer dos anos de cultivos (cortes), que a continuidade espacial da erosão de maneira geral aumenta, principalmente quando se compara os valores de alcance dos sistemas CQ com CC (Tabela 3). Isso pode ser explicado, pela deposição de resíduo oriundo da palhada da cana-de-açúcar, provocando certa "homogeneidade" devida menor alteração dos atributos do solo (o cultivo mínimo do solo), preservando suas características intrínsecas como: manutenção prolongada da matéria orgânica na superfície do solo como protetora ao impacto direto das gotas de chuva e atenuando velocidade da água superficial; conservação da umidade relativa do solo na superfície; não revolvimento da superfície do solo formando o "mulching" e reduzindo a infestação de ervas, daninhas; redução de

operações com reflexo no custo operacional direto; maior permanência da umidade do solo; melhoria da micro e mesofauna do solo; melhoria da fertilidade e das propriedades físicas do solo, no longo prazo. Estes estão de acordo com os de Corá (1997), estudando o potencial para o manejo localizado da variabilidade do solo e da produtividade induzida pelo plantio direto, em que o manejo do solo é causa adicional de variabilidade espacial.

Tabela 3 – Modelos e parâmetros ajustados aos variogramas bifásicos para os cenários estudados.

Cortes	Modelo	C_0	C_0+C_1	$C_0/(C_0+C_1) \times 100$	a	R^2	SQR	CVC		VE	
								α	β	α	β
Cana queimada											
1°	Esf.	0,09	0,18	64	358,25	0,48	0,00	0,10	0,94	-0,18	1,05
2°	Esf.	0,12	0,23	45	381,80	0,99	0,00	0,04	0,98	-0,53	1,30
3°	Esf.	0,09	0,17	48	378,73	0,57	0,00	0,07	0,96	0,34	0,84
4°	Esf.	0,13	0,24	46	433,00	0,93	0,00	0,02	0,99	-0,51	1,29
5°	Esf.	0,14	0,24	50	434,00	0,94	0,00	0,00	1,00	-0,48	1,28
Cana crua											
1°	Esf.	0,09	0,17	45	296,04	0,66	0,00	0,02	0,93	-0,03	1,08
2°	Exp.	0,13	0,26	51	576,00	0,99	0,00	0,00	0,98	-0,17	1,25
3°	Exp.	0,09	0,16	52	608,74	0,82	0,00	0,00	0,99	0,09	0,91
4°	Exp.	0,05	0,07	27	447,60	0,51	0,00	0,01	0,99	-0,37	1,35
5°	EPP	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

C_0 = efeito pepita; C_0+C_1 = patamar; $C_0/(C_0+C_1)$ = grau de dependência espacial (%); a = alcance(m); R^2 = coeficiente de determinação; SQR = soma do quadrado do resíduo (10^{-4}); Esf. = modelo ajustado esférico; Exp. = modelo ajustado exponencial; CVC = coeficientes da regressão da validação cruzada; VE = coeficientes da regressão da validação externa e EPP = efeito pepita puro.

Os valores dos coeficientes da regressão α e β das validações cruzada (CVC) e externa (VE) do sistema CC constata a confiança da modelagem quando são observados os indicativos da qualidade da modelagem para a obtenção dos mapas, pois os valores dos coeficientes α foram próximos de um, e β próximos de zero, respectivamente (Tabela 3).

É importante destacar que à medida que transcorrem os anos (1° ao 5° ano), os mapas apresentam áreas abaixo da tolerância de perda de solo por erosão (cor azul) (Figuras: 4AB, 6AB, 8AB, 10AB e 11D). Isso permite inferir que, o tipo de manejo aplicado interferiu na heterogeneidade da perda de solo por erosão e em seu processo de modelagem. Esta alteração deve-se ao manejo de a cana queimada provocar maior instabilidade ao solo, diminuindo a capacidade de se

recuperar sua integridade funcional e estrutural após um distúrbio (VEZZANI; MIELNICZUK, 2009).

Os mapas simulados mostram informações que foram obtidas para o melhor entendimento do padrão da distribuição espacial da perda de solo por erosão, definindo zonas de manejo em duas categorias: em cor vermelha são zonas que ultrapassaram a tolerância do solo à erosão, ou seja, devem-se aplicar algumas práticas de conservação nessas zonas (Figuras: 3ABCDEF, 4AB, 5ABCDEF, 6AB, 7ABCDEF, 8AB, 9ABCDEF, 10AB e 11ABCD), enquanto em azuis são zonas que não ultrapassam a tolerância do solo à erosão, sendo que ocorrem os processos erosivos, nas duas áreas, porém uma é dentro de um limite aceitável.

Desta forma, observa-se que as simulações individuais sorteadas (SSI30^a, SSI40^a e SSI60^a) apresentam padrões espaciais semelhantes, porém não são idênticas. Elas evidenciam áreas no centro como regiões abaixo dos limites de tolerância, e estes locais são os que apresentam menores declividades. Resultados semelhantes foram encontrados por Martins Filho et al. (2009), estudando o risco de erosão utilizando simulação sequencial gaussiana nesta área experimental.

A partir das 100 realizações, é possível construir funções de densidades de probabilidades acumuladas condicionais, e com elas obterem-se as incertezas morfológicas dos mapas, e com isso, é possível ter a ideia do local de maior risco (maior entropia) de se tomar decisões errôneas nas práticas conservacionistas, essa afirmação pode ser constatada nas Figuras: 4CD, 6CD, 8CD, 10CD e 11E. A vantagem dessa abordagem para estimação das formas do fenômeno é a determinação de zonas de incertezas (SOARES, 1992), e nessas zonas em cor vermelha são as que apresentam as maiores incertezas, sendo os resultados destes locais coerentes com o método tradicional de mapeamento de campo, onde a maior incerteza na definição de uma classe está na transição entre elas, devido ao erro de classificação perto das fronteiras.

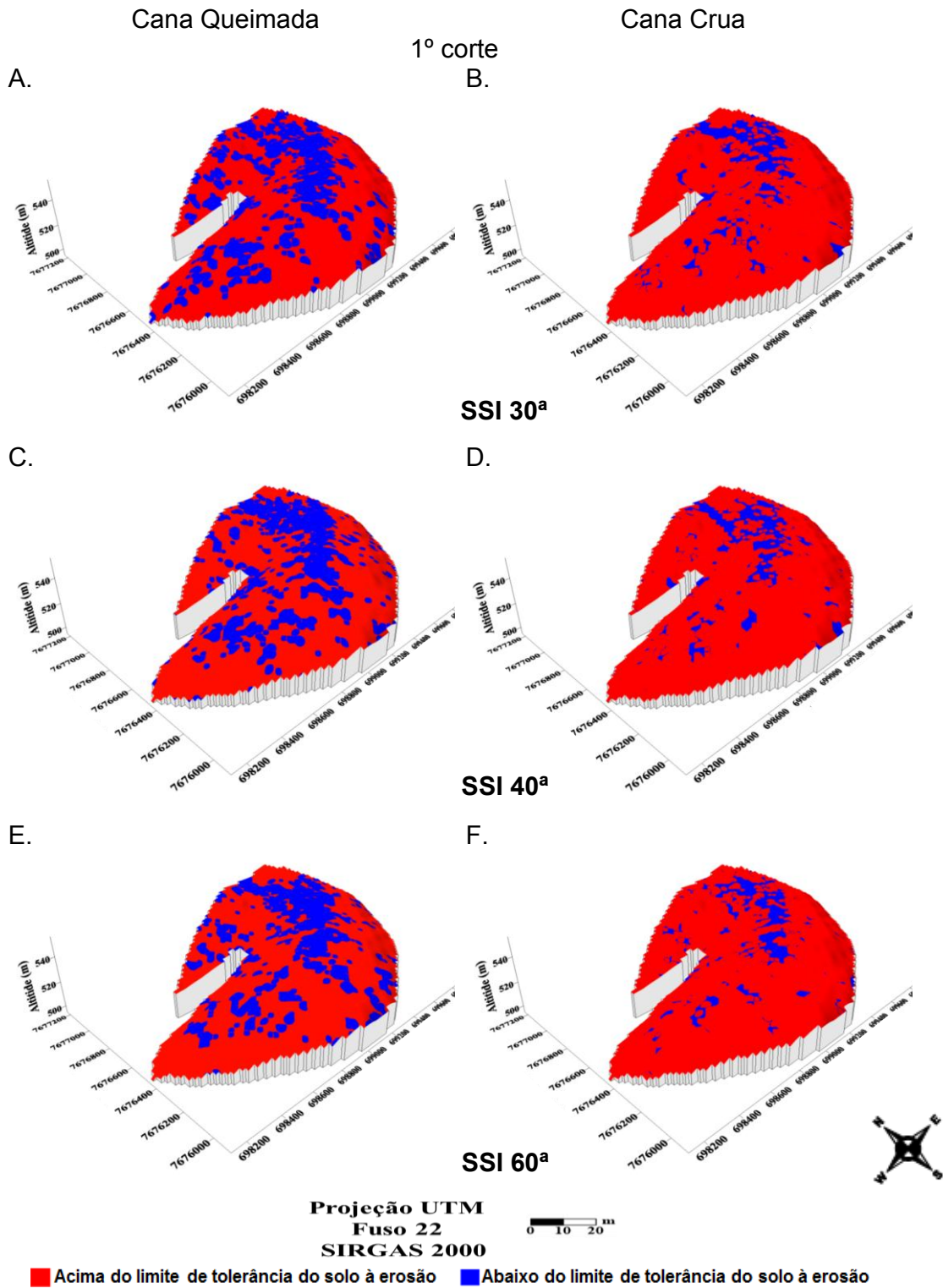


Figura 3 – Mapas da distribuição espacial da perda de solo por erosão das duas fases SSI30^a, SSI40^a, SSI60^a do 1° corte dos sistemas de cultivos de cana queimada e crua.

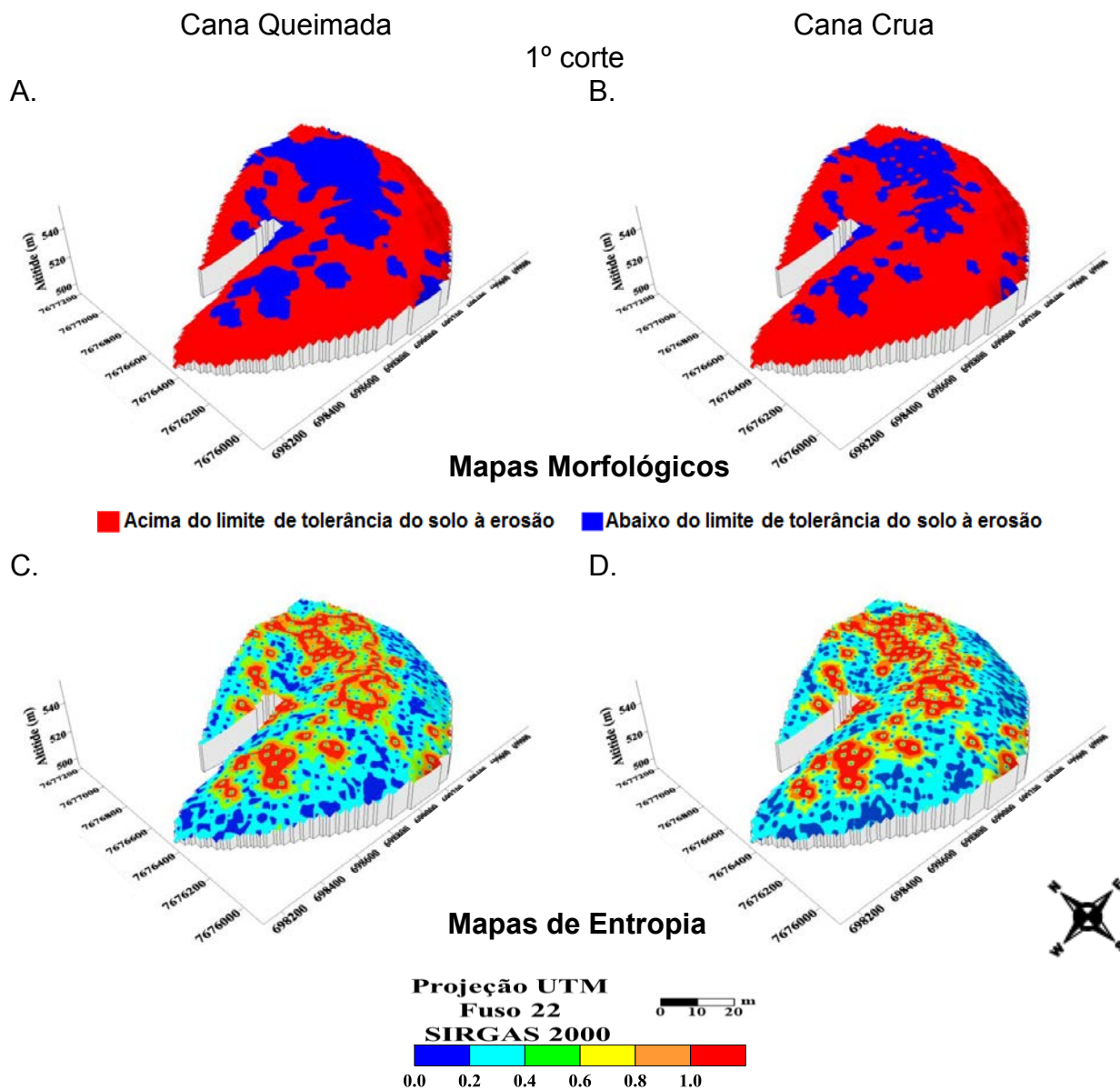


Figura 4 – Mapas da distribuição espacial da perda de solo por erosão pelo Mapa morfológico e mapa de distribuição da entropia do 1º do corte dos sistemas de cultivos de cana queimada e crua.

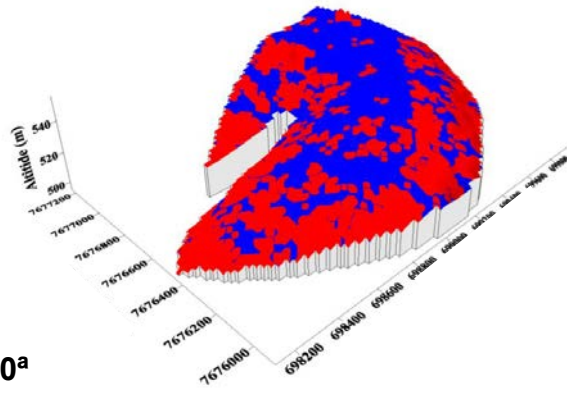
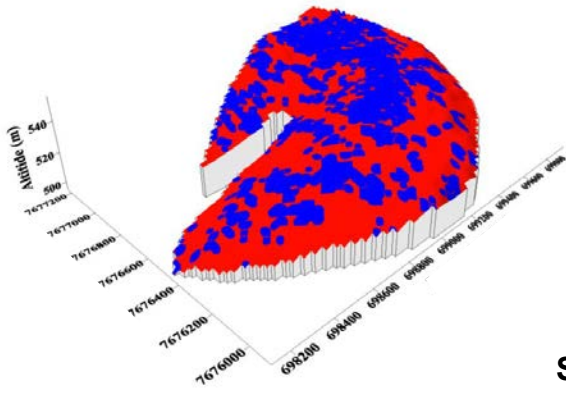
Cana Queimada

Cana Crua

2º corte

A.

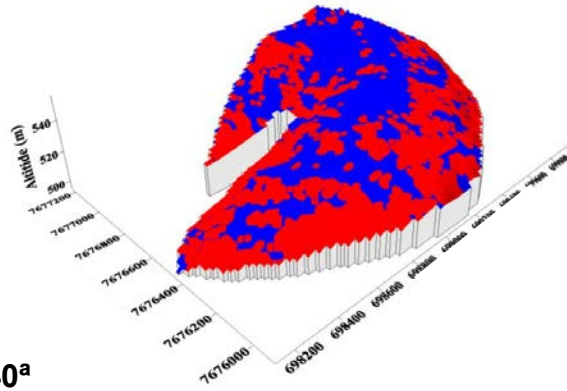
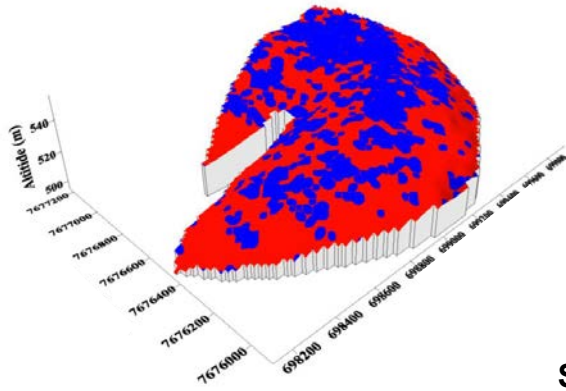
B.



SSI 30^a

C.

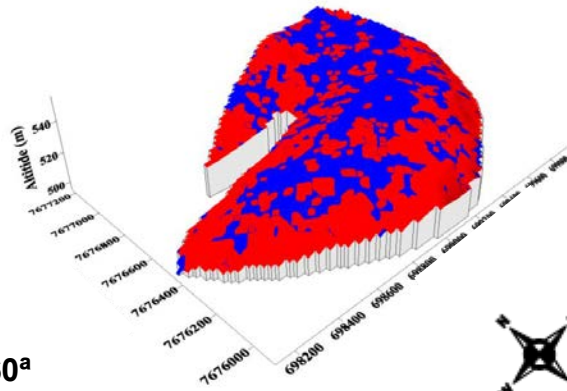
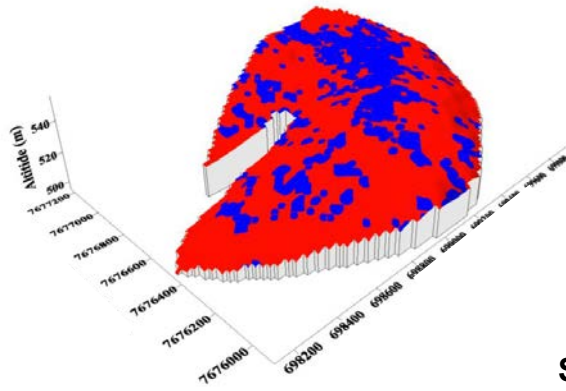
D.



SSI 40^a

E.

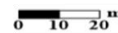
F.



SSI 60^a



Projeção UTM
Fuso 22
SIRGAS 2000



■ Acima do limite de tolerância do solo à erosão ■ Abaixo do limite de tolerância do solo à erosão

Figura 5 – Mapas da distribuição espacial da perda de solo por erosão das duas fases SSI30^a, SSI40^a, SSI60^a do 2º corte dos sistemas de cultivos de cana queimada e crua.

