

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

**SIMULAÇÃO DA CONDUTIVIDADE HIDRÁULICA DOS SOLOS DA SUB-
BACIA DO RIO PARDO – SP POR MEIO DE GEOESTATÍSTICA
MULTIVARIADA**

FÁBIO ÁVILA NOSSACK

Tese apresentada à Faculdade de Ciências
Agronômicas da Unesp – Câmpus de
Botucatu, para a obtenção do título de
Doutor em Agronomia (Irrigação e
Drenagem)

BOTUCATU - SP
Maio - 2016

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

**SIMULAÇÃO DA CONDUTIVIDADE HIDRÁULICA DOS SOLOS DA SUB-
BACIA DO RIO PARDO – SP POR MEIO DE GEOESTATÍSTICA
MULTIVARIADA**

FÁBIO ÁVILA NOSSACK

ORIENTADORA: Profa. Dra. Célia Regina Lopes Zimback
COORIENTADORA: Profa. Dra. Alessandra Fagioli da Silva

Tese apresentada à Faculdade de Ciências
Agronômicas da Unesp – Câmpus de
Botucatu, para a obtenção do título de
Doutor em Agronomia (Irrigação e
Drenagem)

BOTUCATU - SP
Maio – 2016

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

N897s Nossack, Fábio Ávila, 1985-
Simulação da condutividade hidráulica dos solos da sub-bacia do Rio Pardo - SP por meio de geoestatística multivariada / Fábio Ávila Nossack. - Botucatu : [s.n.], 2016
x, 92 f. : grafs. color., ils. color., tabs.

Tese (Doutorado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu, 2016
Orientador: Célia Regina Lopes Zimback
Coorientador: Alessandra Fagioli da Silva
Inclui bibliografia

1. Análise multivariada. 2. Análise espacial. 3. Simulação por computador. 4. Solos - Permeabilidade. I. Zimback, Célia Regina Lopes. II. Silva, Alessandra Fagioli da. III. Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" (Câmpus de Botucatu). Faculdade de Ciências Agrônômicas. IV. Título.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de Botucatu



CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

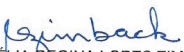
TÍTULO DA TESE: SIMULAÇÃO DA CONDUTIVIDADE HIDRÁULICA DOS SOLOS A SUB-BACIA DO RIO PARDO-SP POR MEIO DE GEOESTATÍSTICA MULTIVARIADA

AUTOR: FABIO AVILA NOSSACK

ORIENTADORA: CÉLIA REGINA LOPES ZIMBACK

CO-ORIENTADORA: ALESSANDRA FAGIOLI DA SILVA

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em AGRONOMIA (IRRIGAÇÃO E DRENAGEM), pela Comissão Examinadora:


Profa. Dra. CÉLIA REGINA LOPES ZIMBACK
Depto de Solos e Recursos Ambientais / UNESP - Faculdade de Ciências Agrônômicas de Botucatu


Prof. Dr. PAULO MILTON BARBOSA LANDIM
Depto de Solos e Recursos Ambientais / UNESP - Faculdade de Ciências Agrônômicas de Botucatu


PROFESSOR DOUTOR ANA PAULA BARBOSA
Depto de Biosistemas / ESALQ - Escola Superior de Agricultura/ USP


Prof. Dr. ANDERSON ANTONIO DA CONCEIÇÃO SARTORI
Depto Centro de Ciências Exatas e Sociais Aplicadas / Universidade do Sagrado Coração


Prof. Dr. ANTONIO RIBEIRO DA CUNHA
Depto de Solos e Recursos Ambientais / UNESP - Faculdade de Ciências Agrônômicas de Botucatu

Botucatu, 13 de maio de 2016.

“O espírito só escuta quando quem fala o faz por gestos. E gestos não querem dizer sinais ou movimentos do corpo, mas atos de verdadeiro abandono, atos de liberação, de humor. Com um gesto para o espírito, os guerreiros expõem o melhor de si mesmos e silenciosamente o oferecem ao infinito.”

C. Castaneda

DEDICO

À minha família, minha mãe, Ana Rita de Oliveira Ávila Nossack, meu pai, Geraldo Eugênio Nossack, pelo apoio incondicional, que fizeram possível tomar meus caminhos com coração e liberdade. À minha avó querida, Rita Ferreira de Oliveira, meu exemplo de caráter e de amor, que me dá força e luz com suas orações, com seu jeito doce e paciente de viver e de encarar os desafios da vida. À minha Irmã querida, Ana Frieda Ávila Nossack, meu cunhado André Orlandi e meu sobrinho, Noel Orlandi Nossack, que tenham uma vida longa para que possamos brindar à nossa vida e que me dêem mais sobrinhos tão lindos como este. À minha amada, Geórgia Leal César de Albuquerque, que me deu e me dá tanto apoio, nas horas duras e nas horas de alegria, que me ajudou muito em me manter firme no propósito e na luta. Enfim aos meus amigos, que são tantos e espalhados por este grande mundo e que fazem sua parte para conseguirmos um lugar melhor para vivermos.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha orientadora, Célia Regina Lopes Zimback, por ter acreditado em minha capacidade, por ter tido paciência comigo (e como teve), por me guiar com sabedoria e eficiência, por sua amizade, honradez e por ter me dado a oportunidade de continuar por este caminho, neste lugar maravilhoso, com estas pessoas maravilhosas.

À minha co-orientadora Alessandra Fagioli da Silva, por seu apoio, mesmo que à distância, me ajudando nos momentos de complexidade e me transmitindo seus conhecimentos de forma tranquila e agradável.

Aos meus colegas do GEPAG, especialmente aos Professores Luiz Gustavo Frediani Lessa, Anderson Antônio da Conceição Sartori, Ana Paula Barbosa Gady, Antônio Ribeiro da Cunha, Paulo Milton Barbosa Landim, que contribuíram imensamente para o meu trabalho e meu aprendizado, aos demais membros do grupo, Diego Augusto de Campos Moraes pelo seu apoio no aprendizado das técnicas geoestatísticas multivariadas, Donizeti Aparecido Pastori Nicolete por ter gentilmente compartilhado sua base de dados para que pudesse complementar meu trabalho e aos demais membros do grupo que são tantos e que não caberiam nesta página se fosse apontar cada momento em que me ajudaram e me fizeram feliz.

À Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas de Botucatu, por ter me recebido de braços abertos desde 2004, após cada etapa, na minha graduação, mestrado e doutorado, tornando-se praticamente meu segundo lar, onde adquiri tanto conhecimento e me tornei um profissional preparado para os desafios que estão no porvir.

Ao programa de pós-graduação em Agronomia (Irrigação e Drenagem), em especial aos Professores Roberto Lyra Villas Bôas, João Carlos Cury Saad e Rodrigo Máximo Sánchez Román pelo apoio, pela experiência que me passaram e pela oportunidade de ter realizado o mestrado e o doutorado, agradeço de coração.

Aos meus grandes amigos Paulo, Lorenzo, Rafael, Davi, Carlos Henrique, Lessa, pessoal de Minas Gerais. Aos amigos de Botucatu: Zé, Jodo, Baio, Filó, Perna, Ponto, Curis, Tripa, Deja, Alambike, Kutuco, Mirna, Bocó, Córís, Bárbara, Renato, Tiago Pardinho, Ramon, turma da XVII Florestal e toda a galera da faculdade que sempre foi unida e curtiu tanta festa e alegria juntos, se hoje sou feliz, muito devo à vocês também!!

À todas as pessoas que de alguma forma passaram por minha vida nesta fase e de certa forma também contribuíram para esta conquista!!

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	VIII
LISTA DE FIGURAS	IX
1 RESUMO	1
2 SUMMARY	3
3 INTRODUÇÃO	5
4 REVISÃO DE LITERATURA	8
4.1 Condutividade hidráulica e infiltração da água no solo	8
4.2 Análise de Componentes Principais	15
4.3 Geoestatística	18
4.3.1 Geoestatística Multivariada	22
4.3.1.1 Variograma cruzado	23
4.3.1.2 Co-krigagem	25
4.3.2 Simulação estocástica e modelagem da incerteza	26
4.3.2.1 Simulação e co-simulação sequencial direta	28
4.3.3 Validação dos variogramas	30
5 MATERIAL E MÉTODOS	34
5.1 Caracterização da área de estudo	34
5.1.1 Localização geográfica	34
5.1.2 Clima	36
5.1.3 Vegetação	36
5.1.4 Relevo	36
5.1.5 Geologia	39
5.1.6 Solos	39
5.2 Metodologia	41
5.2.1 Amostragem de solo	41
5.2.2 Imagem de satélite	42

5.2.3 Material cartográfico	42
5.2.4 Programas utilizados	42
5.2.5 Obtenção dos planos de informação (PIs)	43
5.2.6 Análise Geoestatística Multivariada	44
5.2.7 Mapeamento zonas de infiltração de água no solo	45
6 RESULTADOS E DISCUSSÃO	46
6.1 Confeção do banco de dados	46
6.2 Análise Multivariada	48
6.2.1 Análise de Componentes Principais (ACP)	48
6.2.2 Ajuste dos variogramas	54
6.2.3 Validação do ajuste dos variogramas	58
6.3 Simulação dos dados	60
6.3.1 Simulação sequencial direta	61
6.3.2 Co-simulação sequencial direta	67
6.4 Zonas de manejo para agricultura irrigada	70
7 CONCLUSÕES	73
8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Classificação dos solos de acordo com a sua condutividade hidráulica saturada.	14
Tabela 2. Estatística descritiva dos parâmetros físicos dos Solos.	48
Tabela 3. Matriz de correlação de Pearson para os dados analisados na camada Superficial.	51
Tabela 4. Autovalores das Componentes Principais e o quanto explicam da Variabilidade dos dados na camada superficial (0 – 20cm).	51
Tabela 5. Matriz de correlação de Pearson para os dados analisados na camada sub-superficial	52
Tabela 6. Autovalores das Componentes Principais e o quanto explicam da variabilidade dos dados na camada sub-superficial (20 – 40cm).	52
Tabela 7. Estatística da validação para os variogramas ajustados.	59

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Função da condutividade hidráulica para condição saturada em solo arenoso e argiloso.	14
Figura 2. Sistema de coordenadas X_1 e X_2 , novo sistema Y_1 e Y_2 , ângulos de rotação dos novos eixos e autovalores.	16
Figura 3. a) Correlação entre as variáveis e as Componentes Principais (CP). b) Escores nas duas primeiras CP. c) Biplot.	17
Figura 4. Componentes do variograma.	20
Figura 5. Direções utilizadas para verificação de isotropia e anisotropia na Geoestatística.	22
Figura 6. Mapa de localização da área de estudo na cabeceira do Rio Pardo.	35
Figura 7. Altimetria da cabeceira do Rio Pardo e distribuição amostral do levantamento de solos utilizado.	38
Figura 8. Mapa de solos semi-detalhado adaptado de Zimback (1997) com os pontos amostrais utilizados no levantamento.	40
Figura 9. Mapa descrevendo as áreas aptas e não aptas à agricultura irrigada na sub-bacia da cabeceira do Rio Pardo.	47
Figura 10. Autovetores para os dados analisados da camada superficial considerando F1 e F2.	53
Figura 11. Autovetores para os dados analisados da camada sub-superficial considerando F1 e F2.	54
Figura 12. Variogramas ajustados ao modelo esférico, com mesmo valor para o alcance, das variáveis da camada superficial.	55
Figura 13. Variogramas cruzados ajustados ao modelo esférico, com mesmo valor para o alcance, nas variáveis amostradas na superfície do solo.	56
Figura 14. Variogramas ajustados ao modelo esférico, com mesmo valor para o alcance, das variáveis da camada sub-superficial.	57
Figura 15. Variogramas cruzados ajustados ao modelo esférico, com mesmo valor para o alcance, nas variáveis amostradas na superfície do solo.	58
Figura 16. Desvio-padrão máximo para cada conjunto de simulações realizadas: 20, 50, 70 e 100.	60

Figura 17. Resultados nº 12,29,35 e 48 da SSD realizada para a variável K superficial.	62
Figura 18. Resultado da média das 50 SSD de K Superficial, realizado pelo pós-processamento.	63
Figura 19. Resultados nº 6,23,38 e 40 da SSD realizada para a variável K sub-superficial.	65
Figura 20. Resultado da média das 50 SSD de K Sub-superficial, realizado pelo pós-processamento.	66
Figura 21. Resultados nº 5,19,25 e 32 da CoSSD realizada para a covariável MP superficial.	68
Figura 22. Resultado da média das 50 CoSSD de MP superficial, realizado pelo pós-processamento.	69
Figura 23. Zonas de manejo para a agricultura irrigada para a sub-bacia da cabeceira do Rio Pardo.	71

1 RESUMO

Os solos possuem alta variabilidade espacial devido aos diversos processos físicos, químicos e biológicos que atuam simultaneamente com diferentes intensidades na sua formação. O manejo uniforme dos solos não leva em conta tal variabilidade espacial, não sendo, portanto, a estratégia de manejo mais adequada. O uso do geoprocessamento, como ferramenta para o estudo da heterogeneidade dos solos, proporciona uma análise comportamental e uma visão espacial da realidade. Os fenômenos naturais são mais facilmente entendidos quando é possível a visualização da sua distribuição espacial e/ou temporal. Algumas das ferramentas que podem ser aplicadas para entender essas estruturas são os modelos geoestatísticos, em especial os modelos de simulação. Pela tentativa de reproduzir os mecanismos da realidade, esses modelos podem mostrar as características do solo em diferentes cenários ambientais. Pelos resultados das análises dos parâmetros físico hídricos da Sub-bacia da Cabeceira do Rio Pardo – SP, pode-se concluir: Os parâmetros que apresentaram maior variabilidade, correlação entre si e dependência espacial foram: teor de argila, umidade na capacidade de campo, umidade no ponto de murcha permanente e macroporosidade, que influenciam na condutividade hidráulica dos solos. A simulação sequencial direta de condutividade apresentou alto erro médio, o que indica o enviesamento dos dados e que o maior valor pode estar relacionado à pequena densidade amostral da área. A macroporosidade apresentou o melhor resultado e foi a covariável utilizada na

determinação das zonas de manejo. Foi verificada a viabilidade de utilização de covariáveis na determinação da condutividade hidráulica dos solos, o que acarreta em menor custo de amostragem geral para grandes áreas; constatou-se que 22,40 % da área são inaptas para a agricultura irrigada, 61,15% das áreas da sub-bacia são aptas e apresentaram classe média de permeabilidade e 16,45% das áreas também aptas apresentaram classe baixa. Foi comprovada a hipótese de que a simulação e co-simulação sequencial direta em ambiente multivariado descreveu o comportamento da permeabilidade dos solos na sub-bacia.

Palavras-chave: Análise Multivariada, Análise Espacial, Simulação Sequencial Direta, Condutividade Hidráulica.

HYDRAULIC CONDUCTIVITY SIMULATION IN SOILS OF PARDO RIVER SUB-BASIN – SP USING MULTIVARIATE GEOESTATISTICS.

Author: Fábio Ávila Nossack

Advisor: Célia Regina Lopes Zimback

Co-Advisor: Alessandra Fagioli da Silva

2 SUMMARY

The soils have highly spatial variability due to various physical, chemical and biological processes that act simultaneously in their formation and with different intensities. Consequently, the uniform land management does not take into account such spatial variation, not being therefore more effective management strategy. The use of the GIS, as a tool for studying the dynamics of the soil, provides a behavioral analysis of spatial view and a soil reality. Natural phenomena are more easily understood when viewing the spatial distribution and/or time is possible. Some of the tools that can be applied to understand this dynamic are the geostatistical models, especially the simulation models. By trying to reproduce the mechanisms of fact, these models can show the soil behavior under different environmental scenarios. The results of the analysis of water physical parameters of the Sub-basin Headboard of Pardo River- SP, it can be concluded: The parameters that have greater variability, correlated and spatial dependence were clay content, humidity in the field capacity, moisture in point permanent wilting and macroporosity, that influence the hydraulic conductivity of the soil; direct sequential simulation of conductivity showed high mean error, indicating the bias of the data and

that the greatest value may be related to the small sample density of the area; the macroporosity have had the best results and was the co-factor chosen in the determination of management zones; it was verified the viability of the use of covariates in determining the hydraulic conductivity of the soil, resulting in lower overall cost for large sample areas; it was found that 22.4% of the area are unfit for irrigated agriculture, 61.15% of the areas of the sub-basin are suitable and showed middle permeability class and 16.45% of suitable areas also showed low class; the hypothesis that the simulation and co-simulation sequential directly, multivariable environment described the soil permeability behavior in sub-basin has been proven.

Keywords: Multivariate analysis, Spatial analysis , Direct Sequential Simulation , Hydraulic Conductivity.

3 INTRODUÇÃO

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

São várias as dificuldades para a aquisição de dados de solos e/ou de suas características, como o elevado custo dos levantamentos, a extensão das áreas a serem mapeadas e a dificuldade de acesso. Além destas limitações, acrescenta-se a imprecisão nas informações e a qualidade técnica das interpretações.

Os solos possuem alta variabilidade espacial devido aos diversos processos físicos, químicos e biológicos que atuam simultaneamente na sua formação e com diferentes intensidades de uso. Em consequência, o manejo uniforme dos solos não leva em conta tal variabilidade espacial, não sendo, portanto, a estratégia de manejo mais eficaz. Desse modo a agricultura de precisão pode ser considerada como a

abordagem mais adequada para uma agricultura sustentável, pois leva em consideração tanto o caráter multivariado dos dados pedológicos como as características espaciais das variáveis que formam os solos.

A agricultura consome a maior parte da água doce no mundo, seguido pela indústria e o uso no abastecimento público. Muitas medidas e técnicas relacionadas à forma como a água é aplicada na agricultura podem ser aperfeiçoadas visando economia e eficiência. Um dos maiores desafios que se tem a nossa frente é o de otimização na utilização das reservas hídricas nas áreas agrícolas, baseando-se no uso mais eficiente da água que retorna para os rios ou para os aquíferos. As formas de manejo do uso da terra influenciam de forma direta na infiltração, processo pelo qual a água passa pelo solo, que resulta em recarga do lençol freático e dos aquíferos.

A infiltração é um processo que depende, em maior ou menor grau, de diversos fatores, dentre os quais podemos citar o tipo e a condição do solo, a umidade inicial do solo, a carga hidráulica imposta, a presença de fendas, rachaduras, canais biológicos, raízes, a cobertura do solo; e à compactação do solo, por causas antrópicas ou naturais. O estudo da condutividade hidráulica dos solos fornece subsídios para a compreensão do comportamento da infiltração da água.

O uso do geoprocessamento como ferramenta para o estudo da dinâmica dos solos, proporciona uma análise comportamental e uma visão espacial da realidade dos solos. Os fenômenos naturais são mais facilmente entendidos quando é possível a visualização da sua distribuição espacial e/ou temporal. Neste contexto, a aplicação da geoestatística torna-se essencial, uma vez que esta permite verificar a existência da dependência espacial e/ou temporal das variáveis e, quando dependentes, pode ser realizado o respectivo mapeamento por técnicas de estimação ou de simulação.

Uma das ferramentas que podem ser aplicadas para entender e caracterizar essa dinâmica do solo é o modelo de simulação estocástica. Pela tentativa de simulação dos mecanismos da realidade, esses modelos podem mostrar o comportamento do solo em diferentes cenários ambientais, como o déficit hídrico ou a precipitação extrema. A relação entre os processos sócio econômicos e biofísicos pode ser representada pela dinâmica entre agentes heterogêneos que interagem entre si e com o ambiente.

Modelos de simulação espacial têm sido difundidos e incluídos em pacotes de Sistemas de Informações Geográficas (SIGs), devido à sua facilidade de implementação, habilidade em reproduzir formas e capacidade de serem readaptados

para modelar fenômenos espaciais. Dentre eles podemos destacar os modelos de estimação e de simulação. Os modelos de estimação têm como objetivo a minimização da variância do erro, ou seja, procura ser mais precisa em relação à simulação estocástica, que objetiva a reprodução da variabilidade espacial e da incerteza. Quando se trabalha com diversas variáveis, coletadas de uma mesma amostra, as técnicas mais adequadas de análise são fornecidas pela estatística multivariada ou multidimensional. Esta abordagem permite avaliar simultaneamente a variabilidade das diversas propriedades medidas.

A abordagem multivariada é de suma importância para identificar problemas ambientais e propor soluções para minimizar os riscos potenciais nos ecossistemas. Com esta finalidade, os modelos geoestatísticos de permeabilidade e infiltração de água, são desenvolvidos para simular sistemas e para descrever regimes de água no solo, dinâmica de nutriente e informações úteis para o monitoramento ambiental.

Dentro deste contexto, torna-se importante o desenvolvimento de metodologias multivariadas para analisar, diagnosticar e simular os fatores ambientais que afetam a disponibilidade de água e a conservação dos solos.

O presente trabalho tem como hipótese de que a simulação e a co-simulação sequencial direta, dos dados de condutividade hidráulica do solo, permitirá a discriminação de zonas de manejo das terras visando a irrigação, na sub-bacia que engloba a nascente do Rio Pardo, em Pardinho e Botucatu - SP.

Os objetivos específicos foram:

- Estabelecer, por meio da análise de componentes principais, os parâmetros espaciais que descrevam o comportamento das variáveis que mais influenciam na condutividade hidráulica dos solos da sub-bacia;
- Determinar os coeficientes de correlações das variáveis do solo, sobretudo com os parâmetros físico-hídricos do solo, definindo as covariáveis a serem utilizadas;
- Modelar e validar a espacialização dos atributos físico-hídricos do solo;
- Obter os parâmetros físico-hídricos dos solos espacializados por meio de simulação e co-simulação sequencial direta;
- Estabelecer as zonas de manejo da permeabilidade do solo, visando a irrigação na sub-bacia da cabeceira do Rio Pardo.

4 REVISÃO DE LITERATURA

4.1 Condutividade hidráulica e infiltração da água no solo

A Condutividade Hidráulica, segundo Klute e Dirksen (1982), é definida pela capacidade do solo de conduzir água e pelas características desta água. Estudá-la é importante em qualquer tema que envolva o movimento da água no solo, segundo Hurtado et al. (2005), seja para verificar a própria dinâmica da água, seja para estudar a lixiviação de elementos químicos, nutrientes e defensivos agrícolas, bem como seus potenciais impactos ao ambiente.

O coeficiente de permeabilidade, ou condutividade hidráulica do solo foi definido e estudado em 1856, com a publicação de "Les Fontaines Publiques de la Ville de Dijon" por Henry Darcy (1856). No trabalho denominado "Determinação das leis de fluxo de água através de areia", o autor descreveu e mostrou resultados dos experimentos que o levaram a formular a lei de Darcy. A base para qualquer determinação de fluxo em meio poroso foi, daí em diante, regida por esta lei. A primeira equação utilizada para quantificar o movimento da água no solo foi conhecida como equação de Darcy. A qual estabeleceu que a quantidade de água que passa por unidade de tempo e de área pelo meio poroso saturado é proporcional ao gradiente de potencial total da água nesse meio. A constante de proporcionalidade foi denominada por Darcy

de condutividade hidráulica, conhecida como condutividade hidráulica do solo saturado. (GONÇALVES; LIBARDI, 2013).