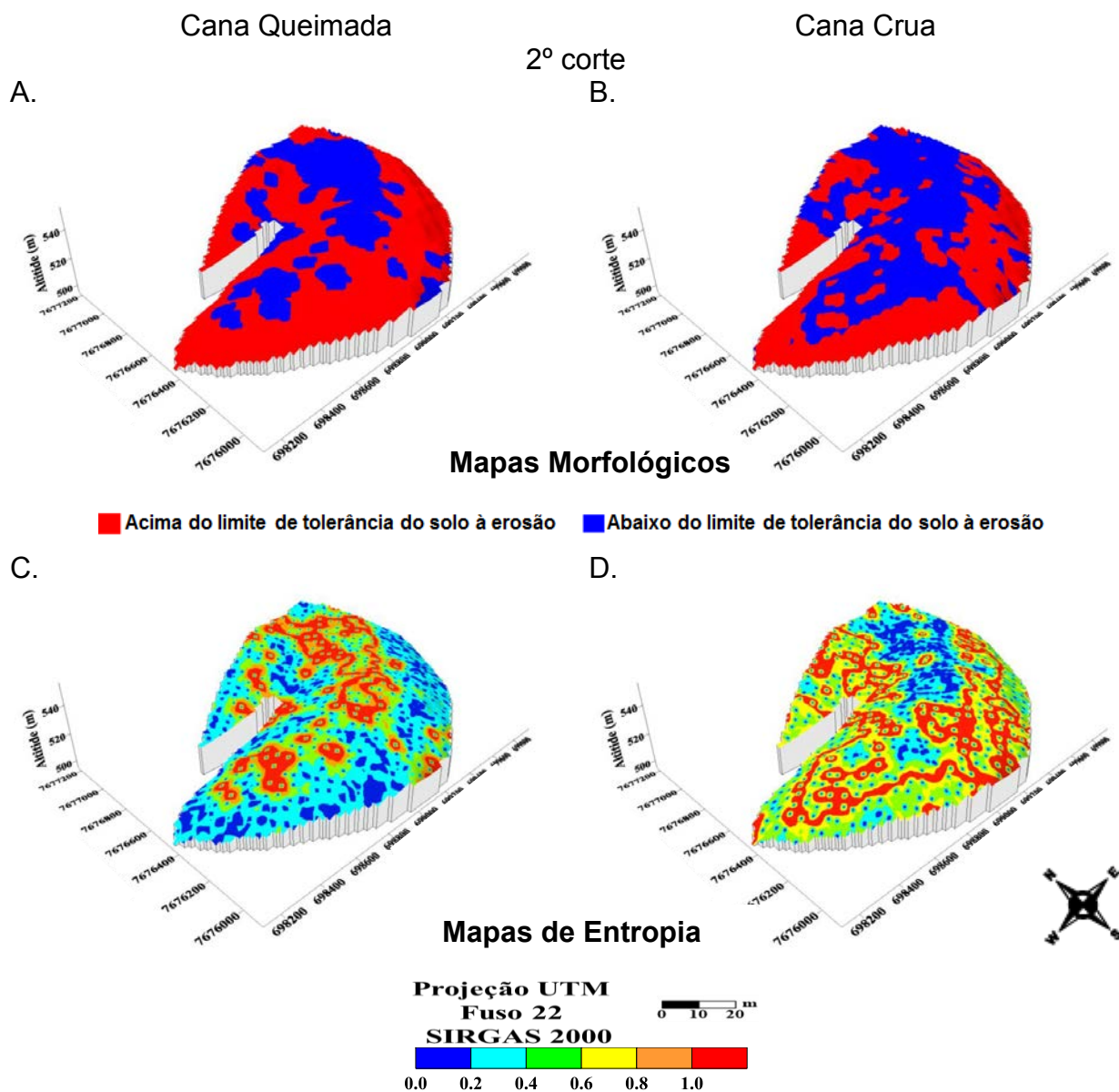


Figura 6 – Mapas da distribuição espacial da perda de solo por erosão pelo Mapa morfológico e mapa de distribuição da entropia do 2º do corte dos sistemas de cultivos de cana queimada e crua.

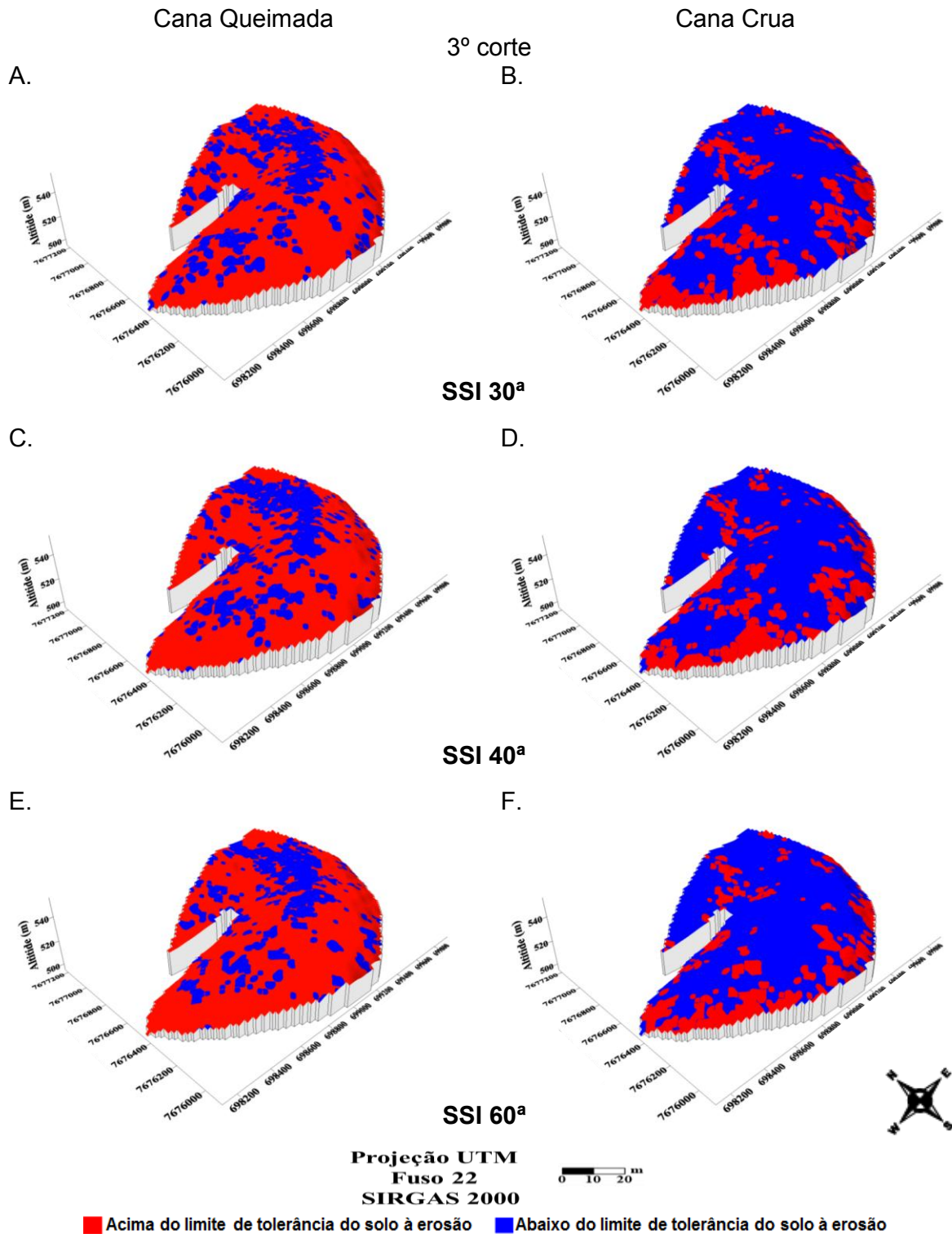


Figura 7 – Mapas da distribuição espacial da perda de solo por erosão das duas fases SSI30^a, SSI40^a, SSI60^a do 3º corte dos sistemas de cultivos de cana queimada e crua.

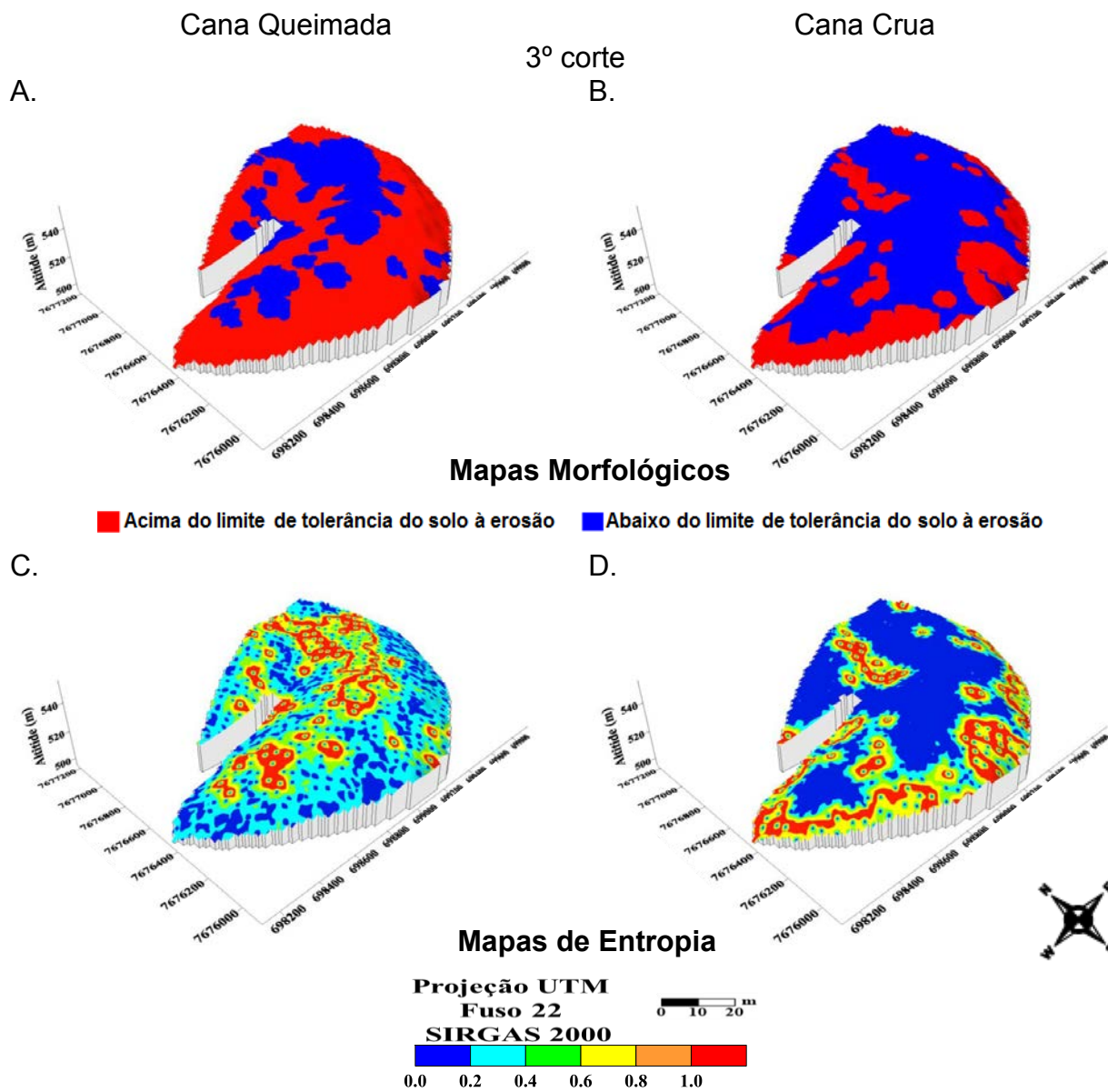


Figura 8 – Mapas da distribuição espacial da perda de solo por erosão pelo Mapa morfológico e mapa de distribuição da entropia do 3º do corte dos sistemas de cultivos de cana queimada e crua.

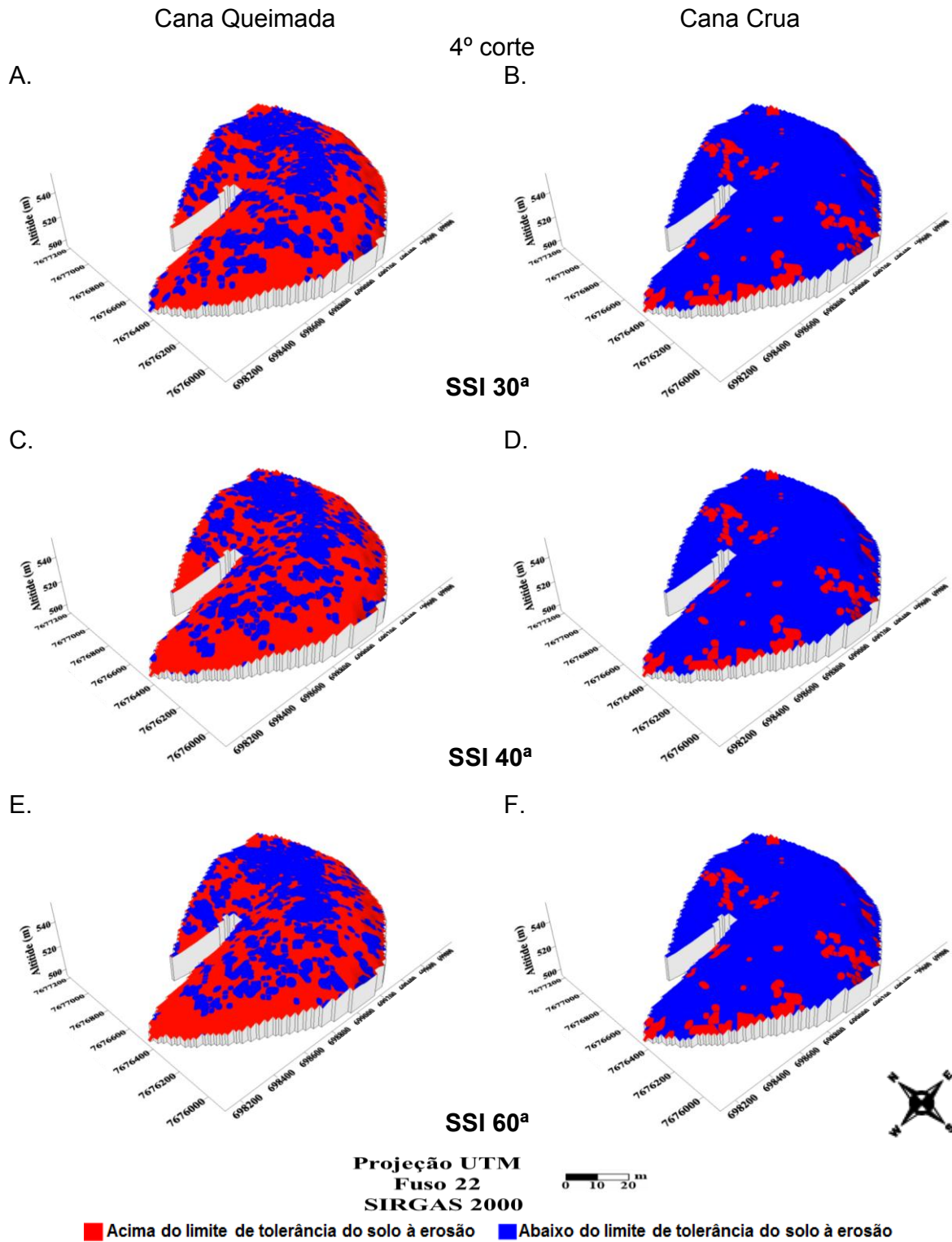


Figura 9 – Mapas da distribuição espacial da perda de solo por erosão das duas fases SSI30^a, SSI40^a, SSI60^a do 4º corte dos sistemas de cultivos de cana queimada e crua.

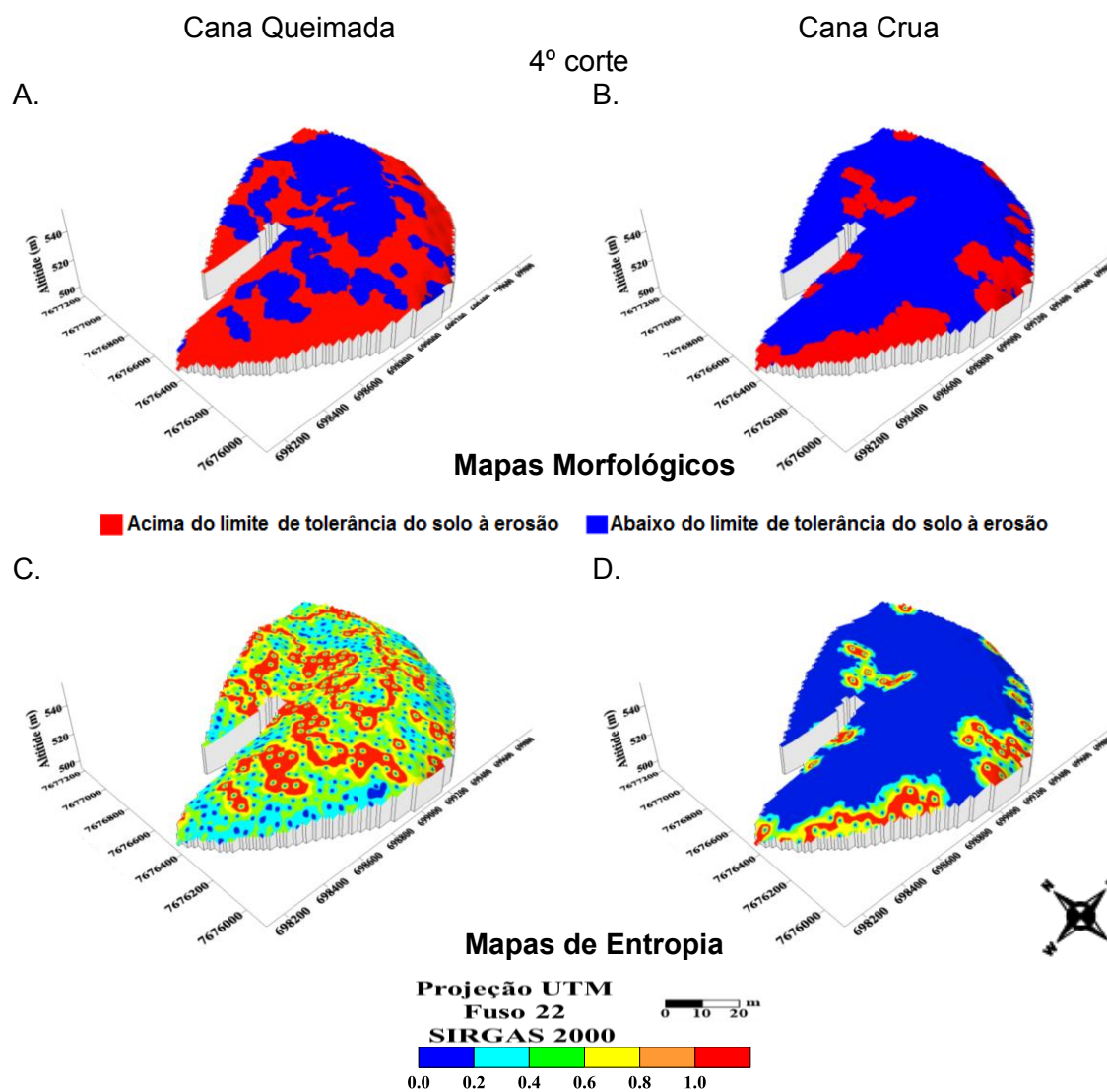
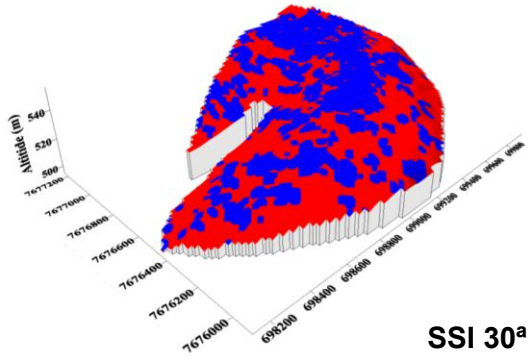


Figura 10 – Mapas da distribuição espacial da perda de solo por erosão pelo Mapa morfológico e mapa de distribuição da entropia do 4^o do corte dos sistemas de cultivos de cana queimada e crua.

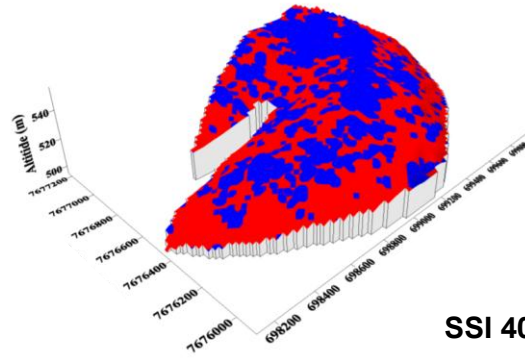
5º corte Cana Queimada

A.

B.



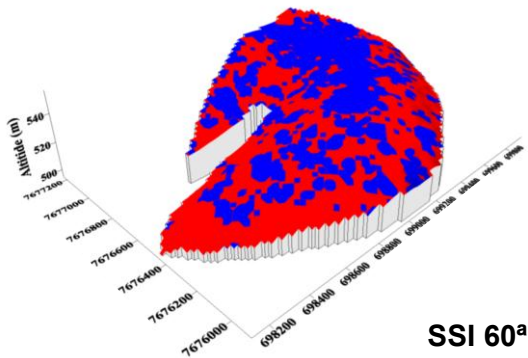
SSI 30^a



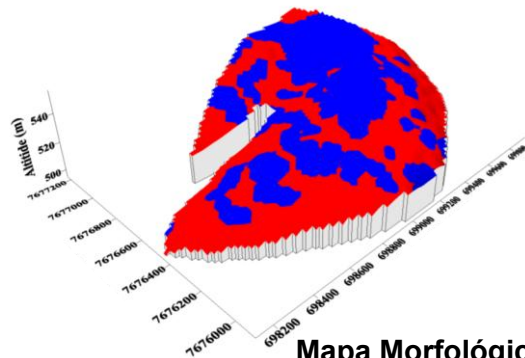
SSI 40^a

C.

D.



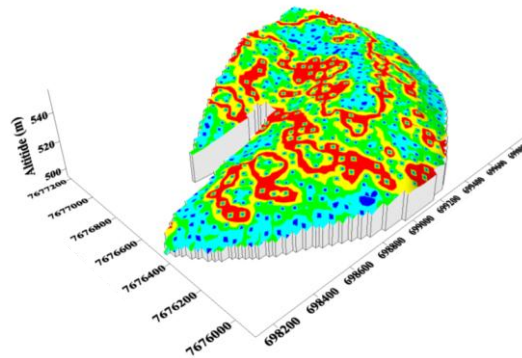
SSI 60^a



Mapa Morfológico

■ Acima do limite de tolerância do solo à erosão ■ Abaixo do limite de tolerância do solo à erosão

E.



Mapa de Entropia
 Projeção UTM
 Fuso 22
 SIRGAS 2000
 0 0.22 0.44 0.66 0.88

Figura 11 – Mapas da distribuição espacial da perda de solo por erosão das duas fases SSI30^a, SSI40^a, SSI60^a, Mapa morfológico e de entropia do 5º corte do sistema de cultivo de cana queimada.

Essas áreas com valores de maiores incertezas morfológicas (entropia) observadas nas Figuras: 4CD, 6CD, 8CD, 10CD e 11E constatarem que, no processo de classificação existem poucos pixels puros, incluindo diferentes elementos ou classes. Desta forma, definir classes de perda de solo por erosão, por meio das imagens simuladas, é uma alternativa para otimizar o mapeamento de áreas suscetíveis à erosão.

Desta forma, esses mapas de distribuição espacial, por meio da simulação morfológica (mapa morfológico) (Figuras: 4AB, 6AB, 8AB, 10AB e 11D), subsidiam o planejador na tomada de decisão com maior precisão nas aplicações de técnicas de conservação do solo localizada, conforme constatado por Campos et al. (2009), usando o método interpolação da krigagem ordinária.

Porém, para definir zonas de manejo utilizando métodos de simulação, não é indicado utilizar poucas realizações individuais pelo excesso de detalhes e pelo processo aleatório como é criada (SOARES, 2006), sendo indicada outra forma que represente de maneira global o fenômeno espacial, por exemplo: mapas médios (E-type), se utilizar a simulação sequencial gaussiana, conforme Silva Júnior et al. (2012), ou mapas morfológicos no caso do uso da simulação morfológica de imagens derivadas da simulação sequencial indicatriz, conforme se comprova neste trabalho.

Esses últimos mapas mostram onde se deve aplicar ou não práticas conservacionistas, ou seja, locais que ultrapassaram o limite de tolerância à erosão (Figuras: 4AB, 6AB, 8AB, 10AB e 11D), diferentes dos mapas de isolinhas (isopléticos) que informam a direção onde aumenta ou diminui a intensidade do fenômeno, como pode ser visto em Campos et al. (2008) e Sanchez et al. (2009) usando a krigagem ordinária como interpolador. No entanto, a maior dificuldade é localizar em campo o limite de transição entre as classes, sejam elas de erosão, seja de solos, pois este é definido com certa subjetividade (incerteza), conforme constatado por Carré e Jacobson (2009), usando classificação numérica de perfis do solo com base na similaridade entre eles.

Deste modo, esta abordagem da utilização da geoestatística morfológica deve ser incorporada aos programas de conservação do solo que consideram a continuidade espacial do fenômeno. Nota-se que a incertezas morfológicas

espaciais e locais, neste trabalho, são representadas pelos mapas de entropia (Figuras: 4CD, 6CD, 8CD, 10CD e 11E), que fornecem a qualidade da informação que está sendo gerada e o possível risco no uso errôneo da classificação das zonas de tolerância à erosão. Esta afirmação concorda com os resultados de Silva et al. (2014), em que métodos quantitativos de classificação de solos, simulação geoestatística, removem intervenção de processos humanos na produção em resultados tendenciosos.

Isso indica que a aplicação de métodos quantitativos na definição de classes de erosão, associada com outras informações de campo, como: os materiais de origem, os sistemas de manejos, classes de solos, modelos de paisagem, devem ser utilizadas, pois quanto maior o incremento de informações, menor vai ser a incerteza na definição das unidades de mapeamento. Portanto, não se deve colocar apenas o algoritmo de simulação como responsável pela definição de zonas de manejo, mas devem-se adicionar informações de relevo (declividade) histórico de colheitas e a experiência do pesquisador (SANCHEZ et al., 2013).

A distribuição da incerteza das unidades de mapeamento mostra-se maior na transição entre as classes (Figuras: 4CD, 6CD, 8CD, 10CD a 11E). Contudo, considerando uma área de 200 hectares, essa classificação é satisfatória para fins de manejo do conservacionista, já que as zonas de maior dificuldade de classificação são as de transição.

Este estudo apresentou o potencial do uso da simulação morfológica na tomada de decisão com mapas de variáveis categóricas, confirmando a hipótese de Heuvelink e Webster (2001), em que se devem incorporar mais informações (formas do relevo, culturas agrícolas, classes de solos) e métodos capazes de minimizar a incerteza nas zonas de transição. Com isso, Castrignano e Buttafuoco (2004) destacam o risco que se comete na escolha de interpoladores que não fornecem incertezas na estimação, e que a aplicação de simulação estocástica deve ser preferível.

Esses resultados que indicam o risco (incertezas) na tomada de decisão concordam com Poggio et al. (2013), em que as informações sobre a incerteza de regiões a nível de pixel é essencial para a gestão localizada do solo e para avaliar o risco de gestão do impacto sobre os recursos do solo. Além disso, os mapas de

distribuição da entropia indicam locais com incertezas maiores que 5%, sendo que essas regiões são indicadas por Groenigen (1999) para uma re-amostragem para minimizar a incerteza.

A percentagem de erros na classificação dos mapas morfológicos foi maior nos cortes de CQ, exceto no 1º corte e no 5º corte em CC (Tabela 4). Em média, a percentagem de erro em CQ foi 36,51%, enquanto para CC foi 23,41%. Isto informa que o manejo interferiu nos resultados das simulações que foram utilizadas no pós-processamento (Tabela 4).

Tabela 4 – Percentagem de erros na reclassificação dos mapas temáticos.

Mapas morfológicos	
e_x (%)	
Cortes*	Cana Queimada
1º	25,4
2º	31,75
3º	30,16
4º	34,92
5º	36,51
$m(e_x) = 31,74$	
Cana Crua	
1º	25,4
2º	28,57
3º	25,4
4º	14,29
5º	-
$m(e_x) = 23,41$	

e_x (%) = percentagem do erro da reclassificação dos mapas morfológicos. $m(e_x)$ = média da percentagem do erro da reclassificação dos mapas morfológicos.

A partir da avaliação da qualidade de reclassificação dos mapas (Tabela 4), nota-se que os sistemas de cultivo CC para os quais são atribuídas as características de “ausência” da cobertura do solo, possuem elevados valores de e_x (%) e tendem a manter a reclassificação mais errônea, em relação aos os sistemas de cultivo CQ.

Assim, a metodologia proposta com base na simulação geoestatística morfológica confirmou o seu potencial em mapear a distribuição espacial das classes de perdas de solo por erosão, fornecendo os erros dessa reclassificação e, com

isso, fornecendo por meio da validação externa, mais outra ideia de risco no uso destes mapas com erros de cerca de 36,51% e 23,41% para CQ e CC, respectivamente, subsidiando a tomada de decisões para o planejamento conservacionista de precisão.

Portanto, fazendo uma análise conjunta da incerteza local (validação externa) pela reclassificação dos mapas morfológicos usando os 56 pontos de validação externa (Tabela 4) e com a incerteza espacial dos mapas de entropia de Shannon (Figuras: 4CD, 6CD, 8CD, 10CD e 11E) permitiram apoiar a hipótese levantada neste trabalho, que a simulação morfológica deve ser recomendada para minimizar as dificuldades e a subjetividades (incertezas) nas zonas de transição para definição de limites entre classes de tolerância de perdas de solo por erosão. Assim, recomenda-se o uso da metodologia da geoestatística morfológica para definir limites de transição, avaliar o risco desta decisão, fornecendo a ideia de incerteza no planejamento conservacionista de precisão, pois a incerteza não pode ser evitada, pode ser minimizada e deve ser gerida.

2.4 Conclusões

A Simulação Morfológica deve ser recomendada para a caracterização da distribuição espacial das perdas de solo por erosão, em cultivos de cana queimada e cana crua.

A Simulação Morfológica é um instrumento imprescindível para o planejamento conservacionista de precisão, pois é eficiente na definição dos limites entre as unidades de mapeamento (tolerância à erosão), em média de 75% de confiança dos mapas derivados da simulação sequencial indicatriz das perdas de solo por erosão, em cultivos de cana queimada e cana crua.

2.5 Referências

ALMEIDA, J. A. Stochastic simulation methods for characterization of lithoclasses in carbonate reservoirs. **Earth–Science Reviews**, Amsterdam, v. 101, n. 3-4, p. 250-270, 2010.

ANDRADE, N. S. F.; MARTINS FILHO, M. V.; TORRES, J. L. R.; PEREIRA, G. T.; MARQUES JÚNIOR, J. Impacto técnico e econômico das perdas de solo e nutrientes por erosão no cultivo da cana-de-açúcar. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 31, n. 3, p. 539-550, 2011.

CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVAK, J. M.; PARKIN, T. B.; KARLEN, D. L.; TURCO, R. F.; KONOPKA, A. E. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa. **Soil Science Society of American Journal**, Madison, v. 58, n. 5, p. 1501-1511, 1994.

CAMPOS, M. C. C.; MARQUES JÚNIOR, J.; MARTINS FILHO, M. V.; PEREIRA, G. T.; SOUZA, Z. M.; BARBIERI, D. M. Variação espacial da perda de solo por erosão em diferentes superfícies geomórficas. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 38, n. 9, p. 2485-2492, 2008.

CAMPOS, M. C. C.; MARQUES JÚNIOR, J.; PEREIRA, G. T.; SOUZA, Z. M.; MONTANARI, R. Planejamento agrícola e implantação de sistema de cultivo de cana-de-açúcar com auxílio de técnicas geoestatísticas. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v.13, n. 3, p.297-304, 2009.

CARRÉ, F.; JACOBSON, M. Numerical classification of soil profile data using distance metrics. **Geoderma**, Amsterdam, v.148, n. 3-4, p.336-345, 2009.

CASTRIGNANO, A.; BUTTAFUOCO, G. Geostatistical stochastic simulation of soil water content in a forested area of South Italy. **Biosystems Engineering**, London, v. 87, n. 2, p. 257-266, 2004.

CORÁ, J. E. **The potential for site-specific management of soil and yield variability induced by tillage**. 1997. 104 f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Michigan State University, East Lansing, 1997.

DENARDIN, J. E. **Erodibilidade do solo estimada por meio de parâmetros físicos e químicos**. 1990. 113 f. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) – Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1990.

GOLDEN SOFTWARE. **Surfer for Windows**: surface mapping system. Versão 11. Golden, 2012.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University Press, 1997. 483 p.

GROENIGEN VAN, J. W.; SIDERIUS, W.; STEIN, A. Constrained optimization of soil sampling for minimization of kriging variance. **Geoderma**, Amsterdam, v. 87, n. 5, p.239-259, 1999.

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

HEUVELINK, G. B. M.; WEBSTER, R. Modelling soil variation: past, present, and future. **Geoderma**, Amsterdam, v. 100, n. 3-4, p. 269-301, 2001.

INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS DO ESTADO DE SÃO PAULO. **Mapa Geológico do Estado de São Paulo. Escala - 1:500.000**. São Paulo. ITP, 1981. 126 p.

LOMBARDI NETO, F.; PRUSKI, F. F.; TEIXEIRA, A. F. Sistema para cálculo da erosividade da chuva para o Estado de São Paulo. Viçosa: **Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, 2000. 1 CD-ROM.

MARTINS FILHO, M. V.; LICCIOTI, T. T.; PEREIRA, G. T.; MARQUES JÚNIOR, J.; SANCHEZ, R. B. Perdas de solo e nutrientes por erosão num Argissolo com resíduos vegetais de cana-de-açúcar. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v.29, n. 1, p. 8-18, 2009.

NEGREIROS, J.; COSTA, A. C.; PAINHO, M. Evaluation of Stochastic Geographical Matters: Morphologic Geostatistics, Conditional Sequential Simulation and Geographical Weighted Regression. **Trends in Applied Sciences Research**, New York, v. 6, n. 2, p. 237-255, 2011.

OLIVEIRA, F. P.; SANTOS, D.; SILVA, I. F.; SILVA, M. L. N. Tolerância de Perda de Solo por Erosão para o Estado da Paraíba. **Revista Biologia e Ciência da Terra**, Macapá, v. 8, n. 2, p.60-71, 2008.

POGGIO, L.; GIMONA, A.; BREWER, M. J. Regional scale mapping of soil properties and their uncertainty with a large number of satellite-derived covariates. **Geoderma**, Amsterdam, v. 209-210, p.1-14, 2013.

R DEVELOPMENT CORE TEAM (2010). **R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing**. Vienna, ISBN 3-900051-07-0. Disponível em: < <http://www.R-project.org>>. Acesso em: ago. 2013.

RODRIGUES, A., ALMEIDA, J., SOARES, A. **geOMS – Geostatistical Modelling Software**. Centro de Modelização de Reservatórios Petrolíferos, Instituto Superior Técnico, Lisboa. CD-ROM. 1998.

SANCHEZ, M. G. B; MARQUES JR, J.; SIQUEIRA, D. S.; CAMARGO, L. A.; PEREIRA, G. T. Delineation of specific management areas for coffee cultivation based on the soil–relief relationship and numerical classification. **Precision Agriculture**, Australian, v. 14, n. 2, p. 201-214, 2013.

SANCHEZ, R. B; MARQUES JR, J.; SOUZA, Z. M.; PEREIRA, G. T.; MARTINS FILHO, M. V. Variabilidade espacial de atributos do solo e de fatores de erosão em diferentes pedoformas. **Bragantia**, Campinas, v. 68, n. 4, p. 1095-1103, 2009.

SANTOS, H. G.; JACOMINE, P. K. T.; ANJOS, L. H. C.; OLIVEIRA, V. A.; OLIVEIRA, J. B.; COELHO, M. R.; LUMBRERAS, J. F.; CUNHA, T. J. F. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 3.ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2013. 353 p.

SILVA JÚNIOR, J. F.; MARQUES JR., J.; CAMARGO, L. A.; TEIXEIRA, D. D. B.; PANOSSO, A. R.; PEREIRA, G. T. Simulação geoestatística na caracterização espacial de óxidos de ferro em diferentes pedoformas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.36, n. 6, p. 1690-1703, 2012.

SILVA, A. F.; PEREIRA, M. J.; CARNEIRO, J. D.; ZIMBACK, C. R. L.; LANDIM, P. M. B.; SOARES, A. A new approach to soil classification mapping based on the spatial distribution of soil properties. **Geoderma**, Amsterdam, v. 219–220, p. 106–116, 2014.

SOARES, A. **Geoestatística para a ciência da terra e do ambiente**. 2. ed. Lisboa: IFT Press, 2006. 214 p.

SOARES, A. Geostatistical Estimation of Multi-Phase Structures. **Mathematical Geology**, Heidelberg, v. 24, n. 2, p. 149–160, 1992.

SOARES, A. Sequential Indicator Simulation with Correction for Local Probabilities. **Mathematical Geology**, Heidelberg, v. 30, n. 6, p. 149–160, 1998.

THORNTHWAITE, C. W. An approach towards a rational classification of climate. **Geographical Review**, Hoboken, v. 38, n. 1, p. 55-94, 1948.

VEZZANI, F. M.; MIELNICZUK, J. Uma visão sobre qualidade do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 33, n. 4, p. 743-755, 2009.

WISCHMEIER, W. H.; SMITH, D. D. **Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning**. Washington: U.S. Department of Agriculture, 1978. p. 58.

YAMAMOTO, J. K.; MAO, X. M.; KOIKE, K.; CROSTA, A. P.; LANDIM, P. M. B.; HU, H. Z.; WANG, C. Y.; YAO, L. Q. Mapping an uncertainty zone between interpolated types of a categorical variables. **Computers & Geosciences**, Oxford, v. 40, n. 2, p. 146-152, 2012.

CAPÍTULO 3 – Métodos geoestatísticos na modelagem espacial do diâmetro médio do cristal da goethita

Resumo – Uma das necessidades da agricultura de precisão é avaliar a qualidade dos mapas dos atributos dos solos. Neste sentido, o presente trabalho objetivou avaliar o desempenho dos métodos geoestatísticos: krigagem ordinária e simulação sequencial gaussiana na predição espacial do diâmetro médio do cristal da goethita com 113 pontos amostrados, em uma malha de 1 ha, com espaçamentos regulares de 10 em 10 m. Após a análise de textura e da concentração dos óxidos de ferro, calcularam-se os valores do diâmetro médio do cristal da goethita que foram analisados pela estatística descritiva e pela geoestatística; em seguida, foram utilizadas a krigagem ordinária e a simulação sequencial gaussiana. Com os resultados, avaliou-se qual foi o método mais fiel para reproduzir as estatísticas, a função de densidade de probabilidade acumulada condicional e a estatística épsilon ϵ_y da amostra. As estimativas E-type foram semelhantes às da krigagem ordinária devido à minimização da variância. No entanto, a krigagem deixa de apresentar, em locais específicos, o grau de cristalinidade da goethita, enquanto o mapa E-type indicou que a simulação sequencial gaussiana deve ser utilizada no lugar de mapas de krigagem ordinária. Os mapas E-type devem ser preferíveis por apresentarem melhor desempenho na modelagem, representando os valores extremos (mínimos e máximos) em locais não evidenciados nos mapas derivados das estimativas da krigagem ordinária.