A condutividade hidráulica do solo saturado descreve a característica de seu sistema poroso, envolvendo propriedades relacionadas com a sua porosidade, como quantidade, tamanho, morfologia, continuidade e orientação dos poros. Pelo fato de a condutividade hidráulica (K) na condição saturada depender em grande parte da forma e continuidade do sistema poroso, essa varia fortemente de região para região, apresentando valores extremos em determinados locais e podendo diferir também nas distintas orientações do solo (GONÇALVES; LIBARDI, 2013).

Segundo os mesmos autores, a condutividade hidráulica na condição saturada é mais dependente da estrutura do que da textura do solo e, ao elevar o grau de agregação de um solo, o seu valor aumenta. O efeito da estrutura e em especial dos macroporos (diâmetro maior do que 50 μm) possibilita a um solo argiloso exibir valores de condutividade hidráulica (K) similares ao arenoso. Para Libardi (1999), todas essas propriedades do espaço poroso, que influenciam a condutividade do solo, podem ser reunidas no termo único “geometria porosa dos solos”.

A lei de Darcy, que é aplicada a solos saturados com fluxo laminar, indica que a taxa de fluxo em meio poroso é proporcional ao gradiente hidráulico ou ao gradiente de potencial em termos de carga hidráulica e a condutividade hidráulica é a propriedade que relaciona estas duas variáveis (DARCY, 1856).

Em solos não saturados, a condutividade hidráulica passa a ser uma função da umidade volumétrica ou da sucção do solo. Buckingham (1907), aplicou uma fórmula equivalente à lei de Darcy para fluxo não saturado (NIMMO; LANDA, 2005). Quando se introduz a relação de dependência entre condutividade e umidade na lei de Darcy para descrever o fluxo em solos não saturados esta lei passa a ser chamada de lei de Buckingham-Darcy (Equação 1) (BUCKINGHAM, 1907).

$$v = -K(\theta) \frac{dh}{ds} \quad (1)$$

onde: v é a velocidade, K é a Condutividade Hidráulica e $\frac{dh}{ds}$ é o gradiente hidráulico.

A relação entre condutividade hidráulica e umidade volumétrica, ou sucção mátrica, define a função de condutividade hidráulica, ou função- K do solo, proposta primeiramente por Buckingham (1907). Este foi quem definiu o conceito de

potencial mátrico e condutividade hidráulica não saturada (K) como propriedades distintas de um solo (NIMMO; LANDA, 2005).

A carga hidráulica em meio poroso é obtida a partir da Equação (2) de Bernoulli, considerando que a velocidade nos poros do solo é desprezível:

$$h = h_e + h_p \quad (2)$$

A carga hidráulica (h) é a soma entre carga de elevação (h_e) mais a carga piezométrica (h_p). O termo altimétrico é representado pela altura de elevação em relação a determinado referencial e o termo piezométrico é representado pela pressão da água. A natureza da carga pode ser muito diferente quando se compara fluxo saturado e não saturado, principalmente no que diz respeito à carga de pressão.

Quando o solo está saturado, a água está a uma pressão hidrostática maior que a atmosférica (de referência) indicando uma carga de pressão positiva (HILLEL, 1998). Nesta condição a água tenderá a se mover espontaneamente para fora do solo. A carga hidráulica (h) para solos saturados é dada pela Equação (3):

$$h = z + \frac{u_w}{\rho_w g} \quad (3)$$

Onde ρ_w é a massa específica da água, g a aceleração da gravidade, u_w é a pressão de água e z é a altura de elevação em relação a um determinado referencial. O termo osmótico (relacionado à concentração de solutos) não é indicado por ser, normalmente, desprezível.

Em solo não saturado, a água não estará livre para fluir para a atmosfera. A tendência espontânea será de o solo atrair água para o seu interior o que corresponde a uma carga de pressão negativa, também chamada de sucção mátrica (HILLEL, 1998). A pressão do ar é, em geral, considerada igual à pressão atmosférica, de referência ($u_a = 0$), e assim, a sucção mátrica corresponde a uma pressão de água negativa ($\psi = -u_w$). Portanto, em solo não saturado o termo de carga piezométrica é representado pela sucção (ψ) do solo, através da Equação (4):

$$h = z - \frac{\psi}{\rho_w g} \quad (4)$$

Segundo Cheng et al. (2011), a medição de parâmetros hidrogeológicos das bacias hidrográficas, como a condutividade hidráulica do solo, é muito importante para a investigação dos processos hidrológicos de infiltração, recarga de águas subterrâneas e de geração de escoamento (BICKNELL et al., 1984; MARK et al., 2004; MARKSTROM et al., 2008).

Lambe et al. (1969) definem a condutividade hidráulica como a velocidade do líquido permeante no solo em uma área unitária e com gradiente hidráulico unitário. Sendo assim, esta propriedade dependerá tanto de características do solo quanto de características do líquido.

Formulações clássicas para infiltração local, tipicamente usadas quando os eventos de tempestade considerados são isolados, são a equação estendida Philip (CHOW et al., 1988) e o modelo de Green-Ampt estendido por Mein e Larson (1973) e Smith e Parlange (1978), enquanto no caso dos padrões de chuva complexas com sucessivas infiltrações no solo com ciclos de redistribuição de água, um modelo adequado foi proposto por Corradini et al. (1997). Extensões da modelagem de infiltração do local para a escala de campo foram desenvolvidos para solos verticalmente homogêneos por Smith e Goodrich (2000) e Govindaraju et al. (2001), enquanto que para solos de duas camadas, formulações com uma camada superior mais permeável foram propostas por Corradini et al. (1997).

As propriedades hidráulicas de solos não saturados são representadas em função de muitas variáveis. Especificamente, a curva de retenção de umidade no solo e a função-K são sensíveis às variáveis relacionadas à estrutura do solo, como distribuição no tamanho dos poros, proporção das frações areia e argila, mineralogia de argila, condições de compactação, mudanças no volume e estado de tensão (MCCARTNEY; PARKS, 2009).

No entanto, a infiltração, o escoamento superficial e o fluxo profundo, segundo trabalhos de Beven (2002), Montgomery e Dietrich (2002) e Fiori et al. (2007), na maioria das situações reais, são gerados por precipitação sobre superfícies com diferentes gradientes. Por conseguinte, os modelos acima mencionados têm de ser adaptados para os efeitos de inclinação da superfície. Algumas investigações para resolver este problema foram realizadas, por exemplo, por Poesen (1984) e Sharma et al. (1983) por meio de experimentos de laboratório e de campo, respectivamente; por Philip (1991), no desenvolvimento de uma formulação teórica para a dinâmica de infiltração, por Chen e Young (2006) que prorroga a abordagem Green-Ampt e por

Essig et al. (2009) que comparou os resultados experimentais numéricos e de laboratório. Mas resultados contraditórios foram relatados sobre o papel de inclinação da superfície de infiltração.

Observa-se uma diminuição da infiltração com o aumento do ângulo de inclinação. Sharma et al. (1983) realizaram experimentos de campo em um solo argiloso sob os índices pluviométricos naturais e atribuíram esta tendência para a redução do tempo disponível para a precipitação para se infiltrar em encostas mais íngremes. Por outro lado, Poesen (1984), instituiu experimentos de laboratório e observou que para as taxas artificiais de chuva, infiltração e escoamento superficial não foram afetadas por variações no ângulo de inclinação, enquanto que para as taxas de pluviosidade os resultados mostraram uma relação positiva entre a infiltração e declive.

Um aumento no índice de vazios gera aumento no valor da condutividade hidráulica saturada. O diâmetro das partículas é diretamente proporcional ao índice de vazios, e assim quanto maior o diâmetro (solo com partículas mais grossas) maior o índice de vazios e, conseqüentemente, maior a condutividade hidráulica saturada (DIAS, 2012).

As características do grau de saturação, textura e composição são tratadas indiretamente, pois, como todas estão correlacionadas, é difícil isolar o efeito de cada uma (LAMBE et al., 1969).

A textura é a propriedade que indica a distribuição do tamanho dos grãos no solo. Considerando solos de mesmo índice de vazios, o que estiver em estado mais floculado terá maior condutividade hidráulica, o oposto ocorrerá no solo com estado disperso (partículas aproximadamente paralelas). Isso ocorre porque no estado disperso a tortuosidade do caminho percorrido pelo líquido, considerando fluxo normal das partículas, é maior. No solo floculado há canais mais largos disponíveis ao fluxo, resultando em maior facilidade de percolação do líquido, e, conseqüentemente, maior condutividade hidráulica do solo. A estrutura floculada aparece em solos compactados secos, já a estrutura dispersa que leva o menor valor de K , aparece em solos compactados na umidade ótima de compactação (PINTO, 2002).

A influência da composição no coeficiente de permeabilidade não é muito importante no que diz respeito a areias e siltes. Mas, em argilas a composição afeta de maneira significativa o valor de K , principalmente, devido à presença de diferentes íons em diferentes solos argilosos (LAMBE et al., 1969).

Quanto ao grau de saturação do solo, para um mesmo solo, a condutividade hidráulica será maior se o solo estiver saturado do que se estiver não saturado. Pois, na condição de não saturação, existem bolsas de ar remanescentes após a percolação, em virtude da tensão superficial da água, que constituem obstáculos ao fluxo de água. Quando o solo está saturado todos os poros estão preenchidos com água e a conduzem, a fase água é contínua e a condutividade hidráulica será máxima. Quando o solo se torna não saturado, alguns destes poros ficam preenchidos com ar diminuindo a área de condução de água, e consequentemente, reduzindo sua condutividade hidráulica (DIAS, 2012).

Dias (2012) afirmou que a variação da condutividade hidráulica com o grau de saturação depende das propriedades geométricas dos canais pelos quais a água se move. Os primeiros poros a se esvaziarem na dessaturação são os grandes poros, ficando o fluxo cada vez mais restrito aos poros menores. Dessa maneira, solos que apresentem canais de fluxo maiores (solos granulares) tendem a drenar mais rapidamente, acarretando em uma queda mais acentuada no valor da condutividade não saturada com a diminuição do grau de saturação do que em solos finos, que apresentam grande quantidade de microporos.

Os microporos retêm água por força de capilaridade mantendo o fluxo contínuo nestes pequenos canais. O resultado é uma queda mais suave no valor de condutividade hidráulica não saturada com a redução do grau de saturação em solos finos quando comparado aos granulares. Assim, para condições de baixa saturação, solos finos possuem maior condutividade hidráulica não saturada do que solos granulares (Figura 1). Este fato rege o princípio das barreiras capilares e anisotrópicas utilizadas como coberturas impermeabilizantes de aterros sanitários (HILLEL, 1998).

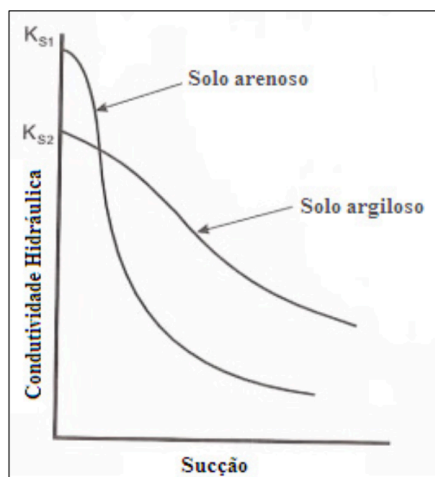


Figura 1. Função de condutividade hidráulica para condição de baixa saturação em solo arenoso e argiloso.

Fonte: Adaptado de Hillel (1998).

Neste sentido, o índice de vazios e a textura do solo influenciam o valor da condutividade hidráulica de maneiras diferentes quando se compara o fluxo saturado e não saturado. No primeiro caso (condição saturada), um grande índice de vazios e a presença de poros largos garantem alta condutividade hidráulica saturada. No segundo caso (condição não saturada), quanto maior o índice de vazios e o tamanho dos poros mais facilmente estes são drenados, facilitando a entrada de ar no solo e reduzindo a área de fluxo contínuo, ou seja, reduzindo a condutividade hidráulica (DIAS, 2012).