Palavras-chave: agricultura de precisão, krigagem ordinária, pedometria, simulação sequencial gaussiana

Geostatistical methods of modeling of spatial goethite crystal average diameter

Abstract – One of the precision agriculture necessities is to evaluate the soil attribute maps quality. On this aspect, the present work aimed at assessing the performance of the geostatistics methods: Ordinary kriging and Gaussian sequential simulation in spatial prediction of the average diameter of goethite crystal in 113 sampled points, in a 1 ha net, at regular spacing of 10/10 m. After the texture and the iron oxide concentration analysis, values of the average diameter of goethite crystal, which had been analyzed by means of both the descriptive statistics and the geostatistics, were followed by ordinary kriging and Gaussian sequential simulation. Results led to an assessment of the method which best reproduced the statistics, the density of the accumulated conditional and the epsilon statistic ϵ_y probability of the sample. E-type estimates were similar to the one supplied by the ordinary kriging due to the variance minimization. Nevertheless, kriging misses the pointing of presenting, at specific sites, the goethite degree of crystallinity, whereas the E-type map indicated that the Gaussian sequential simulation must be used in place of maps of ordinary kriging. The E-type maps should be preferred for their better performance at the modeling, when representing the extreme values (minimum and maximum) in sites not evident in maps deriving for estimates of the ordinary kriging.

Keywords: precision agriculture, ordinary kriging, pedometrics, gaussian sequential simulation

3.1 Introdução

Desde as primeiras aplicações da geoestatística em solos, nos anos 80 (BURGESS; WEBSTER, 1980), os estudiosos da ciência do solo já estão convencidos de que os solos possuem variabilidade natural, pelo seu material de origem, além da variabilidade encontrada no sentido vertical e também no sentido horizontal (ZANÃO JÚNIOR et al., 2010). Nesses paradigmas, vários estudos dos solos têm sua atenção direcionada no sentido de se estudar a variabilidade espacial, caracterizando-a, o que é possível em virtude do avanço da informática, que propiciou a aplicação prática da teoria das variáveis regionalizadas, chamada geoestatística (MATHERON, 1963).

O uso da geoestatística é cada vez mais usual na caracterização de atributos físicos e químicos do solo. Neste sentido, deve-se, além de aumentar a escala de trabalho, e também estudar a distribuição espacial de atributos capazes de fazer inferência a outros e que expliquem relações de causa e efeito no manejo dos solos, por exemplo: os óxidos de ferro, que influenciam nos atributos físicos e químicos do solo (CAMARGO et al., 2010; SILVA et al., 2011).

Associado a isso, o grau de cristalinidade (diâmetro médio do cristal – DMC) da goethita (Gt) consiste em importante parâmetro para definir a capacidade de adsorção de íons pelo mineral. Por isso, sua estrutura dependência espacial não deve ser ignorada; logo, métodos geoestatísticos devem ser aplicados para descrever a sua continuidade espacial.

Na literatura, existem vários trabalhos sobre variabilidade espacial de atributos mineralógicos do solo (CAMARGO et al., 2008a; 2008b; OLIVEIRA JÚNIOR et al., 2011; SILVA JÚNIOR et al., 2012a; 2012b), em que a maioria utiliza a krigagem ordinária (KO) para a interpolação na confecção de mapas de variabilidade espacial, por ser considerado um interpolador local ótimo, uma vez que seu princípio é a estimativa ótima não enviesada nos pontos não amostrados, usando as propriedades estruturais dos variogramas com variância mínima de sua estimativa e sem tendência (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

A KO é uma média ponderada pelos pesos λ_i da sua vizinhança, dentro de um raio de influência de correlação espacial modelada pelo semivariograma, porém a

KO representa apenas uma continuidade média dos atributos da área de estudo modelada pelo semivariograma (SILVA JÚNIOR et al., 2012a). Ela não fornece acesso à incerteza e à suavização de mapas pela krigagem ordinária, podendo aumentar ainda mais o erro no manejo localizado, erro total na modelagem, juntamente com erros de amostragens e de análises laboratoriais, principalmente em pequenas escalas.

Deste modo, outra alternativa é a simulação sequencial gaussiana (SSG), que é baseada em uma pressuposição multigaussiana do modelo de uma função aleatória (BOURENNANE et al., 2010). Ela possui a vantagem de integrar, de forma mais simples, vários atributos em um único modelo, visando à apresentação da estatística dos dados amostrais (ORTIZ et al., 2004).

Na SSG, muitos mapas, igualmente prováveis da distribuição do atributo em estudo, são produzidos de acordo com o mesmo modelo da correlação espacial, tal como requerido para a krigagem. Neste sentido, o presente trabalho objetivou analisar o desempenho de métodos geoestatísticos: krigagem ordinária e simulação sequencial gaussiana, na reprodução da continuidade espacial do diâmetro médio do cristal da goethita.

3.2 Material e Métodos

A área de estudo está situada na Fazenda Boa Vista, pertencente à Usina São Domingos Açúcar e Álcool, no município de Tabapuã, região nordeste do Estado de São Paulo, nas coordenadas geográficas 21° 05' 57,11" de latitude sul e 49° 01' 02,08" de longitude oeste. O solo foi classificado como Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico textura média/argilosa (SANTOS et al., 2013). O clima da região foi classificado pelo método de Köppen como tropical quente úmido, tipo Aw.

Instalou-se um malha amostral de dimensão 100 x 100 m, delimitada em uma área com espaçamento regular de 10 x 10 m. Os pontos de cruzamento deste espaçamento determinaram os pontos de coleta das amostras, na profundidade de 0,00-0,20 m, no total de 113 pontos amostrais, georreferenciados por meio de um

receptor de sistema de posicionamento global (GPS), em cada ponto da malha, conforme Figura 1.

As amostras de solo foram submetidas à análise granulométrica, utilizando-se de uma solução de NaOH 0,5 N, em seguida à agitação mecânica, por 10 min, para a dispersão das partículas; após este tratamento prévio, a fração areia foi retirada em peneira de 0,05 mm.

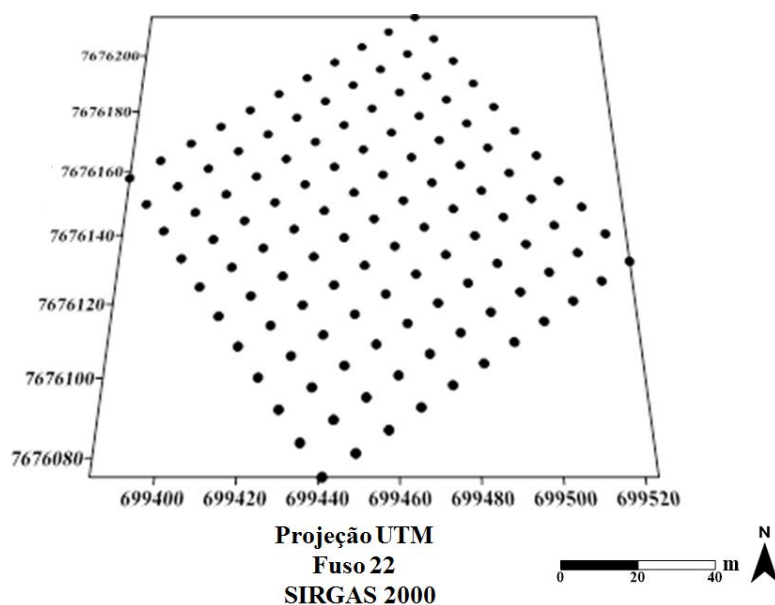


Figura 1 – Pontos de amostragem (*) em malha regular.

A separação da fração silte e da areia ocorreu por centrifugação (1600 rpm). A suspensão de argila foi floculada com HCl, concentrada e centrifugada (2.000 rpm por 2 min). A caracterização da goethita (Gt), por meio da difração de raios-X (DRX), foi feita após tratamento da fração argila com NaOH 5 mol L⁻¹ (100 mL solução 1 g⁻¹ de argila), para a concentração dos óxidos de ferro, de conformidade com o método modificado por Kämpf e Schwertmann (1982).

Para evitar as mudanças na substituição em alumínio e cristalinidade da Gt, foram adicionados 10% em peso de sílica gel moída para a manutenção de concentração mínima de ácido silícico na solução de NaOH 5 mol L⁻¹. A fim de que a leitura dos difratogramas não fosse dificultada pela sodalita, as amostras foram lavadas com solução de HCl 0,5 mol L⁻¹ (100 mL de solução 1 g⁻¹ de argila), em agitação por 4 h.

Visando a corrigir os desvios no posicionamento (d) dos reflexos estudados, foram acrescentados, às amostras, 10% em peso de cloreto de sódio moído e peneirado em malha 0,10 mm, antes de serem difratados. A difração de raios X foi realizada com as amostras preparadas pelo método do pó, em aparelho HGZ equipado com cátodo de cobalto e filtro de ferro, e radiação $K\alpha$, com uma corrente de 20 mA e tensão de 30 kV para difração da Gt. O diâmetro médio do cristal (DMC) da Gt foi calculado a partir da largura meia-altura (LMA) e da posição dos reflexos da Gt no plano (110), conforme a fórmula de Scherrer (KLUG; ALEXANDER, 1974).

Inicialmente, os valores do DMC foram analisados por meio da estatística descritiva para se obter os valores: mínimo, máximo, média, desvio-padrão, 1º quartil (Q1), 3º quartil (Q3), coeficientes de variação, assimetria e curtose. Os valores de CV foram classificados como: baixa variabilidade ($CV < 12\%$), média variabilidade ($12\% < CV < 62\%$) e alta variabilidade ($CV > 62\%$), conforme Warrick e Nielsen (1980).

A análise da estrutura de dependência espacial do DMC da Gt foi avaliada por meio de ajustes de modelos matemáticos aos variograma experimentais, e a escolha do melhor modelo ajustado foi baseada (1) na menor soma do quadrado do resíduo; (2) no maior coeficiente de determinação (R^2) e com base na pressuposição de estacionariedade da hipótese intrínseca (MATHERON, 1963), estimado por meio da expressão:

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

em que:

$N(h)$ - número de pares experimentais de observações;

$Z(x_i)$ e $Z(x_i + h)$ separados por uma distância h ;

O variograma é representado pelo gráfico de $\gamma(h)$ versus h .

A partir do ajuste de um modelo matemático aos valores calculados de $\gamma(h)$, são estimados os parâmetros do modelo teórico do variograma (o efeito pepita, C_0 ; patamar, $C_0 + C_1$ e o alcance, a). Foram testados os seguintes modelos: (a) esférico; (b) exponencial; (c) gaussiano e linear (d). Todos os resultados da análise variográfica foram obtidos utilizando o software GS + Versão 9.0 (GAMMA DESIGN

SOFTWARE, 1998)

Após a obtenção do variograma experimental, foi ajustado um modelo matemático teórico permissível que melhor o representa, em seguida foram estimados, com base nos parâmetros do modelo teórico do variograma, os valores do DMC da Gt em determinada posição geográfica não amostrada da área de estudo, por meio da krigagem ordinária (KO), pela seguinte expressão:

$$\hat{z}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \quad (2)$$

em que:

$z(x_0)$ - estimativa de krigagem no ponto x_0 ;

$z(x_i)$ - valores medidos em x_i , $i = 1, 2, \dots, N$;

λ_i - pesos da krigagem calculados com base no variograma ajustado, atribuídos aos valores vizinhos $z(x_i)$ para estimar $z(x_0)$.

Com vistas à realização da simulação sequencial gaussiana (SSG), seguiram-se as etapas: (1) Transformação da distribuição experimental em uma distribuição gaussiana padronizada; (2) Ajuste de um modelo de variograma a partir dos dados gaussianos da etapa 1; (3) Definição de um caminho aleatório na área sendo que cada ponto seja visitado apenas uma vez; (4) Construção de uma função de densidade de probabilidade acumulada condicional (f.d.p.a.c) no local x_i via KO, condicionado à informação da vizinhança de x_i ; (5) Seleção aleatória de um valor da f.d.p.a.c., que passará a representar este local e inclusão deste valor no banco de dados como informação condicional adicional, utilizando-se das demais visitas; (6) Ir ao próximo ponto estabelecido no caminho aleatório e repetir os passos anteriores; (7) Repetição das etapas de 4-5 até que os N pontos da malha refinada tenham sido simulados; (8) Transformação de volta do valor simulado para a escala original dos dados amostrais (ao finalizar esta etapa, é gerada uma realização ou imagem estocástica). Para gerar outra realização, deve-se retornar à etapa 3 e repetir as etapas até a 8.

Estas etapas da simulação sequencial gaussiana foram realizadas no software WinGslib (DEUTSCH; JOURNAL, 1998).

A partir das 200 realizações, foi gerado o mapa médio de distribuição espacial do DMC da Gt por meio do cálculo da média pontual de todas as realizações, fornecendo as estimativas denominadas E-type (DEUTSCH; JOURNEL, 1998), conforme ilustração da simulação estocástica, na Figura 2.

Com o objetivo de verificar a qualidade das imagens simuladas geradas, elas devem satisfazer os seguintes requisitos abaixo:

i) reprodução da função de densidade de probabilidade acumulada condicional;

ii) capacidade de reprodução da estrutura espacial (histograma, variância);

iii) reprodução exata dos valores amostrados.

Com o conjunto de 200 simulações, foram três imagens simuladas sorteadas aleatoriamente, e para não ocorrer tendências, foi utilizada uma rotina do software R, de domínio público (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2010).

A acurácia da reprodução do variograma pelos métodos geoestatísticos foi avaliada pela estatística épsilon ε_y (GOOVAERTS, 2000).

$$\varepsilon_y = \sum_{s=1}^S \frac{[y(h_s) - \hat{y}(h_s)]^2}{[y(h_s)]^2} \quad (3)$$

em que: S é o número de intervalos de distância h utilizados para a construção do variograma; $y(h_s)$, a semivariância na distância h_s , calculada a partir dos valores estimados pelo método de interpolação e/ou simulação, e $\hat{y}(h_s)$ o valor da semivariância do modelo ajustado na distância h_s . Devido à divisão pelo quadrado, mais peso é dado à reprodução do modelo de variograma próximo à origem, ou seja, menores distâncias h , sendo esta região a mais relevante aos cálculos de interpolação.

Os menores valores de ε_y indicam boa reprodução do variograma de referência por parte do variograma estimado pelos métodos de interpolação e/ou simulação (BOURENNANE et al., 2007).

Foram calculadas as funções de densidades de probabilidades acumuladas condicionais (f.d.p.a.c.) dos dados amostrais e dos valores resultantes das realizações sorteadas; da média dos valores das 200 simulações (E-type) e dos valores estimados pela krigagem ordinária, sendo plotados em um gráfico para verificar quais f.d.p.a.c se aproximam da amostra.

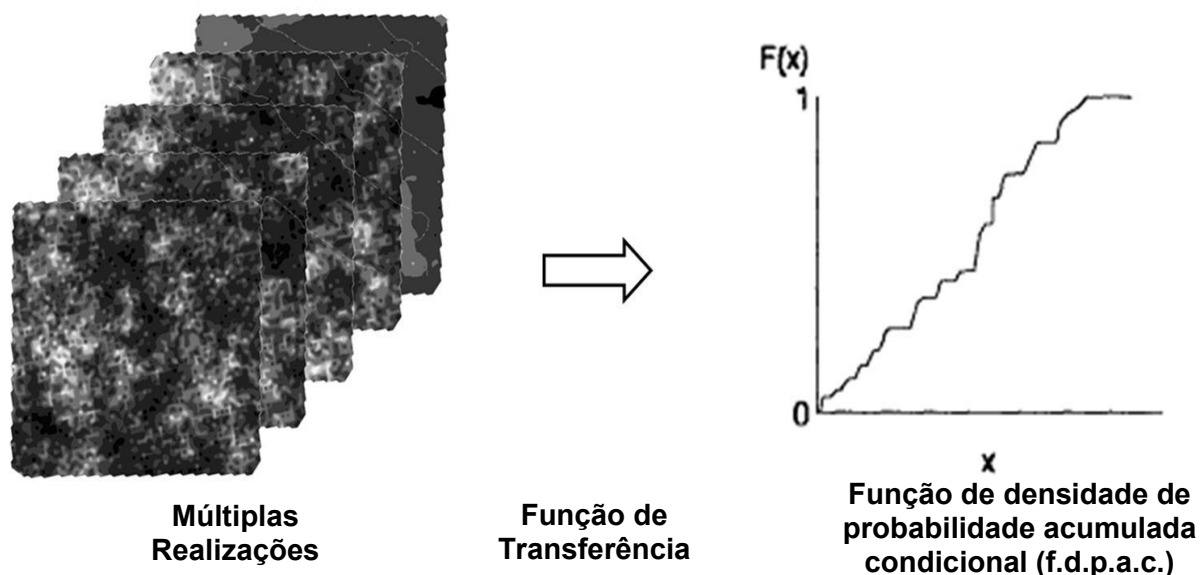


Figura 2 – Ilustração da Simulação Estocástica adaptado de Journel (1989).

3.3 Resultados e Discussão

Os resultados das estatísticas descritivas das realizações individuais (1^a, 37^a, 128^a e 200^a) da SSG e E-type (Tabela 1) preservaram bem a faixa de variabilidade, observando-se que, dentre os valores obtidos referentes ao 1^o Quartil (Q1), mediana, 2^o Quartil (Q2), desvio-padrão (D.P), coeficientes de variação CV%, assimetria e curtose do DMC da Gt, são mais semelhantes ao conjunto amostral do DMC, em relação aos mapas de KO. Nota-se que a KO reproduz apenas a variabilidade média da amostra do DMC da Gt, visto que, com o valor médio estimado por ela mais próximo da média da amostra, de 31,77 e 31,31 nm para a KO, respectivamente, os coeficientes de assimetria e curtose do DMC (2,02 e 5,94), enquanto os valores máximos dos coeficientes dos demais simulados e estimados, foram 1,27 e 1,69, respectivamente.

Os valores de CV% das realizações individuais (Tabela 1), estimativas E-type, KO e da amostra são classificados como variabilidade média e conforme Warrick e Nielsen (1980), que corroboram Oliveira Júnior et al. (2011), este fato revela o efeito maior da minimização da variância da estimativa (suavização) da KO em relação à E-type, que é característica deste método de interpolação (ISAKS; SRIVASTAVA, 1989). Resultados semelhantes referentes a suavização foram encontrados por Lookman et al. (1995), utilizando a KO para interpolação espacial de atributos da capacidade de sorção de fosfato em óxido de ferro e alumínio.

Tabela 1 – Estatísticas descritivas do DMC, das estimativas da SSG1^a, SSG37^a, SSG121^a, SSG200^a e Média de 200 simulações pela SSG do DMC da Goethita (nm)

Estatística descritiva	Amostra DMC da Gt	SSG1 ^a	SSG37 ^a	SSG121 ^a	SSG200 ^a	E-Type	KO
Número de pontos	113	4.828	4.828	4.828	4.828	4.828	4.928
Média	31,77	30,07	29,93	30,24	30,33	30,39	31,31
Mediana	28,50	28,49	28,47	28,49	28,50	29,39	30,38
DP ⁽¹⁾	11,00	8,70	8,98	9,29	9,10	4,89	3,94
Mínimo	15,06	15,06	15,06	15,06	15,06	15,06	20,62
Q1 ⁽²⁾	23,32	23,32	23,32	23,32	23,32	26,70	28,20
Q3 ⁽³⁾	36,78	36,77	36,77	36,78	36,78	33,64	34,12
Máximo	86,91	61,71	61,71	61,71	61,71	61,71	52,53
C.V ⁽⁴⁾	34,64	28,9	30,01	30,73	30,01	16,10	12,58
Assimetria	2,02	1,27	1,20	1,35	1,24	0,89	0,82
Curtose	5,94	1,61	1,31	1,69	1,34	1,08	0,69

⁽¹⁾DP = desvio padrão; ⁽²⁾Q1 = 1º quartil; ⁽³⁾Q3 = 3º quartil; ⁽⁴⁾C.V = coeficiente de variação(%)

O modelo com o melhor ajuste foi o exponencial (tabela 2), apresentando um grau de dependência espacial moderado, de acordo com Cambardella et al. (1994). O valor de alcance foi de 27,26 m, e este está próximo ao encontrado por Camargo et al. (2008a), com DMC da Gt nesta mesma área e espaçamento.