Na Tabela 1 está apresentado uma classificação para os solos em relação ao valor de sua condutividade hidráulica quando saturados, segundo Lambe et al. (1969).

Tabela 1. Classificação dos solos de acordo com a sua condutividade hidráulica saturada.

Grau de Permeabilidade	Valor de K_{sat} (m/s)	Valor de K_{sat} (mm/h)
Alto	Acima de 10^{-3}	Acima de 3600
Médio	$10^{-3} - 10^{-5}$	3600 – 36
Baixo	$10^{-5} - 10^{-7}$	36 – 0.36
Muito Baixo	$10^{-7} - 10^{-9}$	0.36 – 0.0036
Praticamente impermeável	Abaixo de 10^{-9}	Abaixo de 0.0036

Fonte: Adaptado de Lambe et al. (1969).

A função de condutividade hidráulica reflete o decréscimo nos caminhos disponíveis para fluxo à medida que o solo perde umidade. Para condições em que a fase líquida de um solo não é contínua, a migração de água ocorre principalmente pelo transporte de vapor por difusão. Neste caso, a aplicação de gradiente hidráulico não produzirá fluxo e a proporcionalidade entre gradiente hidráulico e taxa de fluxo de líquido deixa de existir, ou seja, a função de condutividade hidráulica deixa de ter relevância física (DIAS, 2012).

4.2 Análise de Componentes Principais

Segundo Landim (2011), o método de ordenação de dados mais difundido e com mais aplicação em Geociências é a Análise de Componentes Principais (ACP). A técnica se resume em descobrir componentes lineares de variáveis correlacionadas, calculando-se os autovalores e correspondentes autovetores de uma matriz de variâncias-covariâncias ou de uma matriz de coeficientes de correlação entre as variáveis.

O método da ACP, segundo Santi et al. (2012), resulta na redução do número de variáveis a serem consideradas em um determinado estudo e auxiliam no processo de julgamento da importância das variáveis originais escolhidas. Assim, aquelas que tiverem maior importância do ponto de vista estatístico, apresentarão o maior peso (MOITA NETO; MOITA, 1998). Estudos como de Gomes et al. (2004), Silva et al. (2010); Cherubin et al. (2011) e de Nogara Neto et al. (2011), demonstram que a investigação de atributos físicos, químicos e mineralógicos limitantes ao desenvolvimento vegetal, podem ser auxiliados por esta técnica.

Geometricamente, a ACP representa um novo sistema de coordenadas obtido pela rotação dos sistemas originais. Os novos eixos fornecem as direções da máxima variabilidade. Considerando uma amostra com duas variáveis de n observações, representadas na Figura 2, obtêm-se, por meio da rotação dos eixos, um novo sistema de coordenadas, em que Y_1 representa o eixo principal e Y_2 o eixo secundário, sendo α_1 e α_2 os ângulos formados entre os eixos originais X_1 e X_2 e os eixos Y_1 e Y_2 do novo sistema de coordenadas. A direção dos eixos é determinada pelos autovetores, aplicando-se aos ângulos os cossenos diretores ($e_{11} = \cos(\alpha_1)$ e $e_{21} = \cos(\alpha_2)$). Os autovalores λ_1 e λ_2 representam a variabilidade contida em cada um dos novos eixos (JOHNSON; WICHERN, 1992).

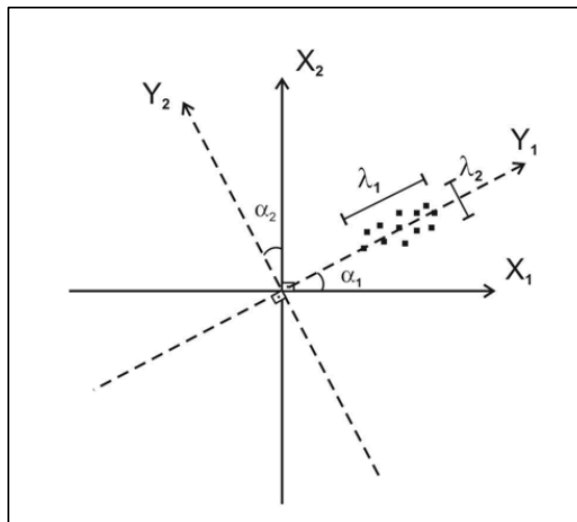


Figura 2. Sistema de coordenadas X_1 e X_2 , novo sistema Y_1 e Y_2 , ângulos de rotação dos novos eixos e autovalores.

Fonte: (CATEN, 2008).

A ACP é obtida por meio da matriz de covariâncias, ou pela matriz de correlações, ambas extraídas da matriz original $X_1, X_2, \dots, X_p$ (JOHNSON; WICHERN, 1992). Calcula-se as Componentes Principais (CP) por ordem de importância decrescente, isto é, a primeira explica o máximo possível da variância dos dados originais, a segunda o máximo possível da variância ainda não explicada, e assim por diante. As correlações das variáveis passam a ser suprimidas uma vez que as CP são ortogonais entre si (CATEN, 2008).

Para Webster (2001) na ACP, um novo conjunto de eixos é definido a partir de uma transformação dos dados, fazendo-se rotações dos eixos dos dados originais. Trata-se de um procedimento matemático, não estatístico. Não requer pressuposição da normalidade da distribuição e não leva em conta o teste estatístico de significância, podendo ser usada para reduzir o número de variáveis (VITHARANA et al., 2008), descobrir padrões (GOMES et al., 2004), otimizar amostragem (HENGL, 2003) e gerar variáveis não correlacionadas (HENGL et al., 2007).

Segundo Caten (2008), como as CP são ortogonais e, portanto, não correlacionadas, é possível examinar as relações entre as amostras através dos gráficos dos escores, projetados nas primeiras CP, e entre as variáveis, através dos gráficos de correlações. A representação destas correlações é normalmente feita em um

gráfico de círculo com dimensão unitária, correlação máxima igual a um (Figura 3a). Segundo Odeh et al. (1991), quanto mais próximo do círculo estiver uma variável maior sua correlação nesta dimensão (p_1), de maneira inversa quanto mais próxima do centro menor sua importância (p_2). Assim como, variáveis muito próximas entre si estarão correlacionadas e explicando a mesma informação (p_1 e p_3), variáveis em lados opostos do círculo unitário são inversamente correlacionadas (p_1 e p_4), e apenas uma delas, em cada uma das situações, necessita ser considerada.

Quanto à representação dos escores, sua plotagem em gráficos de dispersão possibilita que possam ser feitas relações entre as amostras em uma menor dimensão (POPPI; SENA, 2000) (Figura 3b). Outra alternativa é a representação simultânea das correlações e dos escores com a utilização dos diagramas de ordenação biplots (Figura 3c). Nestes biplots, ambos, escores e correlações, são normalizados e representados em um mesmo espaço, facilitando, desta maneira, a visualização das relações recíprocas entre objetos, variáveis e CP (ODEH et al., 1991).

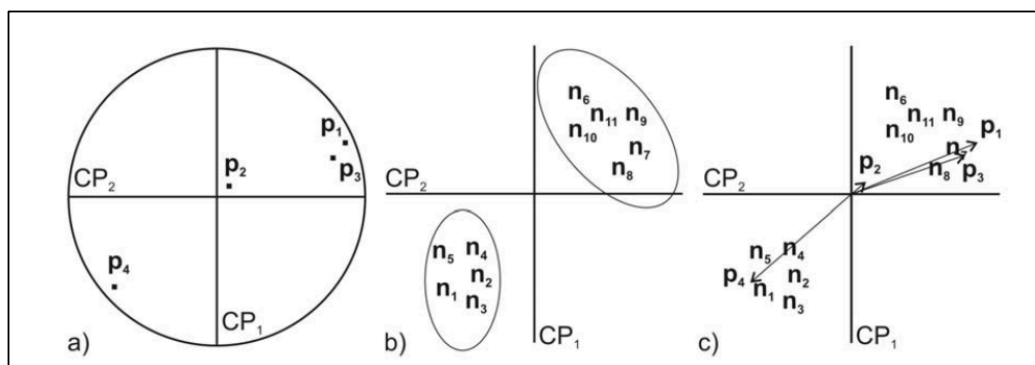


Figura 3. a) Correlações entre variáveis e as Componentes Principais (CP). b) Escores nas duas primeiras CP. c) Biplot.

(Fonte: CATEN 2008).

A interpretação de cada componente é feita com base nas correlações entre as variáveis e os eixos, e estaria simplificada se cada variável tivesse uma correlação relativamente mais elevada para apenas uma das componentes, e valores pequenos ou próximos de zero para todas as componentes restantes. Isto pode ser conseguido por meio da rotação das CP (CATEN, 2008).

A aplicação da ACP em ciência do solo é bastante antiga. Na década de 70, Webster e Burrough (1972) a utilizaram como metodologia para

selecionar, entre um conjunto de variáveis, aquelas que explicavam a maior parte da variabilidade dos dados, com o objetivo de analisar a coerência e homogeneidade dos delineamentos de classe de solos. Ao longo dos anos predominaram estudos como este, (OVALLES; COLLINS, 1988; BEAUCHEMIN et al., 2002; VITHARANA et al., 2008), que visam a redução do número de variáveis, e posterior aplicação em modelos.

A ACP, por ser concebida no modelo linear, tem boa aplicação aos estudos que relacionem o solo a preditores ambientais, pois dificilmente existe uma relação não linear entre eles (ODEH et al., 1991). Ainda são comuns no Brasil trabalhos que se utilizam da ACP como um método apenas de ordenação, buscando estabelecer relações entre características químicas, físicas ou biológicas e o ambiente (GOMES et al., 2004; PISSARRA et al., 2004; BENEDUZI et al., 2008), sem qualquer aplicação de modelagem. Por outro lado, a aplicação de CP pode apresentar desvantagens como a transformação dos dados originais para novas variáveis sem significado físico, além de ser de interpretação mais complexa (HENGL; ROSSITER, 2003).

A detecção das relações lineares entre duas variáveis são obtidas pelo coeficiente de correlação de Pearson (r); o valor de r está sempre entre $+1$ e -1 , com $r = 0$ correspondendo à não associação absoluta (PIMENTEL GOMES, 1990).

Após verificar a distribuição dos dados, segundo Pimentel Gomes (1990) e Carvalho et al. (2003), quando os coeficientes de variação não apresentam distribuição normal, utiliza-se a mediana em substituição à média.

4.3 Geoestatística

O geoprocessamento é uma ciência que utiliza informações geográficas tratadas e interpretadas por meio de técnicas matemáticas em ambiente computacional (PIROLI, 2002), dentre elas a Geoestatística. Esse tema assume papel importante nas áreas de análise de recursos naturais, cartografia, produção agrícola, comunicação, transportes, energia e planejamento urbano e rural (CÂMARA; MEDEIROS, 1998).

A constatação de dependência espacial de variáveis requer o uso de um tipo de ferramenta chamada Geoestatística, a qual surgiu na África do Sul, quando Krige (1951), ao trabalhar com dados de concentração de ouro, concluiu que não conseguia encontrar sentido na variância presente, se não levasse em conta a distância entre as amostras. Matheron (1963; 1971), baseando-se nestas observações,

desenvolveu a Teoria das Variáveis Regionalizadas que consolidou os fundamentos da Geoestatística (VIEIRA, 2000).

Segundo Matheron (1963; 1971), a diferença entre os valores do atributo tomados em dois pontos próximos no espaço, deve ser menor do que a diferença entre aqueles tomados em dois pontos distantes. Portanto, os valores de dados vizinhos interferem fortemente no valor de cada dado amostrado, ilustrando uma continuidade espacial (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989).

Para Soares (2006), modelos que inferem as grandezas de fenômenos ambientais em espaços não amostrados, são extremamente úteis na quantificação das características de um recurso natural a partir das informações disponíveis.