Tabela 2 – Descrição dos parâmetros do modelo teórico do semivariograma do DMC Goethita

Atributo	Modelo	C_0 ⁽¹⁾	$C_0 + C_1$ ⁽²⁾	a ⁽³⁾	$C_0/(C_0+C_1) \times 100$ ⁽⁴⁾	R^2 ⁽⁵⁾	SQR ⁽⁶⁾
DMC(Gt)	Exponencial	27,00	85,03	27,26	31,75	0,86	79,00

⁽¹⁾ C_0 = efeito pepita; ⁽²⁾ $C_0 + C_1$ = patamar; ⁽³⁾ a = alcance (m); ⁽⁴⁾ $C_0/(C_0+C_1) \times 100$ = grau de dependência espacial (%); ⁽⁵⁾ R^2 = coeficiente de determinação; ⁽⁶⁾SQR = soma do quadrado do resíduo.

A KO superestima os valores mínimos e subestima os valores máximos, buscando reproduzir os valores médios do DMC da Gt (Tabela 1), enquanto a SSG busca reproduzir o realismo da variabilidade do atributo cristalográfico da goethita (Gt). Resultados semelhantes foram encontrados por Teixeira et al. (2011), avaliando o desempenho dos métodos geoestatísticos: SSG e KO. Esta afirmação pode ser constatada na Figura 3, em que a função densidade de probabilidade acumulada condicional (f.d.p.a.c) de referência, que neste estudo é a do DMC da Gt é reproduzida pelas f.d.p.a.c.s das realizações estocásticas condicionais individuais da SSG.

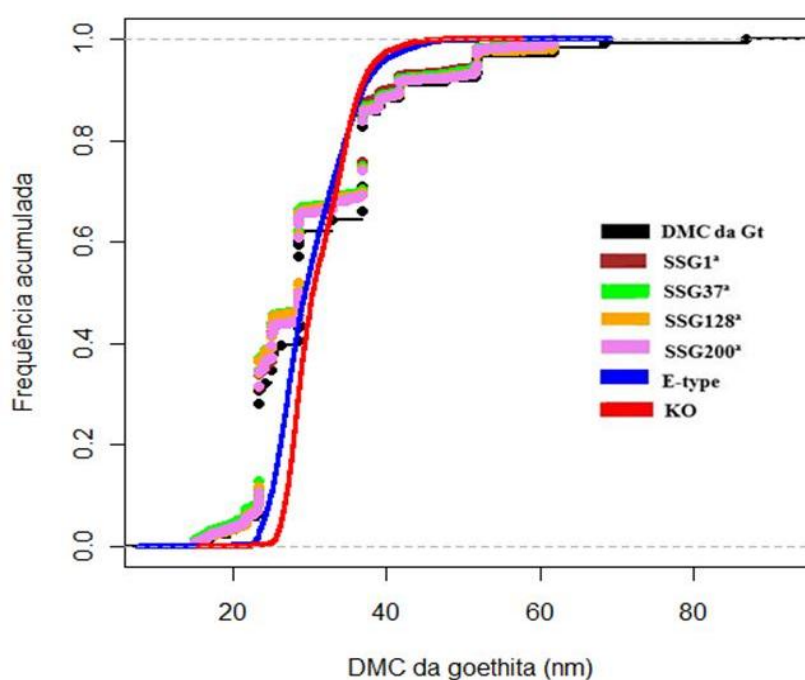


Figura 3 – Funções de densidade de probabilidade acumulada condicional do diâmetro médio do cristal da goethita (nm): conjunto amostral (DMC da Gt) vs realizações da SSG (1ª, 37ª, 128ª e 200ª), médias das 200 realizações (E-type) e krigagem ordinária (KO).

É importante destacar o poder da SSG em representar locais específicos onde a KO está suavizando (mascarando) os valores extremos (mínimo e máximo) do DMC da Gt, conforme retângulo pontilhado nas Figuras 4E e 4F. Tais resultados corroboram os de Lookman et al. (1995), estudando a variabilidade espacial da capacidade de sorção de fosfato em óxido de ferro e alumínio, além dos obtidos por Teixeira et al. (2011), estimando a emissão de CO₂ com diferentes interpoladores.

As realizações individuais sorteadas (Figuras: 4ABCD) são semelhantes, porém não idênticas; apresenta o mesmo padrão espacial do DMC da Gt em relação

aos mapas de KO e E-type. Estes últimos apresentam o efeito da subestimação e a superestimação da KO e da média das 200 realizações da SSG (E-type), apresentada no Quadro 1, que se refletem em mapas suavizados (Figuras 4E e 4F). O mapa originado por meio da KO deixa de representar valores do DMC em locais específicos, e isso não ocorre no mapa E-Type, conforme retângulo pontilhado (Figuras 4E e 4F).

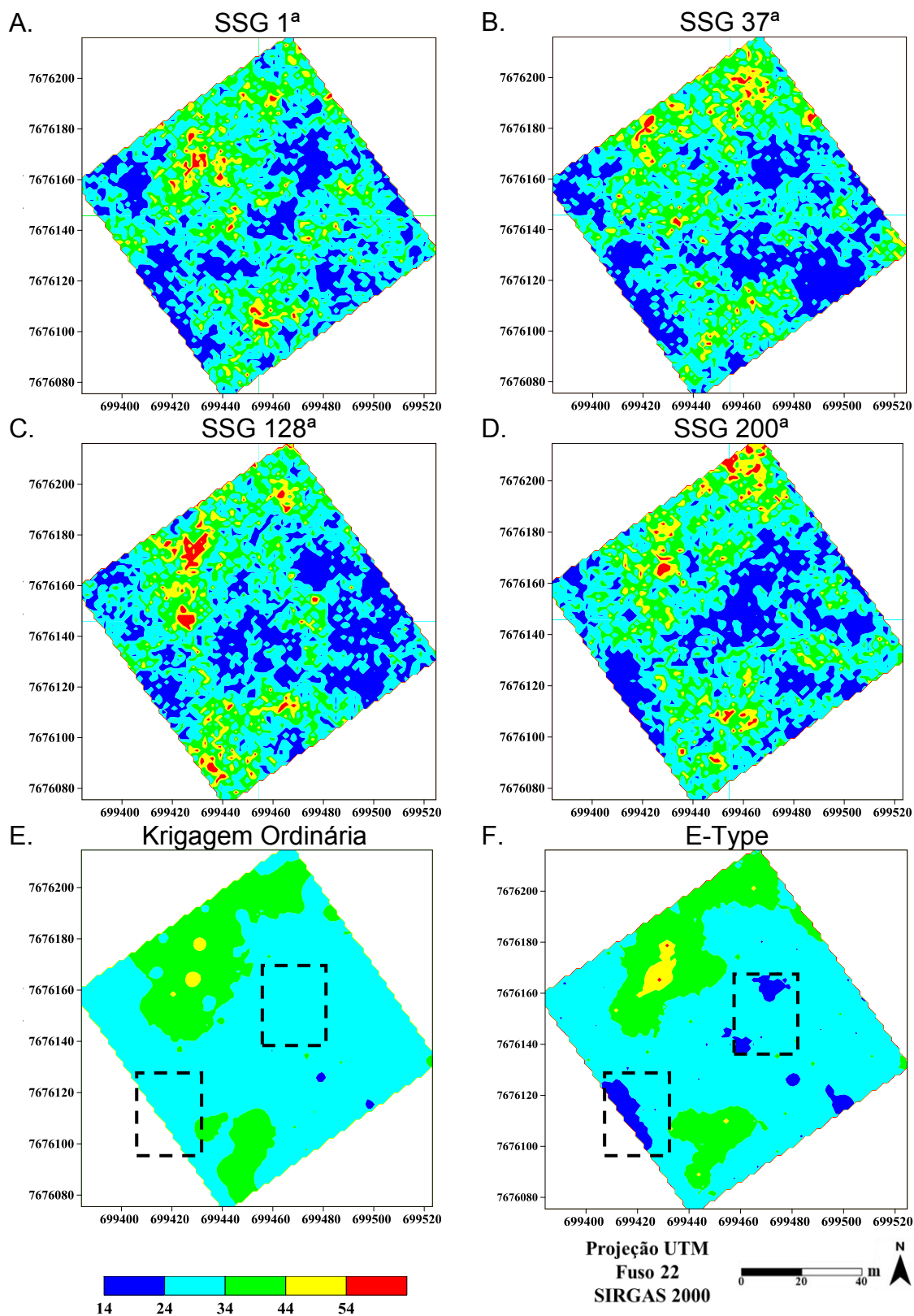


Figura 4 – Mapas de distribuição espacial do diâmetro médio do cristal da goethita (nm): realizações sorteadas da SSG (SSG1^a; SSG37^a; SSG128^a e SSG200^a), média das 200 realizações (E-type) e krigagem ordinária.

Esta característica de suavização (minimização da variância) da KO pode ocasionar decisões errôneas no uso desses mapas gerados por ela, pois esses locais onde se superestima o DMC da Gt (Figuras 4E) informam indiretamente que a área da superfície específica (ASE) será menor, o que não representa a realidade, podendo ocasionar erros nas adubações fosfatadas em que, nesses locais, caso se realize adubações fosfatadas baseadas nas informações dos mapas, mais fósforos será fixado, visto que, na realidade, possui menor DMC e, indiretamente, maior a ASE (ROLIM NETO et al., 2004), o que atribui maior capacidade de adsorção de fósforo no solo.

Assim, os mapas E-type gerados com simulação estocástica condicionada pela SSG representam resultados mais consistentes com a realidade (Figuras 4E e 4F) e estão de acordo com Rezaee, Asghari e Yamamoto (2011), em que a KO tem, como objetivo, uma estimativa local melhor e sem preocupação com o efeito da suavização da variância nem com a reprodução da estatística.

Do ponto de vista prático, não se recomenda o uso dos mapas das realizações individuais da SSG, pois apresentam limitações relacionadas principalmente ao excesso de detalhamento do mapa produzido (SOARES, 2006). No entanto, são recomendados os mapas das estimativas E-Type, conforme constatado por Silva Júnior et al. (2012a) no mapeamento de óxidos de ferro.

Quanto menor a cristalinidade da Gt, maior é seu valor da superfície específica; a baixa cristalinidade desse óxido de ferro está associada à maior adsorção de fosfato (ROLIM NETO et al., 2004). Notam-se, visualmente, retângulo pontilhado nas Figuras: 4 E e F, e o efeito negativo da suavização da KO, superestimando áreas com menores valores de DMC e, de maneira indireta, subestima o potencial de adsorção de fósforo, uma vez que não apresenta locais específicos com valores extremos (mínimos e máximos) do DMC, que podem ser considerados importantes no manejo do solo, visando a reduzir a adsorção de P.

Este fato pode levar a decisões errôneas, caso for necessário fazer adubações fosfatadas baseadas nesses mapas de KO. Efeitos semelhantes à suavização da KO foram relatados por Lookman et al. (1995). Isto deixa explícito que estimativas realizadas por meio da KO necessitam de um fator de correção como forma de amenizar os efeitos da suavização verificada no uso desta técnica

(SANTOS et al., 2011).

Os valores de semivariância $\hat{\gamma}(h)$ das realizações da SSG são mais consistentes, uma vez que se encontram mais próximos do modelo de variograma do DMC da Gt, enquanto os valores da semivariância $\hat{\gamma}(h)$ da KO não têm o mesmo desempenho em reproduzir o modelo do variograma de referência, apresentando o maior erro ε_y em relação ao do modelo de variograma do DMC da Gt (Figura 5). Esses resultados são semelhantes aos reportados por Delbari et al. (2009).

Os resultados apresentados nos mapas (Figuras: 4EF e 5) indicam que se deve utilizar a média das realizações (E-type); em relação à KO, que obteve o maior valor de ε_y , que foi de 5,99, enquanto o valor de ε_y para E-Type, de 4,55, confirma aumento de acurácia e confiança do mapa médio das 200 realizações em relação à KO. Este resultado é mais uma implicação que pode ser atribuída ao efeito de suavização da estimativa da KO, dado que houve subestimação da variabilidade em pequenas distâncias, além de um ajuste do variograma ao modelo gaussiano, característico de variáveis com distribuição suave no espaço.

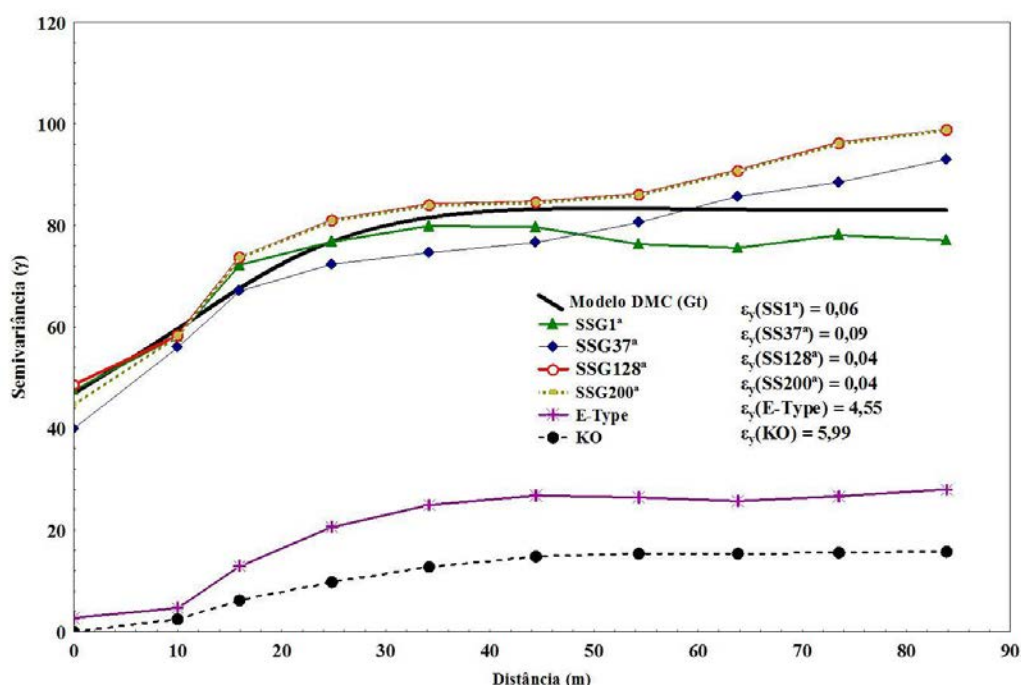


Figura 5 – Modelo de variograma do DMC, das realizações da SSG (1^a, 37^a, 128^a e 200^a), médias das 200 realizações sorteadas SSG1^a, SSG37^a, SSG128^a e SSG200^a, média de 200 realizações (E-type), krigagem ordinária (KO) e o erro na reprodução do variograma de referência ε_y .

Desta forma, as estimativas E-Type pela SSG mostram seu potencial na caracterização espacial do DMC da Gt, na definição de zonas "homogêneas" de manejo semelhante à KO, embora com maior precisão, sendo considerado o método geoestatístico mais indicado em estudos de variabilidade espacial dos óxidos de ferro quando se objetiva o realismo do fenômeno (SILVA JÚNIOR et al., 2012a).

Os valores de ε_y foram crescentes na seguinte ordem: as realizações individuais da SSG128^a, SSG200^a, SSG1^a, SSG37^a, E-Type e KO, indicando que, nesta ordem, ocorre diminuição da acurácia na reprodução do variograma do conjunto amostral (Figura 5).

Apesar de a formação dos solos não ocorrer de maneira aleatória (estocástica), observa-se, na Figura 5, um indicativo de que seus atributos mineralógicos (DMC da Gt) podem ter este comportamento, sendo recomendado utilizar a SSG para a caracterização espacial. Tal fato confirma a hipótese de Yamamoto (2005) e Santos et al. (2011), de que se deve fazer uma correção do efeito de suavização da krigagem ordinária para se obter mapas de continuidade espacial mais próximos à estrutura de dependência capturada na modelagem do variograma, ou ainda, a transformação Box-cox dos dados para evitar os efeitos negativos de valores atípicos (outliers), conforme McGrath et al. (2004). Estes concordam com o trabalho de Delbari et al. (2009) e Silva Júnior et al. (2012a), de que é preferível o uso de mapas das estimativas E-Type da SSG ao invés da KO, quando se deseja maior acurácia no mapeamento.

Deste modo, é essencial testar outros algoritmos e técnicas que incorporem e avaliem a qualidade das informações geradas pela inferência espacial, conforme já reportado por Herbst et al. (2010) e Siqueira et al. (2010). Esta afirmação foi comprovada por Silva Júnior et al. (2012b) de que a combinação da análise geoestatística com modelos de paisagem é eficiente na caracterização espacial de atributos dos solos.

É importante destacar que, na escolha dos métodos de inferência espacial do DMC da Gt, conhecer os possíveis erros e desvantagens deles é tão importante quanto apenas produzir mapas para aplicação localizada de adubos fosfatados.

Assim sendo, os usuários da ferramenta geoestatística e/ou os tomadores de decisão devem estar cientes da necessidade de avaliar a qualidade da informação

gerada pelos modelos dos variogramas, pois no mapeamento do DMC da Gt não é suficiente a caracterização da variabilidade espacial média, visto que as pequenas diferenças, por exemplo, menor tamanho do cristalino, indicará sua área específica mais elevada. Com isso, descrever a continuidade espacial com métodos que busquem o realismo é de suma importância, pois o grau de cristalinidade da Gt assume papel fundamental na fase rápida e lenta de adsorção, com a presença de maior número de grupamentos OH^- , aumentando as reações da superfície desse mineral com o fósforo (P) (ROLIM NETO et al., 2004).

3.4 Conclusões

A simulação sequencial gaussiana reproduz e representa com maior confiança os resultados da distribuição espacial do diâmetro médio do cristal da goethita, sendo recomendado utilizar mapas gerados pela estimativa E-type.

3.5 Referências

BOURENNANE, H.; DOUAYB, F.; STERCKEMANC, T.; VILLANNEAUD, E.; CIESIELSKIE, H.; KINGA, D.; BAIZEA, D. Mapping of anthropogenic trace elements inputs in agricultural topsoil from Northern France using enrichment factors. **Geoderma**, Amsterdam, v. 157, n. 3-4, p. 165-174, 2010.

BOURENNANE, H.; KING, D.; COUTURIER, A.; NICOUILLAUD, B.; MARY, B.; RICHARD, G. Uncertainty assessment of soil water content spatial patterns using geostatistical simulations: An empirical comparison of a simulation accounting for secondary information. **Ecological Modelling**, Amsterdam, v. 205, n. 3-4, p. 323-335, 2007.

BURGESS, T. M.; WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. I. The variogram and punctual kriging. **Journal Soil Science**, Chichester, v. 31, n. 2, p. 315-331, 1980.

CAMARGO, L. A.; MARQUES JR. J.; PEREIRA, G. T. HORVAT, R. A. Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de um latossolo sob diferentes formas do relevo. II - correlação espacial entre mineralogia e agregados. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n. 6, p. 2279-2288, 2008b.

CAMARGO, L. A.; MARQUES JR. J.; PEREIRA, G.T. HORVAT, R. A. Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de um Latossolo sob diferentes formas de relevo. I-Mineralogia da fração argila. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n. 6, p. 2269-2277, 2008a.

CAMARGO, L. A.; MARQUES JR. J.; PEREIRA, G. T. Spatial variability of attributes of an alfisol under different hillslope curvatures. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 34, n. 3, p. 617-630, 2010.

CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVAK, J. M.; PARKIN, T. B.; KARLEN, D. L.; TURCO, R. F. KONOPKA, A. E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 58, n. 5, p.1501-1511, 1994.

DELBARI, M.; AFRASIAB, P.; LOISKANDL, W. Using sequential gaussian simulation to assess the field-scale spatial uncertainty of soil water content. **Catena**, Amsterdam, v. 79, n. 2, p. 163-169, 2009.

DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **GSLIB: Geostatistical software library: and user's guide**. 2.ed. New York: Oxford University Press, 1998. 369 p.

GAMMA DESIGN SOFTWARE. **GS+ Geostatistics for the Enviromental Sciences** 3.07. Gamma Design Software, MI, USA, 1998.

GOOVAERTS, P. Estimation or simulation of soil properties? An optimization problem with conflicting criteria. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, n. 3-4, p. 165-186, 2000.

HERBST, M.; PROLINGHEUER, N.; GRAF, A.; HUISMAN, J. A.; WEIHERMÜLLER, L.; VANDERBORGHT, J.; VEREECKEN, H. Multivariate conditional stochastic simulation of soil heterotrophic respiration at plot scale. **Geoderma**, Amsterdam, v. 160, n. 1, p. 74-82, 2010.

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

JOURNEL, A. G. **Fundamentals of geostatistics in five lessons**. Washington: American Geophysical Union, 1989. p. 673-687.

KÄMPF, N.; SCHWERTMANN, U. Goethite and hematite in a climosequência in Southern Brazil and their application in classification of kaolinitic Soils. **Geoderma**, Amsterdam, v. 29, n. 2, p. 27-39, 1982.

KLUG, H. P.; ALEXANDER, L. E. **X-ray diffraction procedures for polycrystalline and amorphous materials**. New York: J. Wiley Sons, 1974. 966 p.

LOOKMAN, R.; VANDEWEERT, N.; MERCKX, R.; VLASAAK, K. Geostatistical assessment of the regional distribution of phosphate sorption capacity parameters (feox and alox) in northern Belgium. **Geoderma**, Amsterdam, v. 66, n. 3-4, p. 285-296, 1995.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**, Littleton, v. 58, n. 8, p. 1246-1266, 1963.

McGRATHA, D.; ZHANGB, C.; CARTONA, O.T. Geostatistical analyses and hazard assessment on soil lead in Silvermines área Ireland. **Environmental Pollution**, Oxford, v. 127, n. 2, p. 239–248, 2004.

OLIVEIRA JÚNIOR, J. C.; SOUZA, L. C. P.; MELO, V. F.; ROCHA, H. O. Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de solos da formação guabirotuba, Curitiba (PR). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 35, n. 5, p. 1481-1490, 2011.

ORTIZ, J. O.; FELGUEIRAS, C. A.; DRUCK, S.; MONTEIRO, A. M. V. Modelagem de fertilidade do solo por simulação estocástica com tratamento de incertezas. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 39, n. 4, p.379-389, 2004.

R DEVELOPMENT CORE TEAM (2010). **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, ISBN 3-900051-07-0. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: ago. 2013.

REZAEI, H.; ASGHARI, O.; YAMAMOTO, J. K. On the reduction of the ordinary kriging smoothing effect. **Journal of Mining & Environment**, Dickson, v. 2, n. 2, p.102-117, 2011.

ROLIM NETO, F. C.; SCHAEFER, C. E. G. R.; COSTA, L. M.; CORRÊA, M. M.; FERNANDES FILHO, E. I.; IBRAIMO, M. M. Adsorção de fósforo, superfície específica e atributos mineralógicos em solos desenvolvidos de rochas vulcânicas do Alto Paranaíba (MG). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 28, n. 6, p. 953-964, 2004.

SANTOS, H. G.; JACOMINE, P. K. T.; ANJOS, L. H. C.; OLIVEIRA, V. A.; OLIVEIRA, J. B.; COELHO, M. R.; LUMBRERAS, J. F.; CUNHA, T. J. F. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 3.ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2013. 353 p.

SANTOS, P. C.; SANTANA, A. C.; BARROS, P. L. C.; QUEIROZ, J. C. B.; VIEIRA, T. O. O emprego da geoestatística na determinação do tamanho "ótimo" de amostras aleatórias com vistas à obtenção de estimativas dos volumes dos fustes de espécies florestais em Paragominas, estado do Pará. **Acta Amazônica**, Manaus, v. 41, n. 2, p. 213-222, 2011.

SILVA JÚNIOR, J. F.; MARQUES JR, J.; CAMARGO, L. A.; TEIXEIRA, D. D. T.; PANOSSO, A. R.; PEREIRA, G. T. Simulação geoestatística na caracterização espacial de óxidos de ferro em diferentes pedoformas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 36, n. 6, p. 1690-1703, 2012a.

SILVA JÚNIOR, J. F.; SIQUEIRA, D. S.; MARQUES JR, J. PEREIRA, G. T. Classificação numérica e modelo digital de elevação na caracterização espacial de atributos dos solos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 16, n. 4, p. 415-424, 2012b.

SILVA, D. A.; SOUZA, L. C. F.; VITORINO, A. C.T; GONÇALVES, M. C. Aporte de fitomassa pelas sucessões de culturas e sua influência em atributos físicos do solo no sistema plantio direto. **Revista Bragantia**, Campinas, v. 70, n. 1, p. 147-156, 2011.

SIQUEIRA, D. S.; MARQUES JÚNIOR, J.; PEREIRA, G. T. The use of landforms to predict the variability of soil and orange attributes. **Geoderma**, Amsterdam, v. 155, p. 55-66, 2010.

SOARES, A. **Geoestatística para a ciência da terra e do ambiente**. 2. ed. Lisboa: IFT Press, 2006. 214 p.

TEIXEIRA, D. D. B.; PANOSSO, A. R.; CERRI, C. E. P.; PEREIRA, G. T.; LA SCALA, N. Soil CO₂ emission estimated by different interpolation techniques. **Plant and Soil**, Dordrecht, v. 345, n. 1-2, p. 187-194, 2011.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: Hillel, D. (Ed.). **Applications of soil physics**. New York: Academic Press, 1980. p. 319-344.

YAMAMOTO, J. K. Correcting the smoothing effect of ordinary kriging estimates. **Mathematical Geology**, Heidelberg, v. 37, n. 1, p. 69-94, 2005.

ZANÃO JÚNIOR, L. A.; LANA, R. M. Q.; ZANÃO, M. P. C.; GUIMARÃES, E. C. Variabilidade espacial de atributos químicos em diferentes profundidades em um Latossolo em sistema de plantio direto. **Revista Ceres**, Viçosa, v. 57, n. 3, p. 429-438, 2010.

CAPÍTULO 4 – Alocação de limites de compartimentos de uma vertente utilizando classificação numérica e suscetibilidade magnética

Resumo – Diante da atual demanda por informações detalhadas do solo e pela carência de protocolos para identificação de unidade de mapeamento com base em covariáveis de atributos do solo de determinação indiretas objetivou-se avaliar o potencial do uso da análise de dissimilaridade entre janelas móveis com dados multivariados (Split Moving Windows Multivariado – SMWM) e a suscetibilidade magnética para a validação da alocação dos limites de compartimentos de uma vertente, Numa área de 380 ha, localizada no município de Guatapar, no Estado de So Paulo. Foram coletadas 86 amostras em intervalos regulares de 30 m, em uma vertente. Os picos do modelo matemtico SMWM dos componentes principais dos atributos do solo: V%, cor (matiz, valor e croma), altitude, atributos da planta: (NDVI dos anos 2009, 2010 e 2011), da litologia, dos ambientes de produo: A, B e C e o “Split Moving Windows simples-SMW” da suscetibilidade magntica (SM) com a estatstica t, nas profundidades de 0,00-0,25 m e 0,25-0,50 m, com correlao com os picos da suscetibilidade magntica (SM) e PC 1 e 2, s profundidades de 0,00-0,25 m, com valores de $r = 0,59$; $P < 0,01$ a $r = 0,58$; $P < 0,01$, e (SM) e PC 1 e 2, nas profundidades de 0,25-0,50 m, com valor de $r = 0,75$; $P < 0,01$ a $r = 0,79$; $P < 0,01$; (SM) e PC 1 e 2 da (altitude, V%, argila, matiz, valor e croma de 0,00-0,25 m), com valor de $r = 0,68$; $P < 0,01$ a $r = 0,71$; $P < 0,01$; e (SM) e PC 1 e 2 dos valores de (NDVI em 2009, 2010 e 2011), com valores de $r = 0,45$; $P < 0,01$ a $r = 0,46$; $P < 0,01$; e (SM) e PC 1 e 2 dos (solos, ambientes de produo e litologia), com valores de $r = 0,08$; ns a $r = 0,02$; ns. A interseco dos picos mais representativos (2, 3 e 4 picos) dos valores da distncia D^2 de Mahalanobis do SMWM dos PCs com os valores da estatstica t da SM, foram semelhantes nas partes mais baixas da vertente, confirmando a hiptese da proposta de que o uso integrado do mtodo de transectos pelo (SMWM), com atributos do solo, e a suscetibilidade magntica do solo com modelo de paisagem auxiliam no delineamento de unidades de mapeamento.

Palavras-chave: distância de Mahalanobis, levantamento de solo, protocolo de mapeamento, transectos

Allocation of compartment limits of a slope by means of numeric classification and magnetic susceptibility

Abstract – In face of the current demand for detailed information on soil, and in response to the lack of protocols for identification of mapping unit based on soil attribute co-variables at indirect determination, this study was aimed at evaluating the potential use of dissimilarity analysis between split windows having multi-varied data (Split Moving Windows Multivariate - SMWM), as well as the magnetic susceptibility for validation of the limit allocation of a slope compatibility. In a 380 ha area, located in the Municipality of Guatapar, So Paulo State, 85 samples were collected at regular 30 min intervals at a slope. The following are the peaks of the mathematical model SMWM for the main component attributes: V%, color (hue, value and chroma), altitude, plant attributes (INDV from years 2009, 2010 and 2011); lithology; production environment: A, B, and C, and the “Split Moving Windows simple - SMWM” of the magnetic susceptibility (MS) along with t-statistics, at 0.00-0.25 m and 0.25-0.50 m depths, in correlation with susceptibility magnetic peaks (SM), and PC 1 and 2 at 0.00-0.25 m depths, with values of $r = 0.59$; $P < 0.01$ a $r = 0.02$; ns. The intersection of the most representative peaks (2nd, 3rd and 4th peaks) of values of D^2 Mahalanobis distance of the PCs’ SMWM with t-statistics values of SM, were similar in the low regions of the slope, therefore confirming the proposal theory that the integrated use of the transect method by (SMWM), with soil attributes, and the soil magnetic susceptibility with a landscape model are helpful in the design of the mapping units.

Keywords: Mahalanobis distance, soil survey, mapping protocol, transect

4.1 Introdução

A preocupação atual dos pesquisadores de ciência do solo é gerar métricas para a gestão do solo. Uma das grandes dificuldades dos pedólogos (mapeadores) é: (1) gerar mapas de solo mais eficientes e operacionais; (2) gerar mapas de atributos do solo a baixo custo. A problemática dos mapas de solos está relacionada com a subjetividade na definição da transição entre as classes, como constataram Bazaglia Filho et al. (2013) com quatro pedólogos experientes, que utilizaram metodologia convencional, e os mapas não tiveram elevada correspondência entre si, por não existir um protocolo para esse processo de definição de limites laterais entre pedons. Isso pode ser minimizado quando se utiliza de ferramentas de campo auxiliares como métodos numéricos e computacionais (Classificação numérica) no delineamento de unidade de mapeamento.

Vários pesquisadores vêm constatando a eficiência do uso de métodos numéricos para dar subsídio aos mapeadores Minasny e McBratney (2007), que relataram o potencial da incorporação de distância taxonômica para mapeamento de classes de solos. Já Carré e Jacoson (2009) usaram distâncias métricas dos perfis de solos. Da mesma forma, Rizzo et al. (2014), utilizando espectros de reflectância de solos, evidenciaram que a técnica numérica se mostrou eficaz e aplicável ao processo de classificação de solos.

A abordagem da classificação numérica para um sistema de classificação universal de solos é um resultado da demanda atual de levantamentos detalhados de solos, pois a maioria dos mapas de solos possui baixa acurácia, gerada pela subjetividade do método tradicional de levantamento. Com isso, destaca-se o método de transeção, que possui vantagem em relação ao método tradicional (WANG, 1982). No entanto, a problemática dos mapas de atributos e classe de solos está relacionada ao custo de elaboração e à pouca precisão quando se leva em consideração um número médio de amostras, e a variabilidade espacial é ignorada (VALERIANO; PRADO, 2001).

Outra questão é qual atributo utilizar para facilitar a obtenção da informação e que seja vinculada ao mapa de solo, sobretudo no mapeamento detalhado de alta intensidade. Estudos têm demonstrado que a técnica de janelas móveis (Split Moving

Windows – SMW) é uma alternativa para auxiliar no delineamento de unidades de mapeamento (CUNHA et al., 2005; SIQUEIRA, 2013).

Pesquisas vêm destacando o potencial do uso do SMW com aplicações em associadas com modelos de paisagem, tanto conceituais (DALRYMPLE et al., 1968; DANIELS; GAMBLE; CADY, 1971), quanto matemáticos (PEREIRA et al., 1996; CUNHA et al., 2005; SIQUEIRA, 2013), utilizando observações e informações da transeção, para delimitação de unidades de mapeamento.

No Brasil, os pesquisadores têm utilizado a técnica do SMW, aliada a conceitos de superfícies geomórficas (CUNHA et al., 2005); pois, no campo, a delimitação dos modelos de paisagem, dentre os quais o de segmento de vertente (DALRYMPLE et al., 1968) e superfícies geomórficas (RUHE, 1969), requer outras ferramentas de classificação numérica para validar, matematicamente, estes limites.

Outra ferramenta alternativa de classificação numérica é o janelas móveis com dados multivariados (Split Moving Windows Multivariado - SMWM), com os vetores dos componentes principais utilizando a distância D^2 de Mahalanobis (WEBSTER, 1978; ROSSITER, 2012). Este método tem a vantagem de definir limites em função de dados, em diferentes escalas, poupando considerável tempo computacional, pois retém a maior variação possível, em ordem decrescente, nos componentes principais.

No entanto, para a aplicação de ferramentas de classificação numérica na compartimentação de segmentos de vertentes, é necessário um grande número de amostras, tornando sua aplicação inviável para a pesquisa e o setor produtivo. Desta forma, o desafio é gerar mapas de atributos ou de solos, de forma mais eficiente, operacional e também com baixo custo.

Outra dificuldade é descobrir quais são as covariáveis de atributos do solo, que se devem utilizar para fazer inferência a respeito dos limites identificados em campo. Estas covariáveis devem ser de fácil determinação, não poluentes (determinação indireta), que sejam precisas e economicamente viáveis. Estudos têm indicado a suscetibilidade magnética como alternativa de quantificação indireta neste sentido (SOUZA JUNIOR et al., 2010; SIQUEIRA et al., 2010; MATIAS et al., 2013; MARQUES JÚNIOR et al., 2014).

Com a análise do SMWM e a SM associada aos modelos de paisagem, pode

ser possível delinear com precisão os limites dos compartimentos de uma vertente. Este estudo tem por objetivo avaliar o potencial do uso do SMWM com auxílio da SM para a validação da alocação dos limites de compartimentos de uma vertente.

4.2 Material e Métodos

A área de estudo, com 380 hectares, está situada no município de Guataporá, nordeste do Estado de São Paulo, nas coordenadas geográficas centrais 21° 28' de latitude sul e de 48° 01' de longitude oeste, com altitude máxima de 600 m. Os solos foram classificados como Latossolo Vermelho eutroférico (LVef), Latossolo Vermelho distroférico (LVdf), Latossolo Vermelho distrófico (LVd) e Latossolo Vermelho – Amarelo distrófico (LVAd), de acordo com Santos et al. (2013) (Figura 1).

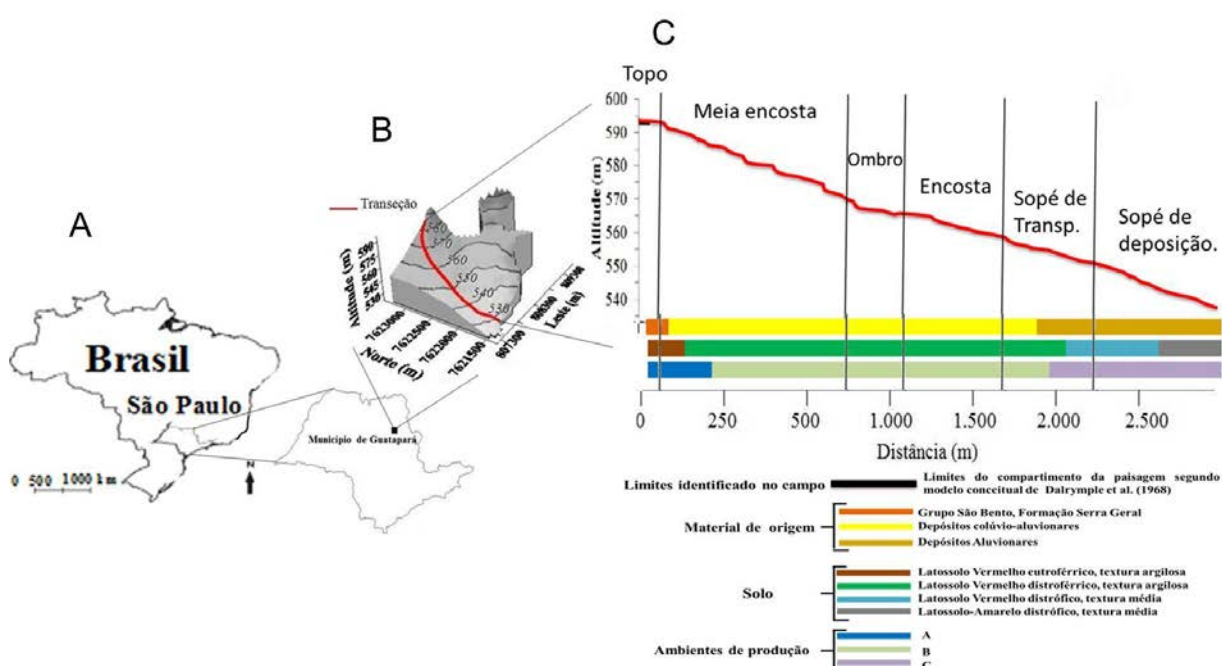


Figura 1 – Mapa de localização (A) Modelo Digital de Elevação (MDE) (B) e compartimentação da vertente com os limites de campo reais e conceituais de Dalrymple et al. (1968) (C).

Com base nas classes de solos, clima e variedade de cana-de-açúcar, foram identificados três ambientes de produção: A, B e C, (A – produtividade esperada >

95 toneladas de colmos ha^{-1} ; B - produtividade esperada entre 90-95 toneladas de colmos ha^{-1} ; C - produtividade esperada entre 85-89 toneladas de colmos ha^{-1}).