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

Então, recorre-se a geoestatística, que consiste basicamente em um conjunto de ferramentas estatísticas que quantificam e espacializam a continuidade da grandeza em estudo, utilizando-se a sua variabilidade estrutural e os modelos de simulação estocástica, que quantificam a incerteza ligada ao fenômeno espacial, por meio de modelos de interpolação (SOARES, 2006).

A estimação de atributos espaciais requer procedimentos inferenciais, nos quais os valores desconhecidos são inferidos a partir de amostras pontuais do atributo e informações correlacionadas (FELGUEIRAS, 1999). Para tanto a geoestatística apresenta dois procedimentos inferenciais: estimando, por meio dos diversos métodos de krigagem e simulando, por meio dos seus diversos algoritmos.

Métodos geoestatísticos de estimativa e simulação possuem diferentes objetivos e diferem principalmente em um aspecto determinante: a maneira como é interpretado o erro de estimativa (SOARES, 2006).

O variograma é a função geoestatística chave que caracteriza a variabilidade do padrão espacial, ou temporal, de um determinado fenômeno. O variograma experimental ou das amostras $\gamma(h)$ é calculado a partir da metade da diferença média quadrada entre os pares de dados que pertencem a uma certa classe de distância (Equação 5):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (5)$$

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

Os modelos de variograma e os seus parâmetros são calculados levando-se em consideração os variogramas experimentais, calculados a partir dos dados. O objetivo principal é capturar o padrão espacial de um fenômeno físico no modelo de variograma, ao invés de obter um melhor ajuste da variância (GOOVAERTS, 1997).

Isaaks e Srivastava (1989) descreveram os parâmetros do variograma como apresentados na Figura 4. De acordo com os autores, à medida que a distância amostral aumenta, também aumenta a variância $\gamma(h)$ até um valor máximo onde se estabiliza. Este valor no qual $\gamma(h)$ se estabiliza chama-se patamar (C_0+C_1). O valor de efeito pepita (C_0) revela a descontinuidade do variograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. À distância na qual $\gamma(h)$ atinge o patamar é chamada de alcance (a), que define a distância a partir da qual as amostras são independentes.

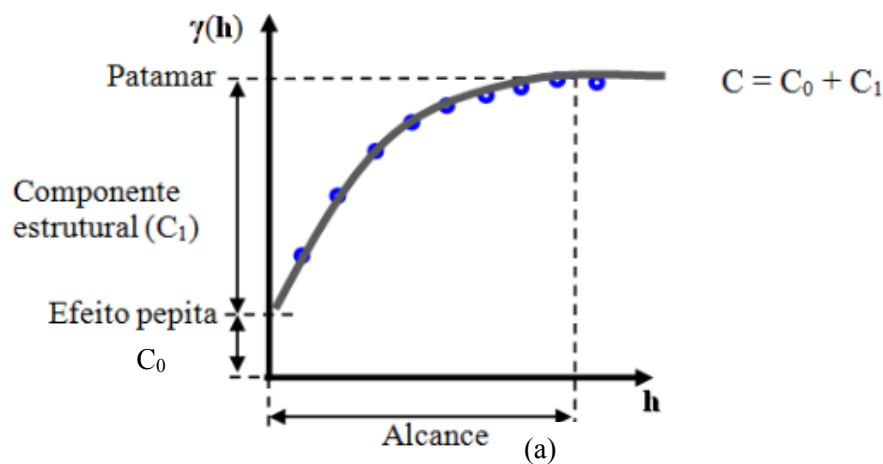


Figura 4. Componentes do variograma.

(Fonte: SILVA, 2014)

Os parâmetros do modelo de variograma, patamar, alcance e

efeito pepita, são utilizados para atribuir os pesos ótimos para a predição espacial usando krigagem ou simulação estocástica (SRIVASTAVA, 2013).

Em modelos, como o esférico e exponencial valores de $\gamma(h)$ aumentam com a distância até atingirem um valor máximo, onde se estabilizam, chamado patamar, sendo essa distância conhecida como alcance (SRIVASTAVA, 2013). O alcance é a distância h , em que a correlação espacial, ou temporal, desaparece, ou seja, observações separadas por uma distância maior do que o alcance são observações espacialmente (ou temporalmente) independentes. O alcance é um dos parâmetros mais importantes, porque ele está relacionado com a extensão espacial (ou espaço-tempo) da continuidade do fenômeno.

O efeito pepita (C_0) se mostra quando para o valor h igual a zero já existe um valor diferente de zero em $\gamma(h)$ e indica resultados de alta variabilidade em distâncias curtas, que podem ser causados pela falta de amostras, ou imprecisão de amostragem. O variograma normalmente é modelado por um processo de ajuste visual usando uma interface gráfica, porém técnicas de mínimos quadrados podem proporcionar um ajuste automático do variograma experimental. No decurso de uma análise geoestatística detalhada, um ajuste automático raramente fornece resultados definitivos. No máximo, pode ser o primeiro passo de um ajuste visual (CHILÈS; DELFINER, 1999).

Com o objetivo de construir um modelo que capture as principais características espaciais do atributo em estudo, parte-se para a determinação dos variogramas direcionais. O processo de modelagem necessita de uma série de decisões do usuário, as quais devem ser confirmadas pelos dados experimentais e por informações auxiliares sobre o comportamento do fenômeno. Entre essas decisões, estão se o modelo ajustado é isotrópico ou anisotrópico, o número e tipo de modelos a usar e os parâmetros desse modelo. Por meio da modelagem variográfica pode-se determinar o comportamento espacial do fenômeno com as direções de maior e menor continuidade espacial (GAMBIN, 2003).

Segundo Soares (2006), a anisotropia pode ser facilmente constatada pela observação dos variogramas obtidos para diferentes direções. As principais direções de h (Figura 5) examinadas são: 0° (na direção N), 90° (na direção L), 45° e 135° (nas duas diagonais principais).

A modelagem de estruturas anisotrópicas tem como objetivo reduzir as estruturas de continuidade das diferentes direções a um só modelo. Processa-

se normalmente por um conjunto de transformação geométricas do sistema de coordenadas, de modo a que os diferentes variogramas nas várias direções sejam equivalentes a um mesmo modelo, transformando-os, deste modo, em estruturas isotrópicas (SOARES, 2006).

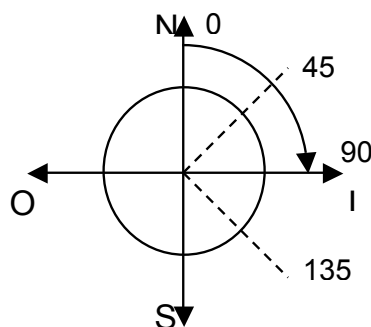


Figura 5. Direções utilizadas para verificação de isotropia e anisotropia na Geoestatística.

(Fonte: SOARES, 2006).

4.3.1 Geoestatística Multivariada

A análise simultânea de um conjunto de variáveis espacialmente correlacionadas (variáveis corregionalizadas), é o objetivo principal da Geoestatística Multivariada. É aplicada quando a variável de maior interesse, por apresentar um elevado custo de amostragem, ou por ser conhecida em um pequeno número de pontos, e outras variáveis, que tenham alta correlação com a variável de interesse, tenham menor custo de amostragem. Existem várias aplicações em domínios variados como na indústria geoquímica, mineração, pedologia, geohidrologia e agrometeorologia (GUARASCIO, 1976; MAGRI, 1982; ABOUFIRASSI; MARIÑO, 1984; AHMED; MARSILY, 1987; RIBEIRO; MUGE, 1989; CASTRIGNANÒ et al., 2000; SILVA et al., 2010).

As análises dos variogramas simples e cruzados das diversas variáveis enriquecem os resultados em comparação aos métodos clássicos de análise de dados. Essas análises são enfatizadas por Wackernagel (1988, 1989) e Sousa (1989), possuindo maiores potencialidades do que análises que não levam em conta a estrutura espacial das variáveis, justificando, só por si, o estudo conjunto das variáveis

regionalizadas.

As técnicas de análises multivariadas já foram utilizadas em estudos geoquímicos (MOURA, 1985; OLIVEIRA et al., 1998; FADIGAS et al., 2002) e de inter-relações entre atributos de solo (CORREIA, 1993; NAIDU et al., 1994; YU et al., 2001; YONGMING et al., 2005). Segundo Demétrio (2002), as técnicas multivariadas permitem avaliar simultaneamente um conjunto de características levando-se em consideração as correlações entre elas. Essas técnicas possibilitam inferências sobre conjuntos de dados no nível de significância conhecido, permitindo assim ampla faixa de compreensão da distribuição geral dos resultados (PAYE et al. 2012).

Segundo Soares (2006), nas situações onde a determinação de variáveis em estudo é inviável financeiramente e de amostragem difícil, aplica-se um método denominado cokrigagem, onde a estimativa de novos valores em locais não amostrados se baseia nos parâmetros expressos por um variograma cruzado entre duas variáveis.

4.3.1.1 Variograma cruzado

Uma vez que duas variáveis apresentem alta correlação, e que se conheça a magnitude desta relação, sendo uma delas de determinação mais simples (covariável), descreve-se a variabilidade simultânea através dos variogramas cruzados. Segundo Soares (2006), desta forma, estará trabalhando com a idéia de covariável, sendo a variável primária aquela que se deseja estimar e a secundária a covariável.

Considera-se nos casos em que na localização espacial de uma mesma amostra são observados mais do que uma variável $Z_1(x_i)$, $Z_2(x_i)$,... $Z_N(x_i)$. Por exemplo, a pluviometria, temperatura e cota do terreno medidas na mesma localização espacial (SOARES, 2006).

Ainda segundo Soares (2006), a correlação entre cada par daquelas variáveis $Z_1(x)$, $Z_2(x)$, $Z_N(x)$ pode ser calculada por meio do coeficiente de correlação para o conjunto das N amostras (Equação 6):

$$\rho(Z_1 Z_2) = \frac{1}{N_{\sigma_1 \sigma_2}} \sum_{i=1}^N [(Z_1(x_i) - m_1)(Z_2(x_i) - m_2)] \quad (6)$$

sendo: m_1 , m_2 , σ_1 e σ_2 as médias e variâncias de $Z_1(x)$ e $Z_2(x)$, respectivamente.

Mas pode-se generalizar este quadro de correlações entre as diferentes variáveis e calcular a correlação entre a variável $Z_1(x)$ localizada em x e a variável $Z_2(x+h)$ localizada em $x+h$. Esta dependência espacial entre cada par de variáveis distanciadas de h pode ser caracterizada através de variogramas, covariâncias e correlogramas cruzados (SOARES, 2006).

O interesse do estudo da dependência espacial de diferentes variáveis tem a ver fundamentalmente com a necessidade que por vezes existe de se utilizar uma variável auxiliar, normalmente mais abundante, para se estimar uma variável principal (menos abundante) com a qual está correlacionada (SOARES, 2006).