A classificação climática local pode ser definida como B1rB'4a', Tipo Mesotérmico Úmido, com pequena deficiência hídrica, sendo a evapotranspiração de verão menor que 70% da evapotranspiração anual (THORNTHWAITE, 1948).

O uso da área atual é com o cultivo de cana-de-açúcar com colheita mecanizada, há mais de 10 anos. As variedades plantadas na área são SP87-365, SP83-2847 e RB 925345. A área está inserida na província geomorfológica do Planalto Ocidental Paulista. O material de origem está relacionado à transição Basalto do Grupo São Bento, Formação Serra Geral, Depósito Colúvio-Eluvionar e Depósito Aluvionar (IPT, 1981).

Com o auxílio do Modelo Digital de Elevação MDE, foi identificada uma vertente de 2.508 metros a partir do topo da vertente, seguindo o espigão até o sopé, no sentido do decaimento mais suave do declive. Para a identificação dos limites conceituais de campo, foram feitas observações baseadas nas mudanças ao longo da vertente, utilizando o modelo conceitual de Dalrymple et al. (1968). Foram identificados seis compartimentos no campo ao longo da vertente: topo, meia-encosta, ombro, encosta, sopé de transporte e sopé de deposição (Figura 1C).

Ao longo da vertente, locada sobre o espigão, foram coletadas 86 amostras, em intervalos regulares de 30 m. Nestes locais, foram coletadas amostras de solo com trado, nas profundidades de 0,00-0,25 e 0,25-0,50 m. Essas são as profundidades utilizadas para o manejo do solo no setor sucroalcooleiro paulista.

4.2.1 Atributos do solo e planta

Nas amostras de solo coletadas, foram determinadas a textura pelo método da pipeta, utilizando uma solução de NaOH $0,1 \text{ mol L}^{-1}$ como dispersante químico, e agitação mecânica em aparato de baixa rotação, por 16 horas, seguindo metodologia preconizada pela Embrapa (1997). A soma de bases (SB), a capacidade de troca de cátions do solo (CTC) e o V% foram calculados a partir dos valores das bases: Ca^{2+} , Mg^{2+} , K^{+} e $\text{H}+\text{Al}$.

Essas análises químicas dos solos e suas respectivas profundidades foram escolhidas, baseadas no manejo do setor sucroalcooleiro paulista, subsidiando a aplicação agrônômica e ainda fornecendo informações representativas para a pedologia na classificação dos solos.

Os valores da suscetibilidade magnética (SM) foram obtidos a partir da terra fina seca ao ar (TFSA), nas 86 amostras coletadas. A SM por unidade de massa foi determinada em baixa frequência (0,47 kHz), em um sensor Bartington (Sistema MS2) (DEARING et al., 1996; COSTA et al., 1999). Esta frequência é a mais indicada para a obtenção mais precisa dos resultados (DEARING et al., 1996).

O índice de vegetação (NDVI - Normalized Difference Vegetation Index) foi determinado para cada ponto amostrado na transeção da vertente. Os valores de NDVI foram calculados após transformação radiométrica (CHANDER; MARKHAM 2003) e correção atmosférica.

Foram utilizadas imagens do satélite LANDSAT 5 TM disponíveis gratuitamente no site do INPE <<http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>>. As imagens são referentes ao mês de março dos anos de 2009, 2010 e 2011, com resolução de 30 × 30 m. Para retirar o efeito da variabilidade temporal, de diferentes estádios de vegetação e de variedades de cana-de-açúcar, foi feita a padronização das informações para o período dos três anos avaliados (equação 1).

$$NDVI_{iy} = (NDVI_{iy} - NDVI_{m\u00e9dio}) / \sigma \quad (1)$$

em que: $NDVI_{iy}$ é o valor de $NDVI$ para o ano i no ponto y ; $NDVI_{m\u00e9dio}$ é valor médio de $NDVI$ para os n anos no ponto y , e σ é o desvio-padrão do $NDVI$ de n anos no ponto y . A análise dos dados de $NDVI$ foi feita com os resíduos dos dados padronizados.

4.2.2 Split moving window (SMW) para a suscetibilidade magnética (SM)

Para validar os limites dos compartimentos da paisagem, identificados no campo, com base no modelo de segmentos de vertente, foi feita a análise Split

Moving Windows (SMW) simples, conforme descrito por Pereira et al. (1996), somente com a SM nas profundidades de 0,0-0,25 m e 0,25-0,50 m. Essa análise é baseada em cálculos estatísticos de dissimilaridades entre sequência de grupos de pontos amostrais coletados na transeção. Esta análise permite identificar, com precisão, os limites entre áreas com diferentes padrões de homogeneidade dos atributos do solo (WEBSTER, 1973).

Primeiramente, é escolhido um conjunto com "n" pontos, denominado "Janela". Essa janela é então "movimentada" consecutivamente, do início até o fim da vertente, ponto a ponto. Em cada nova posição do transecto, a janela é dividida em duas partes (ou duas janelas), sendo calculadas e comparadas as médias das duas janelas. Essas comparações de médias são feitas usando-se a estatística "t-Student". Os valores destes testes são colocados em um gráfico, em função da distância.

Espera-se que os maiores picos neste gráfico correspondam aos limites matemáticos entre áreas com diferentes variações dos atributos do solo.

O cálculo da estatística t-student é dado pela equação (2):

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{S_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \quad (2)$$

em que: \bar{x}_1 e \bar{x}_2 são as médias amostrais das duas janelas (n_1 e n_2); S_p é uma estimativa combinada do desvio-padrão comum, dado pela equação (3).

$$S_p = \frac{(n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2}{n_1 + n_2 - 2}, \quad (3)$$

em que: S_1 , S_2 , n_1 e n_2 são os desvios-padrão e os tamanhos amostrais das duas janelas previamente estabelecidas, respectivamente. A análise SMW foi feita utilizando mullion de 2 e janela de 20 observações, baseada nos resultados dos autocorrelogramas (ROSSITER, 2012).

4.2.3 Split moving window multivariado (SMWM) para os grupos de atributos

Objetivando avaliar de forma conjunta os atributos do solo, planta e SM, efetuou-se a análise estatística de componentes principais (MORRISON, 1967).

Primeiramente, as informações foram organizadas em cinco grupos: (G1) atributos do solo (V%, teor de argila, matiz, valor e croma) de 0,00-0,25 m; (G2) = altitude, V% e teor de argila na profundidade de 0,25-0,50 m; G3 = G1+G2; (G4) = NDVI dos anos de 2009, 2010 e 2011, e (G5) = classes de solo, ambientes de produção e litologia; para estes foram atribuídos de valores numéricos. Para fins de comparação, a SM não foi incluída em nenhum dos grupos.

O critério utilizado para a organização dos grupos foi com base na experiência de estudos de causa e efeito dos atributos do solo e nas respostas das culturas agrícolas. Com a importância agrônômica dos 5 grupos, no sentido de reaproveitar as informações dos mapas de solos, dos ambientes de produção e da litologia já existentes para melhor definição dos limites na vertente, levou-se em consideração, também, critérios indicadores da presença de óxidos de ferro e de outros importantes atributos dos solos que covariam com a suscetibilidade magnética (TORRENT et al., 2007) e também atributos importantes, do ponto de vista pedológico e agrônômico (RIBEIRO et al., 2012).

Desta forma, com o conjunto de parâmetros dos grupos, calcularam-se os autovalores $y_1, y_2, y_3 \dots y_p$ e os correspondentes autovetores $a_1, a_2, a_3 \dots a_p$. Foram utilizados apenas os dois primeiros componentes nos quais foram retidos a maior variância explicada e os autovalores superiores a um (KAISER, 1958).

A partir desses autovetores, foi feita a análise “Split Moving Windows Multivariate” (SMWM) com a distância de Mahalanobis D^2 para os grupos previamente definidos (WEBSTER; CUANALO, 1975; WEBSTER, 1978; ROSSITER, 2012), utilizando o software R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2010).

Tanto o SMWM quanto o SMW baseiam-se no conceito de duas janelas móveis e um intervalo entre elas, chamado Mullion. Porém, enquanto o SMW utiliza a estatística t para identificar as diferenças, o SMWM utiliza a distância D^2 de Mahalanobis. A vantagem em se utilizar a distância D^2 está relacionada com a melhora da expressão dos picos.

A estatística D^2 de Mahalanobis, diferente da estatística t , não utiliza os valores brutos dos atributos, mas, sim, os valores dos vetores dos escores dos componentes principais. Estes foram obtidos utilizando as informações dos n grupos, e todos os dados foram normalizados para média zero e variância unitária.

Neste trabalho, os vetores dos escores dos primeiros componentes principais foram utilizados no cálculo da distância D^2 de Mahalanobis, sendo que isso é feito para qualquer posição da janela dada pela equação (4):

$$D^2 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2) W^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2) \quad (4)$$

em que: \bar{X}_1 e \bar{X}_2 são os vetores médios dos escores dos componentes principais das duas médias da janela, e W é a matriz de variância-covariância das médias dentro da janela.

O número da janela utilizada neste trabalho para o cálculo da distância D^2 foi de 2/3 do valor médio dos resultados dos autocorrelogramas dos dois primeiros componentes principais. Essa faixa de valor é definida onde os valores dos coeficientes de autocorrelação cessam seu decaimento, informando dependência mínima próxima de zero e dentro de um intervalo de confiança que usualmente é de 95% de probabilidade (WEBSTER; CUANALO, 1975; WEBSTER, 1978).

4.3 Resultados e Discussão

Os valores dos coeficientes de autocorrelação (r) dos dois primeiros CPs dos 5 grupos e da SM apresentam uma queda no início, e essa diminui próximo da janela 30, que corresponde a 900 metros da origem da vertente, sendo condizentes com Webster e Cuanalo (1975). Siqueira et al. (2014), nessa mesma área, encontrou valores de alcance próximos a 900 m. Isto reforça a representatividade dos limites dos compartimentos identificados neste intervalo na vertente.

Apenas os valores dos coeficientes do autocorrelograma do G1, na profundidade de 0,00-0,25 m (Figura 2), apresentam decréscimo inicial acentuado, indicando que este pode ser mais suscetível a alteração por estar exposto a

processos na superfície como: fluxo de água superficial, erosão do solo, deposição de sedimentos, intemperismo, interação antrópica, entre outros fatores, ocasionando maior variação em pequena escala (BROWN; CLAYTON; McSWEENEY, 2004).

Baseado na estabilização dos correlogramas com valores de coeficientes médios de 900 m, espera-se que os limites dos segmentos da vertente estejam separados a cada 600 m, o que pode ser visto na Figura 3. Essa hipótese é sustentada no trabalho de Webster e Cuanalo (1975) e Rossiter (2012), em que os limites em estudos com o método do transecto correspondem a $2/3$ do valor médio dos coeficientes de autocorrelação (Figura 2).

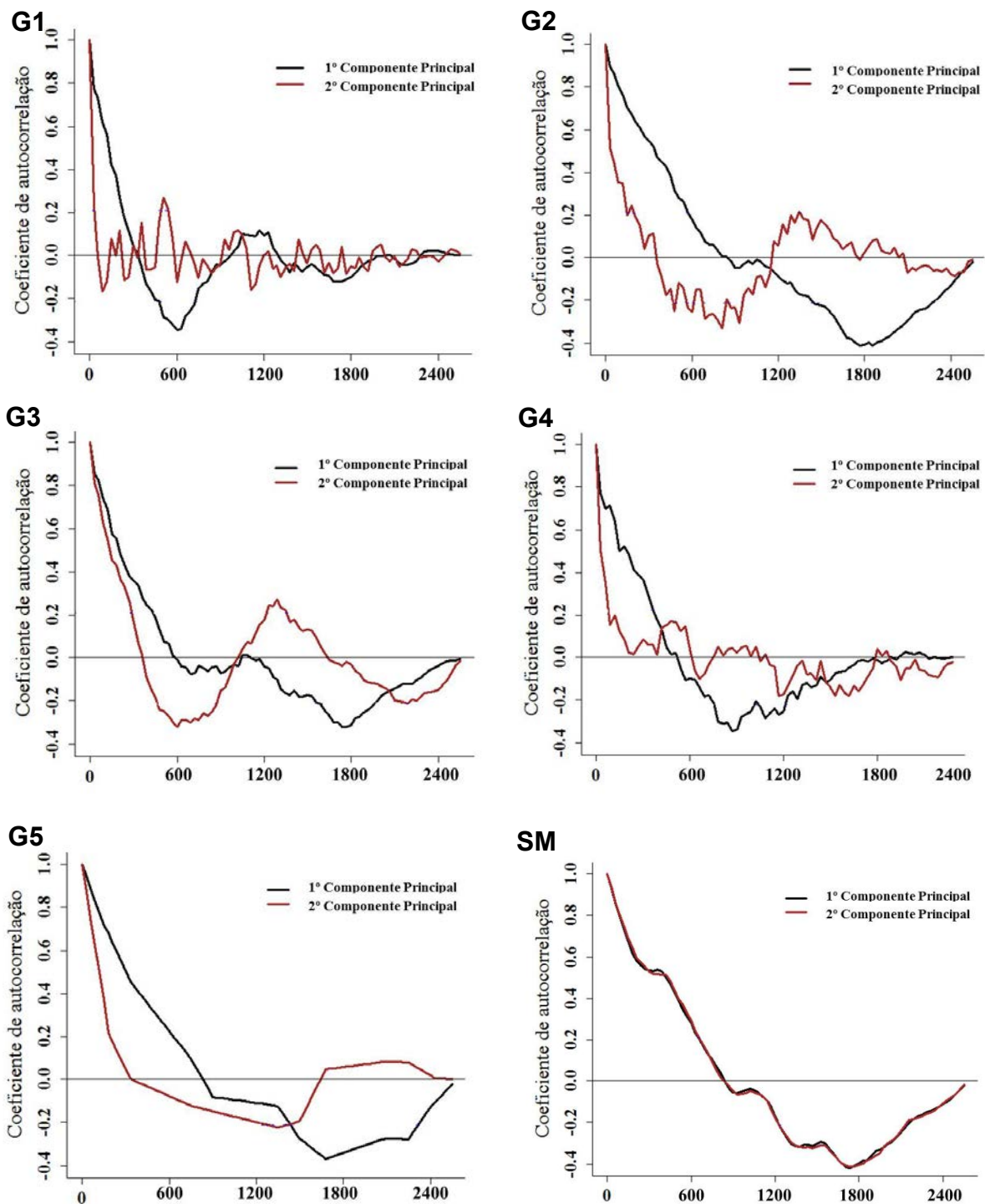


Figura 2 – Correlogramas dos dois primeiros componentes principais: G1 = V%, argila, matiz, valor e croma (0,0-00,25 m); G2 = V%, argila (0,25-0,50 m) e altitude; G3 = V%, argila, matiz, valor e croma (0,0-00,25 m), V%, argila (0,25-0,50 m) e altitude; G4 = NDVI 2009, 2010 e 2011; G5 = classes de solos, ambientes de produção e litologia; SM = susceptibilidade magnética-SM (0,00-0,25 m e 0,25-0,50 m).

O grupo G1 é representado pelos atributos da cor do solo com os maiores valores de correlação do 1º CP para matiz e croma, e o 2º CP para o valor, os quais são indicadores por serem mais suscetíveis às mudanças ambientais (Tabela 1). Jafari et al. (2013) verificaram que o teor de argila nas camadas superficiais e subsuperficiais, geologia, a forma da paisagem e a elevação foram considerados como as mais importantes influências da distribuição espacial dos grupos de solos.

Tabela 1 – Coeficientes de correlação entre os escores dos CPs dos grupos e atributos do solo e planta.

	CP1(G1)	CP2(G1)	CP1(G2)	CP2(G2)	CP1(G3)	CP2(G3)	CP1(G4)	CP2(G4)	CP1(G5)	CP2(G5)
V% (0,0-0,25m)	-0,68**	0,11	-	-	0,72**	0,36**	-	-	-	-
Teor de argila (0,0-0,25m)	0,56**	-0,22*	-	-	-0,81**	0,47**	-	-	-	-
Matiz (0,0-0,25m)	-0,83**	-0,08	-	-	0,56**	0,52**	-	-	-	-
Valor (0,0-0,25m)	-0,25*	0,88**	-	-	0,19	0,12	-	-	-	-
Croma (0,0-0,25m)	0,76**	0,47**	-	-	-0,46**	-0,61**	-	-	-	-
V% (0,25-0,50m)	-	-	0,50**	0,87**	0,67**	0,48**	-	-	-	-
Teor de argila (0,25-0,50m)	-	-	-0,89*	0,28*	-0,79**	0,52**	-	-	-	-
Altitude (m)	-	-	-0,91**	0,20	-0,70**	0,56**	-	-	-	-
NDVI 2009	-	-	-	-	-	-	-0,78**	0,54**	-	-
NDVI 2010	-	-	-	-	-	-	0,73**	0,64**	-	-
NDVI 2011	-	-	-	-	-	-	-0,88**	0,06	-	-
Classes de solos	-	-	-	-	-	-	-	-	-0,96**	-0,24*
Ambientes de produção	-	-	-	-	-	-	-	-	-0,97**	-0,23*
Litologia	-	-	-	-	-	-	-	-	-0,54**	0,84**
Variância explicada (%)	42,22	21,38	62,32	29,01	41,46	22,79	63,89	23,49	71,77	27,26
Variância explicada CP1 + CP2 (%)	63,60		91,33		64,25		87,38		99,05	

G1 = V%, argila, matiz, valor e croma (0,00-0,25 m), G2 = V%, argila (0,25-0,50 m) e altitude, G3 = V%, argila, matiz, valor e croma (0,00-0,25 m), G4 = NDVI 2009, 2010 e 2011, G5 = classes de solos, ambientes de produção e litologia. *Significativo ao nível de 5% probabilidade; **Significativo ao nível de 1% de probabilidade.

No G2, o teor de argila e a altitude foram os mais importantes para o SMWM, explicando 62,32% dos dados, pois esses atributos possuem forte relação com as formas da paisagem e podem inferir segmentos na vertente com métodos de transectos com essas variáveis, com certa precisão. Para o G3, os atributos mais importantes como discriminantes foram os teores de argila e a altitude, com os maiores valores de coeficientes de correlação, sendo que a cor foi pouco expressiva.

No G4, todos podem ser mais bem explicados pelo CP1 por apresentarem maior variância explicada para os três anos de NDVI. Para o G5, as classes de solos

e ambientes de produção apresentaram as maiores contribuições para a explicação da variabilidade dos dados.

Os contrastes dos teores de argila ao longo da vertente são demonstrados de forma mais evidente, no fim da vertente, no sopé de deposição, com os maiores valores de D^2 e da estatística t , relação baseada na forte correlação entre a SM e o teor de argila (Figura 3).

Os limites calculados pela análise de SMW simples com a SM e o SMW com dados multivariados, estão consistentes com os delineados em campo utilizando o modelo conceitual de Dalrymple (1968), exceto para o G5 (Figura 3). Estes concordam com os resultados de Bourennane et al. (2014), utilizando métodos multivariados no desenvolvimento de modelos de classificação para as estruturas da paisagem.

Os valores da estatística t do SMW da SM apresentam padrão espacial similar em relação aos valores de D^2 dos grupos, com menores continuidades (maior variabilidade) nas partes mais baixas da vertente e alocados próximos aos limites identificados no campo, o que permitiu observar picos no 1º, 2º, 3º, 4º e 5º da SM (Figura 3). Estes indicam a existência de diferentes compartimentos em locais considerados “homogêneos”, com mesma classe de solo e mesmo ambiente de produção.