Ainda para o mesmo autor, a dependência espacial entre duas variáveis $Z_i(x)$ e $Z_j(x)$ pode ser medida pela função covariância cruzada (Equação 7):

$$C_{ij}(h) = E\{[Z_i(x) - m_i][Z_j(x+h) - m_j]\}, \forall i,j \quad (7)$$

ou pelo variograma cruzado (Equação 8):

$$\gamma_{ij}(h) = \frac{1}{2}E\{[Z_i(x) - Z_i(x+h)][Z_j(x) - Z_j(x+h)]\}, \forall i,j \quad (8)$$

Notar que $\gamma_{ij}(h) = \gamma_{ji}(h)$, mas $C_{ij}(h)$ pode não ser igual a $C_{ji}(h)$, o que significa que não é uma função simétrica em relação a h . A relação entre o variograma e covariâncias cruzadas pode ser escrita como (Equação 9):

$$\gamma_{ij}(h) = C_{ij}(0) - \frac{1}{2}[C_{ij}(h) + C_{ij}(-h)] \quad (9)$$

Reparar que, ao escrever a covariância cruzada como a soma de dois termos dependentes de h (Equação 10):

$$C_{ij}(h) = \frac{1}{2}[C_{ij}(h) + C_{ij}(-h)] + \frac{1}{2}[C_{ij}(h) - C_{ij}(-h)] \quad (10)$$

Segundo Soares (2006), o variograma cruzado só será calculado

quando algumas exigências forem atendidas:

- ✓ As informações existentes devem ser provenientes da mesma posição geográficas para ambas as variáveis. Isto significa que Z_1 e Z_2 devem ser definidas para os mesmos locais;
- ✓ As variáveis em estudo Z_1 e Z_2 devem ser correlacionadas. A covariável utilizada deve apresentar uma alta correlação espacial com a variável primária a ser estimada;
- ✓ As variáveis Z_1 e Z_2 devem apresentar dependência espacial individualmente. Tanto a variável primária a ser estimada, quanto a covariável utilizada, devem apresentar o variograma experimental ajustado a um modelo teórico, e parâmetros bem definidos;
- ✓ Para que a cokrigagem seja aplicada, as variáveis Z_1 e Z_2 devem apresentar dependência espacial em conjunto, dependência esta expressa pelo variograma cruzado.

Segundo Soares (2006), um variograma cruzado é similar ao variograma simples (patamar definido, variância crescente para pequenas distâncias e modelo experimental), porém, com diferentes significados.

Para Vieira (1998), o alcance representa apenas a distância máxima de dependência espacial entre as variáveis. Já o patamar do variograma cruzado, deve se aproximar do valor da covariância entre as duas variáveis. Assim, quando as duas variáveis forem de correlação inversa, isto é, quando aumenta uma a outra diminui, a covariância será negativa e, conseqüentemente, o variograma cruzado será negativo.

4.3.1.2 Co-krigagem

A cokrigagem é um procedimento geoestatístico, onde diversas variáveis regionalizadas podem ser estimadas em conjunto, com base na correlação espacial entre si. É uma extensão multivariada do método da krigagem quando, para cada local amostrado, obtém-se um vetor de valores em lugar de um único valor (SOUSA, 1989).

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

Na prática, a utilização de uma variável auxiliar através da cokrigagem só é realmente vantajosa, em relação à krigagem normal da variável principal, se esta for sub amostrada em relação à variável secundária e se ambas as variáveis forem correlacionadas. A prática de cokrigagem, bem como os algoritmos relativos à sua implementação, podem ser consultados através das seguintes publicações: Myers (1984), Sousa (1988; 1989), Samper e Carrera (1990), Bourgalt e Marcotte (1991), Wackernagel (1995) e Goovaerts (1997).

4.3.2 Simulação estocástica e modelagem da incerteza

As técnicas de simulações condicionais possibilitam uma melhor modelagem da incerteza, pois, combinam as várias realizações ou possibilidades (BERETTA et al., 2011). A maior vantagem da utilização de simulação condicional é que existem múltiplas soluções que honram os dados em suas posições amostrais e também reproduzem o modelo de covariância adotado. Cada uma dessas soluções pode ser vista como uma imagem alternativa da realidade (equiprobabilidade) e o conjunto de todas essas imagens fornecem uma apreciação da incerteza global, considerando a realidade representada pelos dados amostrais (PERONI, 2002).

A incerteza pode ser definida como a probabilidade de o valor num dado ponto x_0 exceder ou ser menor do que um dado valor de corte, ou a probabilidade de o valor local de x_0 estar contido entre os dois quartis (SOARES, 2006).

São conhecidos dois tipos de incertezas: local e espacial. Define-se incerteza local como aquela que contempla um ponto ou área específica (probabilidade individual), tal como citado acima. No entanto, a geoestatística centra-se na probabilidade de um conjunto de pontos exceder, simultaneamente, um dado valor limite (probabilidade conjunta) (MARQUES, 2011). Considera-se ainda, que esta última é a incerteza espacial e resulta do comportamento simultâneo do conjunto de variáveis, e para a sua determinação usam-se modelos geoestatísticos de simulação.

Para avaliar a incerteza espacial, a probabilidade conjunta de vários pontos no espaço excederem o mesmo valor de corte, são usados os modelos geoestatísticos de simulação, com os quais se pretende gerar um conjunto de imagens do fenómeno espacial, nas quais os dados estatísticos de variabilidade espacial (histograma e variograma ou covariância espacial), quantificados pelas amostras, são reproduzidos. Estas imagens, com igualdade de representação do fenómeno espacial,

denominam-se imagens equiprováveis (SOARES, 2006).

Goovaerts (2001) recomendou a escolha do tipo de modelagem de incerteza orientada por critérios práticos. Modelagem de incertezas local é a abordagem mais tradicional e isso equivale a atribuição de um intervalo de confiança para a estimativa, ou, no máximo, para construir uma distribuição de incerteza local da qual derivar uma estimativa e sua incerteza associada.

No entanto, quando o objetivo do estudo é usar as estimativas como entrada para um outro modelo e para outras previsões (como seria o caso aqui em que se propõe utilizar as estimativas como entrada a um modelo de fluxo de água do solo), a combinação de um mapa com as estimativas locais e um mapa de variações locais é de nenhum uso (GÓMEZ-HERNÁNDEZ; WEN, 1998). Por esse motivo, optou-se por uma abordagem estocástica, para modelar a incerteza espacial por múltiplas realizações igualmente prováveis da propriedade hidráulica do solo, de sua distribuição conjunta. Mais tarde, o pós-processamento destas realizações irá fornecer um modelo de incerteza sobre o resultado alvo.

Na simulação sequencial, Soares (2006), afirma que cada realização é gerada por visitar sequencialmente cada nó e gerar um valor em cada local. Uma função de distribuição de probabilidade, em um determinado local, é construída depois de resolver um sistema de krigagem. Esta distribuição de probabilidade deve levar em conta os dados de condicionamento e valores previamente simulados. O Bloco de Simulação Sequencial (BSSIM) é capaz de incorporar covariâncias a blocos de dados, assim como dados de pontos, como dados de condicionamento, usando ponto-a-ponto, zona-a-ponto, ponto-a-área e área para área. Além disso, o BSSIM utiliza o algoritmo de Simulação Sequencial Direta (JOURNAL, 1994; SOARES, 2001) para construir a distribuição de probabilidade local no espaço original.

Na área de Ciências Ambientais, o procedimento de simulação estocástica tem o objetivo de resolver questionamentos relacionados à variabilidade inerente a um ou mais atributos distribuídos no espaço (GOOVAERTS; JOURNAL, 1995), gerando representações mais próximas do comportamento dos dados originalmente amostrados.

A idéia fundamental da simulação estocástica é, antes de tentar alguma predição sobre os valores da própria variável, conhecer a incerteza associada à estimativa. As metodologias de simulação são menos preocupadas na minimização do erro localmente e procuram produzir realizações que honrem as características globais

dos dados originais, como o histograma e a continuidade espacial. A mensuração da diferença entre as realizações, que reproduzem em média as feições globais dos dados originais, permite quantificar a incerteza da estimativa (COSTA, 1997).

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

O objetivo da simulação sequencial é o de gerar um conjunto de realizações equiprováveis de um campo aleatório, em vez de uma realização mais provável. Cada imagem simulada, reproduz os principais padrões espaciais, como reveladas por variogramas, inferida pelos dados experimentais (JOURNEL, 1994; GOOVAERTS, 1997; SOARES, 2001). Segundo Monteiro (2003), os principais objetivos da simulação são: representar a complexidade de um objeto de estudo, avaliar incertezas, honrar as heterogeneidades do objeto de estudo e suportar cálculos não lineares.

Com a simulação estocástica pretende-se caracterizar a variabilidade e a incerteza espacial. Da simulação condicional resultam várias realizações diferentes, dependendo do grau de conhecimento do reservatório e da quantidade de informação disponível. A razão para serem geradas várias simulações é para permitir um acesso quantitativo ao grau de incerteza do modelo, sendo que a diferença de uma realização para outra, é a medida da incerteza (YARUS et al., 2006).

A quantificação da incerteza e a sua transformação em instrumentos de gestão de um reservatório é, normalmente, a última etapa de um estudo de caracterização geoestatística desse reservatório. Ela é feita com recurso ao cálculo de médias e variâncias e respectivos histogramas para análise do grau de incerteza (MARQUES, 2011).

4.3.2.1 Simulação e co-simulação sequencial direta

A Simulação Sequencial Direta (SSD) é um método de simulação que utiliza a variável original, não necessitando de qualquer transformação, o que é uma vantagem para a simulação de variáveis contínuas. O uso de uma co-variável

para a realização da Simulação Estocástica é definido como Co-simulação. Segundo Soares (2006), a idéia da SSD nasceu do seguinte postulado: “As leis de distribuições locais de $Z(x)$ são centradas no estimador de krigagem simples” (Equação 11):

$$[Z(x_0)]^* - m = \sum_{\alpha}^n \lambda_{\alpha} (z(x_{\alpha}) - m) \quad (11)$$

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

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

Journel e Alabert (1989) propuseram a utilização da krigagem para estimar estas funções. Soares (2001) considerou a estimação por krigagem simples para a SSD, com ou sem variáveis secundárias (deriva externa, com médias locais e cokrigagem colocalizada).

Sendo $Z(u)$ uma variável aleatória contínua Z , com localização espacial u , $Z(s)$ tem uma função global de distribuição cumulativa (SOARES, 2006) (Equação 12) e um variograma estacionário $\gamma(h)$:

$$F_Z(z) = \text{prob}\{Z(s) < z\} \quad (12)$$

O objetivo é o de reproduzir tanto $F_Z(z)$ e $\gamma(h)$, nos mapas finais simulados. Soares (2001) descreveu a sequência do algoritmo da SSD de uma variável como definição de um caminho aleatório por meio de uma grade inteira de nós u_i , $i=1, N$, a ser simulado, onde N é o número total de nós da rede a ser simulada. Em seguida estimar a média local e variância de $z(u_i)$, identificados, respectivamente, com a estimativa da krigagem simples $z(u_i)^*$ e variância da estimação, $\sigma^2(u_i)$, condicionado aos dados experimentais $z(u_i)$ e valores previamente simulados $z_s(u_i)$. Após, desenhar um valor $z_s(u_i)$ por amostragem a partir do histograma global, um valor centrado na média e variância da estimativa local; e retornar ao passo inicial até que todos os N nós tenham sido visitados pelo caminho aleatório.

O conjunto de imagens simuladas espacialmente $Z_l(u)$, $l = 1$ e N_s realizações, pode dar origem à imagem mais provável (Equação 13):

$$Z(u_i)^* = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} Z^1(u_i)}{N_s} \quad (13)$$

onde: $\sum_{i=1}^{N_s} Z^1(u_i)$ = somatória das simulações variando de $i=1$ a N_s , N_s = número de simulações.

A variância das simulações é dada pela Equação 14, segundo Soares (2001):

$$Var(u_i) = \sum_{i=1}^{N_s} (Z^1(u_i) - Z(u_i)^*)^2 \quad (14)$$

4.3.3 Validação dos variogramas

Montes et al. (2005) enfatizaram que a idéia da validação cruzada consiste em avaliar o modelo ajustado de semivariograma associado à incerteza do atributo não amostrado. Nesta validação supõe-se que uma amostra, não tenha sido observada. Assim, quando o valor amostrado é retirado, obtém-se a estimativa do mesmo pela krigagem, usando os valores vizinhos. Este processo é realizado para toda a rede amostral. Ao final para cada ponto será calculado o erro da estimação, subtraindo-se o valor estimado do valor observado.

A simulação sequencial deve gerar realizações que reproduzam em média, o histograma e o variograma das amostras condicionantes. A perfeita reprodução é raramente atingida (inclusive indesejável) devido à existência das chamadas flutuações ergódicas. Existem vários fatores que controlam a magnitude dessas flutuações apresentadas por uma realização (FOLLE, 2002): o algoritmo utilizado para gerar as realizações (algoritmos de simulação sequencial reproduzem o modelo condicionante de segunda ordem somente na média de muitas realizações); a densidade dos dados condicionantes (quanto mais dados condicionantes amostrais forem usados para efetuar uma realização, mais similar será a estatística da realização

em relação à estatística dos dados amostrais); os parâmetros do variograma e o tamanho da área em que será realizada a simulação (a magnitude das flutuações ergódicas dos variogramas das realizações de um processo de simulação serão significativas quando o alcance do modelo variográfico é grande em relação ao tamanho da área a ser simulada, particularmente se o efeito pepita for pequeno).

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

O histograma dos dados:

$$prob\{Z(x_\alpha) < z\} = prob\{Z_s(x) < z\} \quad (15)$$

O variograma dos dados:

$$\gamma(h) = \gamma_s(h) \quad (16)$$

Os valores dos dados na localização das amostras:

$$Z(x_0) = Z_s(x_0) \quad (17)$$

Segundo Moraes (2015), para verificar se o ajuste dos variogramas é aceitável, realiza-se o procedimento de validação cruzada. Este irá calcular os valores estimados nos pontos amostrais, onde poderá ser calculado o erro experimental (diferença entre o valor observado e o valor estimado), o erro médio (EM) na Equação 18, a média do erro padronizado (MEP) na Equação 19 e a variância do erro padronizado (VEP), na Equação 20.

$$EM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [z(x_i) - \hat{z}(x_i)] \quad (18)$$

$$MEP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{[z(x_i) - \hat{z}(x_i)]/\sigma_i\} \quad (19)$$

$$VEP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{[z(x_i) - \hat{z}(x_i)]/\sigma_i\}^2 \quad (20)$$

em que, n é o número de valores utilizados na validação, $z(x_i)$ é o valor no ponto i , $\hat{z}(x_i)$ é o valor estimado/simulado no ponto i e σ_i é o desvio-padrão.

Segundo Castrignanò (2011), o EM indica um grau de enviesamento e espera-se que seja próximo de 0 e a VEP é a razão entre a variância experimental e teórica, sendo que seu valor deve ser próximo de 1. Entretanto, Chilès e Delfiner (1999) constataram que o valor da variância do erro padronizado deve se encontrar em um intervalo de tolerância (IT) (Equação 21) para que seja aceitável:

$$IT = 1 \pm 3\sqrt{\frac{2}{n}} \quad (21)$$

Para identificar o melhor método para a interpolação da variável em campo, os mapas gerados podem também ser avaliados pela validação externa, baseada na soma de quadrado dos resíduos (SQR) na Equação 22, erro médio (EM), já descrito na Equação 18, e raiz quadrada do erro médio (RSME), na Equação 23 (CERRI et al. 2004; BOURENNANE et al. 2007; CHAI et al. 2007; CHIRICO et al. 2007):

$$SQR = \sum_{i=1}^n [z(x_i) - \hat{z}(x_i)]^2 \quad (22)$$

$$RSME = \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [z(x_i) - \hat{z}(x_i)]^2 \right\}^{0.5} \quad (23)$$

em que: n é o número de valores utilizados na validação, $z(x_i)$ é o valor no ponto i , e $z(x_i)$ é o valor estimado/simulado no ponto i . Para estimativas não enviesadas, SQR e ME deve ser próximo a zero, enquanto uma acurácia maior está relacionada a valores menores de RSME.

A escolha do modelo que melhor se ajusta ao variograma baseia-se, segundo Teixeira et. al. (2011), nas validações cruzada e externa.

5 MATERIAL E MÉTODOS

5.1 Caracterização da área de estudo

5.1.1 Localização geográfica

O trabalho teve como área de estudo a Sub-Bacia da Cabeceira do Rio Pardo localizada nos municípios de Pardinho e Botucatu, estado de São Paulo. Sua escolha foi, dentre outros fatores, devido à grande importância da sub-bacia, por ser a área de captação de água para o abastecimento dos dois municípios e por possuir uso intensivo de irrigação. Está situada na parte mais à montante da sub-bacia hidrográfica, abrangendo áreas dos municípios de Botucatu e Pardinho, conforme a Figura 6, situados na região central do Estado de São Paulo.

O Rio Pardo é um afluente do Rio Paranapanema, e nasce no município de Pardinho – SP, junto ao Front da Cuesta (Serra do Limoeiro), correndo no sentido ao Planalto Ocidental, integrando a bacia hidrográfica do Rio Paraná. Deságua na represa Lucas Nogueira Garcez, depois de atravessar mais quatorze municípios do Centro Oeste Paulista até a cidade de Salto Grande(SP). Segundo Vieira (2010), é um dos mais importantes rios da Bacia Hidrográfica do Médio Paranapanema, que é constituída por 42 cidades.

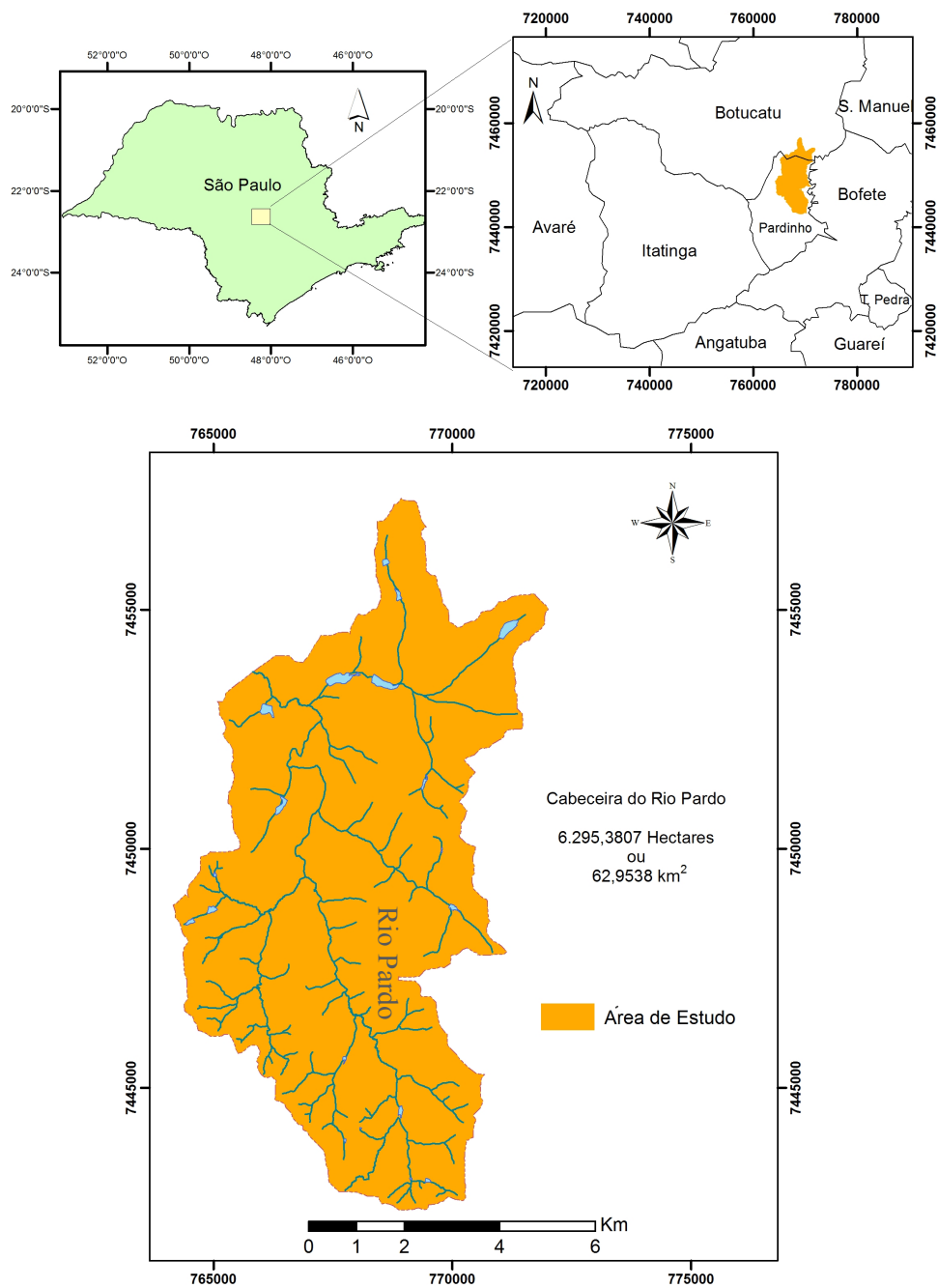


Figura 6. Mapa de localização da área de estudo na cabeceira do Rio Pardo.

A bacia considerada neste estudo possui área de 62,95 km², tendo o Rio Pardo como principal curso de água, que percorre um trecho de

aproximadamente 12,7 km. Mais da metade de sua área está contida na Área de Preservação Ambiental Botucatu (APA – Botucatu).

5.1.2 Clima

A região possui clima mais seco no inverno, sendo caracterizado como temperado quente (mesotérmico) úmido, identificada como Cfa, segundo a classificação de Köppen, apresentando índice pluviométrico entre 1.100 e 1.700 mm anuais, podendo atingir valores superiores a 1.800 mm anuais e temperaturas médias anuais em torno de 20°C (CUNHA; MARTINS, 2009). A maior concentração de chuvas na região está compreendida entre os meses de setembro a março.

5.1.3 Vegetação

A vegetação da região é classificada como Floresta Tropical Subcaducifólia e Floresta Tropical Subperenifólia (BRASIL, 1960). Há ocorrência de matas de transição e atlântica, vegetação de cerrado e campo cerrado, sendo considerada um Ecótono, contando ainda com espécies isoladas do Pinheiro-do-Paraná, testemunho de um clima mais frio (TORNERO, 1996).

Segundo Jim (2006), os fragmentos florestais da região são classificados como Cerrado Tropical Subcaducifólio ocorrendo em galerias margeando alguns cursos d'água e em alguns remanescentes nas encostas íngremes de morros. Há ocorrência de espécies florestais nativas de Mata Estacional Semidecidual, porém, grande parte da região possui áreas degradadas e é dominada pela pecuária, com diversas pastagens em mal estado de conservação e grandes áreas de agricultura, que utilizam represas e açudes, que ocorrem ao longo dos rios e córregos, para a irrigação.

5.1.4 Relevo

Segundo Araújo Junior (2001), ocorrem três feições fisiográficas distintas, de acordo com seus valores de altitude, sendo eles entre 450- 650 metros na Depressão Periférica, entre 650-840 metros na Cuesta Basáltica e no Planalto Ocidental entre 790-1000 metros.

Almeida (1964) descreveu o Planalto Ocidental Paulista como extremamente heterogêneo, com relevo uniforme, constituindo baixas e amplas colinas que avançam em direção aos vales dos principais rios, interrompidos raramente por camadas mais resistentes da Formação Marília. O relevo se apresenta mais acidentado nos locais onde os cursos d'água escavam o seu vale, aflorando a Formação Serra Geral e, nestes locais, os leitos dos rios são mais declivosos, tornando as águas rápidas.

O relevo da região é apresentado na Figura 7, com o mapa altimétrico. Este mapa foi produzido à partir da interpolação das curvas de nível disponibilizadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), distando 5 metros em nível uma da outra.