No 5º pico, há a segmentação da vertente mais evidente, localizada aproximadamente a 1.880 m da origem da vertente. Neste mesmo local, ocorre mudança de material de origem e de textura do solo de argilosa para média, sendo o compartimento mais baixo da vertente (menor altitude), onde ocorre também mudança de ambiente de produção (Figura 3). Estes concordam com Hanesch e Scholger (2005), que afirmam que a SM independe da classe de solo e está mais relacionada com o material de origem.

Nota-se que, tanto os resultados do SMW da SM, quanto para o SMWM dos grupos, exceto o G5, identificaram o limite intermediário que coincide com o compartimento-ombro do modelo de Dalrymple (1968) entre 875 e 1.025 m da origem da vertente.

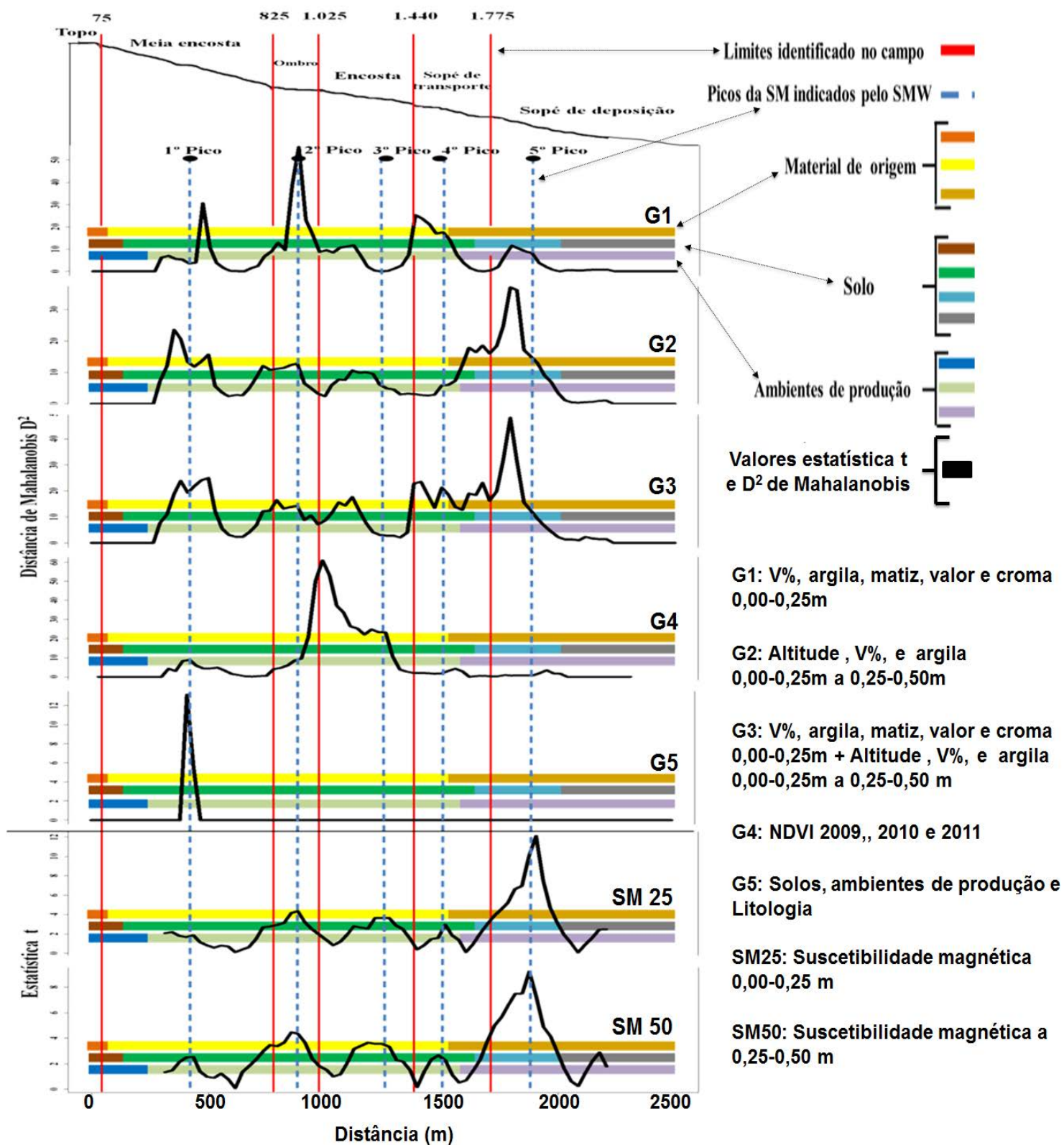


Figura 3 – Resultado da análise “Split Moving Windows Multivariado” (SMWM). Valores das distâncias D^2 de Mahalanobis e da estatística t do “Split Moving Windows” (SMW) da suscetibilidade magnética (SM).

O 2º pico da SM (Figura 3), a 950 m da origem da vertente, coincide com o compartimento-ombro do modelo de Dalrymple (1968) e está próximo do valor encontrado pelos correlogramas (900 m) na vertente, ou seja, os limites entre cada compartimento estão próximos de 600 m, igual a 2/3 de 900 m, conforme Webster (1975).

O pico do grupo G5 do SMWM (NDVI 2009, 2010 e 2011), a aproximadamente 450 m da origem da vertente, mostrou que a variedade alocada em função das classes de solos e ambientes de produção responde menos aos compartimentos do modelo Dalrymple (1968). Estes resultados indicaram que, independentemente do material de origem, classes de solos e ambientes de produção, a planta discrimina apenas dois compartimentos na vertente, evidenciando um local específico para se fazer uma re-amostragem neste limite.

Na Figura 3, apresentam-se as informações de ambientes de produção, material de origem e classes de solos como fatores influentes na delimitação das vertentes, sendo que as formas de mapas de solos são suporte adicional para modelagem, conforme descrito por Bui e Moran (2001), Carre, McBratney e Minasny (2007) e Haring et al. (2012). Com isso, deixa-se explícito que se deve incorporar o uso da suscetibilidade do solo e o método do SMWM nas investigações ao longo de vertente com método do caminhamento livre em campo, para definir unidade de mapeamento, seja por transectos, com observações detectando as variações na paisagem em intervalos regulares, ou seja por unidade taxonômica de solos.

É importante observar os coeficientes de correlação de Pearson entre os valores da estatística t do SMW da suscetibilidade magnética (SM) do solo nas profundidades de 0,00-0,25 e 0,25-0,50 m, com os valores das distâncias de Mahalanobis do SMWM dos n grupos (G1, G2, G3, G4 e G5), para validar o uso do SMW pela SM (Tabela 2), sendo que se obtiveram valores de coeficientes de correlação de Pearson: médios, fortes e significativos com a SM, os grupos G2 e G3, nas duas profundidades.

As correlações do grupo G2 com os valores de SM foram as maiores com valores de $r = 0,65$ ($p < 0,01$) e $0,75$ ($p < 0,01$), constatando o poder do uso da SM como uma covariável de atributos do solo, eficiente na compartimentação da vertente, a partir de atributos, na profundidade de 0,25-0,50 m (Tabela 2).

Tabela 2 – Coeficientes de correlação de Pearson entre os valores das distâncias D^2 de Mahalanobis do SMWM dos 5 grupos (G) e os valores da estatística t do SMW da suscetibilidade magnética (SM).

SMWM	SMW	
	SM (0,0-0,25m)	SM(0,25-0,50m)
G1	0,06	0,06
G2	0,65**	0,75**
G3	0,39**	0,52**
G4	-0,12	-0,14
G5	0,08	0,02

**Significativo ao nível de 1% de probabilidade.

A SM da profundidade de 0,00-0,25 m com o G3 obteve valores de $r = 0,39$ ($p < 0,01$) e $0,52$ ($p < 0,01$), correlações que validam o método (Tabela 2).

Os valores de coeficientes de correlação do G2 são menores à medida que se aproxima da superfície, o que é devido à SM possuir correlação positiva forte com o teor de argila, pois o teor dela aumenta com a profundidade do solo. Logo, também é maior a influência da magnetização dos minerais para expressar o potencial da SM. Ela é sensível na quantificação de minerais ferromagnéticos, pois depende da fração argila concentrada em óxidos de ferro, e com isso, 98% são referentes à argila da terra fina seca ao ar (SOUZA JUNIOR et al., 2010).

Contudo, este protocolo de levantamento, utilizando SMWM aplicado pelo método de transectos, para o delineamento de unidades de mapeamento detalhado, tem cunho econômico e ambiental; pois, ao invés de se utilizar de um número maior de análises químicas e físicas para determinar os atributos do solo, otimizam-se as informações para as duas CPs. E combinado a isso, utiliza-se a SM como covariável “não invasiva” ao solo, pois em levantamento detalhado deve-se reduzir o número de amostras, as quais tornam os métodos tradicionais onerosos.

Baseado nos resultados deste trabalho indica-se a utilização do modelo matemático do SMWM para identificar os segmentos de vertentes com as modelo de paisagens semelhantes às deste trabalho, não dispensando as observações de campo.

O êxito da SM como covariável de atributos do solo deixa evidente o potencial do uso do SMWM na compartimentalização de segmentos de vertentes, este

auxiliando os mapeadores a validar o método de levantamentos detalhados com o modelo de Dalrymple et al. (1968).

Portanto, foi comprovado por comparação do SMW da SM com o SMWM, aliado ao modelo conceitual de Dalrymple et al. (1968), que são eficientes na alocação de limites de segmentos de vertente com métodos de transectos. Estas ferramentas podem auxiliar na discriminação e na delimitação das unidades de mapeamento de solos (PRATES; SOUZA; OLIVEIRA JUNIOR, 2012).

4.4 Conclusões

A suscetibilidade magnética é eficiente na alocação de limites em vertentes, em escala detalhada, e deve ser recomendada como covariável de atributos do solo para ambientes semelhantes aos deste trabalho, por ser uma covariável de atributos do solo de fácil determinação.

O método do Split Moving Windows Multivariado foi eficiente na validação dos limites de campo identificados pelo modelo conceitual de Dalrymple (1968).

4.5 Referências

BAZAGLIA FILHO, O.; RIZZO, R.; LEPSCH, I. F.; PRADO, H.; GOMES, F. H.; MAZZA, J. A.; DEMATTÊ, J. A. M. Comparison between detailed digital and conventional soil maps of an area with complex geology. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 37, n. 5, p. 1136-1148, 2013.

BOURENNANE, H.; COUTURIER, A.; PASQUIER, C.; Chartin, C.; Hirschberger, F.; Macaire, J. J.; SALVADOR-BLANES, S. Comparative performance of classification algorithms for the development of models of spatial distribution of landscape structures. **Geoderma**, Amsterdam, v. 219-220, n. 2, p. 136-144, 2014.

BROWN, D. J.; CLAYTON, M. K.; McSWEENEY, K. Potential terrain controls on soil color, texture contrast and grain-size deposition for the original catena landscape in Uganda. **Geoderma**, Amsterdam, v. 122, n. 1, p. 52-72, 2004.

BUI, E. N., MORAN, C. J. Disaggregation of polygons of surficial geology and soil maps using spatial modelling and legacy data. **Geoderma**, Amsterdam, v. 103, n.1-2, p. 79-94, 2001.

CARRÉ, F.; JACOBSON, M. Numerical classification of soil profile data using distance metrics. **Geoderma**, Amsterdam, v. 148, n. 3-4, p. 336-345, 2009.

CARRÉ, F.; McBRATNEY, A. B.; MINASNY, B. Estimation and potential improvement of the quality of legacy soil samples for digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam, v. 141, n. 1-2, p. 1-14, 2007.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. Revised Landsat-5 TM Radiometric Calibration Procedures and Postcalibration Dynamic Ranges. IEEE. **Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 41, n. 11, p. 2.764 - 2.677, 2003.

COSTA, A. C. S.; BIGHAM, J. M.; RHOTON, F. E.; TRAINA, S. J. Quantification and characterization of maghemite in soils derived from volcanic rocks in southern Brazil. **Clays and Clays Minerals**, Aurora, v. 47, n. 4, p. 466-473, 1999.

CUNHA, P.; MARQUES JR, J.; CURI, N.; PEREIRA, G. T.; LEPSCH, I. F. Superfícies geomórficas e atributos de Latossolos em uma sequência Arenítico-Basáltica da região de Jaboticabal (SP). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 29, n. 1, p. 81-90. 2005.

DALRYMPLE, J. B.; BLONG, R. J.; CONACHER, A. J. A hypothetical nine unit land a surface model. Z. **Geomorphology**, Amsterdam, v. 12, n. 1, p. 60-76, 1968.

DANIELS, R. B.; GAMBLE, E. F.; CADY, J. G. The relation between geomorphology and soil morphology and genesis. **Advanced Agronomy**, Madison, v. 23, n. 1, p. 51-87, 1971.

DEARING, J.A., HAY, K.L., BABAN, S.M.K., HUDDLESTON, A.S., WELLINGTON, E.M. H., LOVELAND, P.J. Magnetic susceptibility of soil: an evaluation of conicting theories using a national data set. **Geophysical Journal International**, Oxford, v.127, n. 3, p. 728–734, 1996.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Manual de métodos de análise de solo**. 2. ed. Rio de Janeiro: Ministério da Agricultura e do Abastecimento, 1997, 212 p

HANESCH, M.; SCHOLGER, R. The influence of soil type on the magnetic susceptibility measured throughout soil profiles. **Geophysical Journal International**, Oxford, v. 161, n. 1, p. 50-56, 2005.

HARING, T.; DIETZ, E.; OSENSTETTER, S.; KOSCHITZKI, T.; SCHRDER, B. Spatial disaggregation of complex soil map units: a decision-tree based approach in Bavarian forest soils. **Geoderma**, Amsterdam, v. 185-186, n. 1, p. 37-47, 2012.

INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS DO ESTADO DE SÃO PAULO. **Mapa Geológico do Estado de São Paulo. Escala - 1:500.000**. São Paulo. ITP, 1981. 126 p.

JAFARI, A.; AYOUBI, S.; KHADEMI, H.; FINKE, P. A.; TOOMANIAN, N. Selection of a taxonomic level for soil mapping using diversity and map purity indices: A case study from an Iranian arid region. **Geomorphology**. Amsterdam, v. 201, n. 1, p. 86-97, 2013.

KAISER H. F. The varimax criterion for analytical rotation in factor analysis. **Psychometrika**, Urbana, v. 23, n. 3, p.187-200, 1958.

MARQUES Jr., J.; SIQUEIRA, D. S.; CAMARGO, L. A.; TEIXEIRA, D. D. B.; BARRÓN, V.; TORRENT, J. Magnetic susceptibility and diffuse reflectance spectroscopy to characterize the spatial variability of soil properties in a Brazilian Haplustalf. **Geoderma**, Amsterdam, v. 219–220, n. 1, p. 63–71, 2014.

MATIAS, S. S. R.; MARQUES JR, J.; SIQUEIRA, D. S.; PEREIRA, G. T. Modelos de paisagem e susceptibilidade magnética na identificação e caracterização do solo. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, Goiânia, v. 41, n. 1, p. 93-103, 2013.

MINASNY, B.; McBRATNEY, A. B. Estimating the Water Retention Shape Parameter from Sand and Clay Content. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 71, n. 4, p. 1.105-1.110, 2007.

MORRISON, D. F. **Multivariate statistical methods**. New York: McGraw Hill, 1967. 338 p.

PEREIRA, G. T.; MARQUES JÚNIOR, J.; LEPSCH, I. F.; BARBOSA, J. C. JEM 1.0: programa computacional para localização de limites de superfícies geomórficas de solos através de dados de uma transeção; caso univariado. In: CONGRESSO LATINO AMERICANO DE CIÊNCIA DO SOLO, 13., 1996. **Anais...** Águas de Lindoia: SBCS, 1996. CDROM.

PRATES, V.; SOUZA, L. C. P.; OLIVEIRA JUNIOR, J. C. Índices para a representação da paisagem como apoio para levantamento pedológico em ambiente de geoprocessamento. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. Campina Grande, v. 16, n. 4, p. 408-414, 2012.

R DEVELOPMENT CORE TEAM (2010). R: **A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, ISBN 3-900051-07-0. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: jan. 2013.

RIBEIRO, M. R.; OLIVEIRA, L. B.; ARAÚJO FILHO, J. C. Caracterização morfológica do solo. In: KER, J. C.; CURI, N.; SCHAEFER, C. E.; VIDAL-TORRADO, P. **Pedologia: fundamentos**. Viçosa: SBCS, 2012. p. 47-80.

RIZZO, R.; DEMATTÊ, J. A. M.; TERRA, F.S. Using numerical classification of profiles based on vis-nir spectra to distinguish soils from the Piracicaba Region, Brazil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 38, n. 2, p. 372-385, 2014.

ROSSITER, D. G. **Technical Note: Optimal partitioning of soil transects with R. Version 2.1.** 2012. Disponível em: < http://www.itc.nl/personal/rossiter/teach/R/R_OpPart.pdf>. Acesso em: 22 jun. 2013.

RUHE, R. V. **Quaternary landscape in Iowa Ames.** Iowa: State University Press, 1969. 255 p.

SANTOS, H. G.; JACOMINE, P. K. T.; ANJOS, L. H. C.; OLIVEIRA, V. A.; OLIVEIRA, J. B.; COELHO, M. R.; LUMBRERAS, J. F.; CUNHA, T. J. F. **Sistema brasileiro de classificação de solos.** 3.ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2013. 353 p.

SIQUEIRA, D. S. **Mapeamento de atributos e planejamento amostral para Latossolos utilizando suscetibilidade magnética, cor e relação-paisagem.** 2013. 109 f. Tese (Doutorado em Agronomia – Produção Vegetal) – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Jaboticabal, 2013.

SIQUEIRA, D. S., MARQUES JR., J.; PEREIRA, G. T.; BARBOSA, R. S.; Teixeira, D. B.; PELUCO, R. G. Sampling density and proportion for the characterization of the variability of Oxisol attributes on different materials. **Geoderma**, Amsterdam, v. 232–234, n. 2-3, p. 172–182, 2014.

SIQUEIRA, D. S.; MARQUES JÚNIOR, J.; PEREIRA, G. T. The use of landforms to predict the variability of soil and orange attributes. **Geoderma**, Amsterdam, v. 155, n. 1, p. 55-66, 2010.

SOUZA JUNIOR, I. G.; COSTA, A. C. S.; VILAR, C. C.; HOEPERS, A. Mineralogia e susceptibilidade magnética dos óxidos de ferro do horizonte B de solos do Estado do Paraná. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 40, n. 3, p. 513-519, 2010.

THORNTHWAITE, C. W. An approach towards a rational classification of climate. **Geographical Review**, London, v. 38, n. 1, p. 55-94, 1948.

TORRENT, J.; LIU, Q. S.; BLOEMENDAL, J.; BARRÓN, V. Magnetic enhancement and iron oxides in the upper Luochuan loess–paleosol sequence, Chinese Loess Plateau. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 71, n. 5, p. 1–9, 2007.

VALERIANO, M. M.; PRADO, H. Técnicas de geoprocessamento e de amostragem para o mapeamento de atributos anisotrópicos do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 25, n. 4, p. 997-1005, 2001.

WANG, C. **Application of transect method to soil survey problems**. Canadá: Research Branch Agriculture Canada, 1982. 220 p.

WEBSTER, R. Automatic soil-boundary location from transect data. **Mathematical Geology**, Heidelberg, v. 5, n. 1, p. 27-37, 1973.

WEBSTER, R. Optimally partitioning soil transects. **Soil Science Society American Journal**, Madson, v. 29, n. 3, p. 388-402, 1978.

WEBSTER, R.; CUANALO, H. E. Soil transect correlograms of north oxfordshire and their interpretation. **Journal of Soil Science**, Chichester, v. 26, n. 2, p. 176-194, 1975.