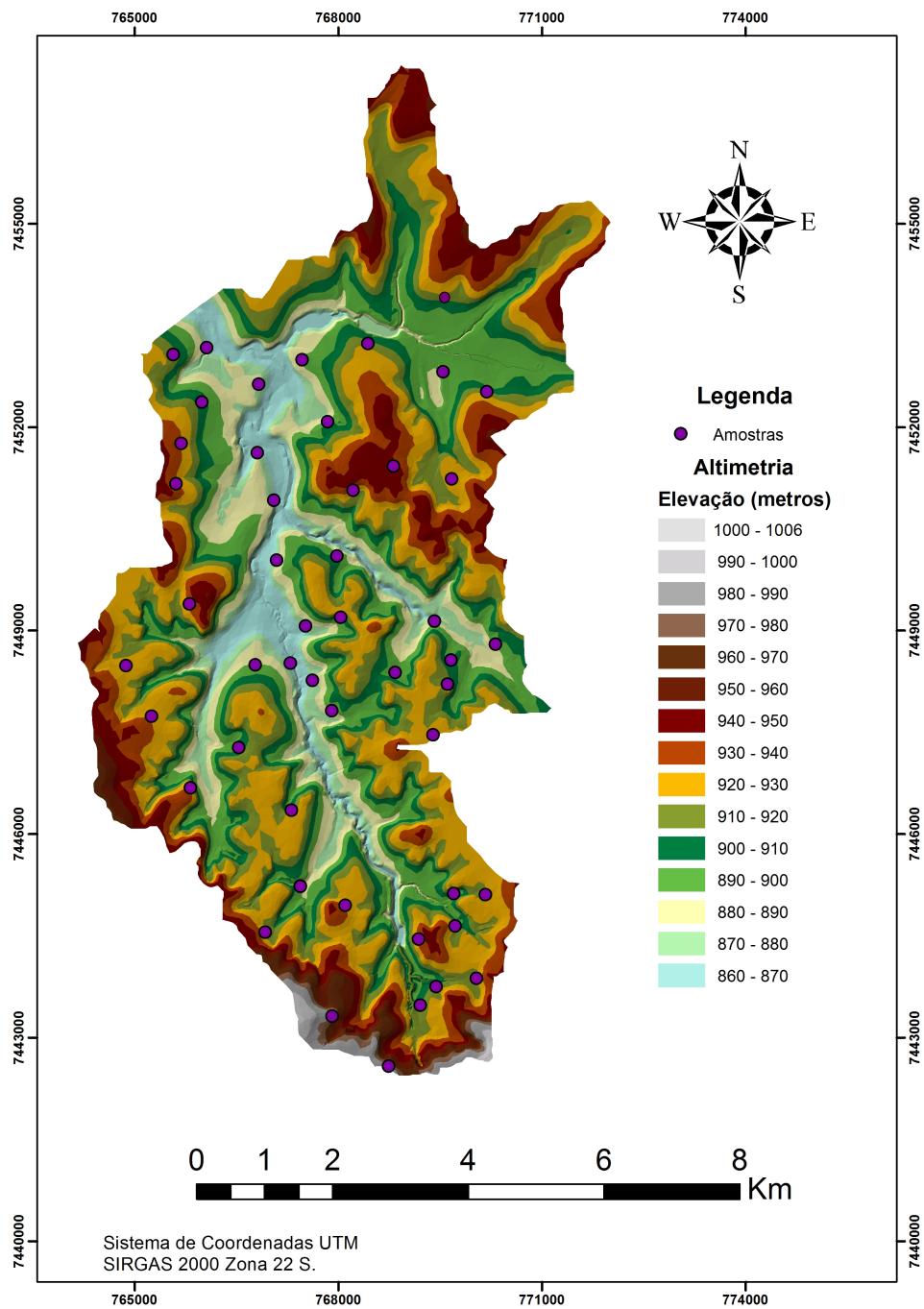


Figura 7. Altimetria da cabeceira do Rio Pardo e distribuição amostral do levantamento de solos utilizado.

O mapa de declive foi gerado a partir de curvas de nível vetorizadas e apresentadas por Nicolete, (2015). A partir destas foi gerado novo modelo altimétrico interpolado e determinadas as declividades da área da Sub-bacia, segundo Lepsch (1991).

5.1.5 Geologia

Carvalho (1981) demonstrou que ocorrem rochas da Formação Botucatu e Pirambóia na depressão periférica; sucessões de arenito Botucatu e basaltos da Formação Serra Geral, apresentando contaminação nos topos mais ou menos pronunciada de rochas do arenito Bauru, na Cuesta Basáltica e predomina a Formação Bauru no Planalto Ocidental, que aflora em alguns lugares.

Na região da Sub-bacia da Cabeceira do Rio Pardo, segundo o Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo - IPT (1984), duas formações geológicas afloram: nas áreas mais baixas do relevo, formando uma faixa relativamente estreita, margeando os cursos d'água, rochas basálticas do Grupo São Bento, Formação Serra Geral, e na parte mais alta, mais resistentes ao intemperismo, encontra-se arenitos pertencentes ao Grupo Bauru, Formação Marília, (LESSA, 2011).

5.1.6 Solos

O desenvolvimento pedogenético das regiões de Pardinho e de Botucatu, segundo Carvalho (1981), ocorrem de materiais retrabalhados do Período Neocenoico, das Formações originárias de arenito Botucatu e Bauru e das rochas vulcânicas basálticas (basaltos).

De acordo com Zimback (1997) e atualizado conforme EMBRAPA (2013), a área é composta pelos solos: Latossolo Vermelho Distrófico, Latossolo Vermelho Distroférrico, Argissolo Vermelho-Amarelo Distrófico e Gleissolo Háptico Distrófico.

O Mapa de Solos atualizado, apresentado na Figura 8, foi desenvolvido por Zimback (1997) e recortado para a área de interesse neste estudo.

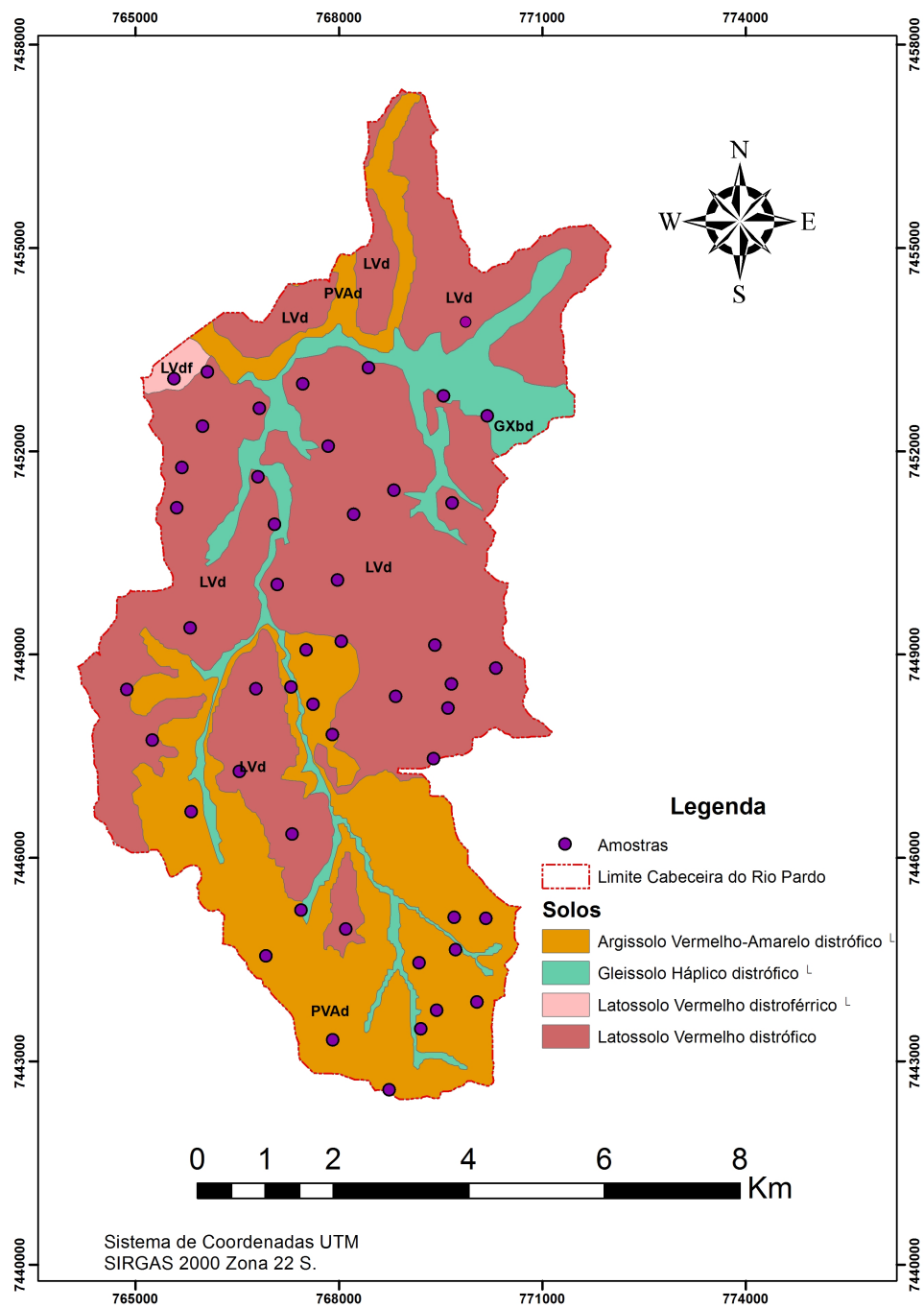


Figura 8. Mapa de solos semi-detalhado, adaptado de Zimback (1997), com os pontos amostrais utilizados no levantamento.

5.2 Metodologia

5.2.1 Amostragem de Solo

Os dados dos solos foram obtidos do trabalho de levantamento semidetalhado dos solos da área realizado por Zimback (1997). A malha amostral deste levantamento é irregular, com 52 pontos georreferenciados com Receptor GPS de Navegação e amostrados em duas profundidades: de superfície (0 a 20 cm) e sub-superfície (20 a 40 cm).

Os parâmetros físicos e químicos analisados no Laboratório de Solos, do Departamento de Solos e Recursos Ambientais, UNESP, Campus de Botucatu, foram: análise granulométrica, densidade do solo, condutividade hidráulica saturada, capacidade de água disponível, profundidade dos solos, albedo e carbono orgânico. As análises físicas foram realizadas de acordo com o Manual de Métodos de Análise de Solos (EMBRAPA, 1997). As Análises químicas foram executadas segundo a metodologia descrita em Raij et al. (1987).

A determinação da condutividade hidráulica no campo, foi efetuada com o Permeâmetro de Gelph, que é baseada na hipótese do estado fixo com infiltração constante tridimensional, em um buraco cilíndrico, num solo insaturado (REYNOLDOS; ELRICK, 1985).

Os parâmetros utilizados neste estudo, para superfície e sub-superfície nos 52 pontos amostrais, foram: Condutividade Hidráulica (K em mm/h); Textura (Silte, Areia e Argila em %); Matéria Orgânica (M.O. em g/dm³); Carbono Orgânico (C.O em g/dm³); Umidade na Capacidade de Campo (UCC em %); Umidade no Ponto de Murcha Permanente (UPMP em %); Densidade do Solo (DS em g/cm³); Densidade de Partículas (DP em g/cm³); Porosidade (P em %); Umidade Volume (U em %); Macroporosidade (MP em %) e Água Disponível (AD). Foi acrescido aos dados a serem analisados, o dado de declividade em cada ponto amostrado, calculado através da modelagem digital do terreno.

5.2.2 Imagem de satélite

Foram utilizadas imagens de alta resolução do Satélite Digital Globe, de resolução espacial de 0,6 metros, datadas de 04/07/2008, do pacote Mapas Base, fornecidas para máquinas licenciadas a utilizar o Sistema de Informação Geográfica, ArcGis 10.3 (ESRI, 2010).

5.2.3 Material cartográfico

Foram utilizadas cartas topográficas do Instituto Geográfico e Cartográfico (IGC), na escala 1:10.000, sendo as curvas vetorizadas (equidistância vertical de 5 metros entre elas) obtidas a partir do trabalho de Nicolete (2015). Outras informações pertinentes ao banco de dados foram extraídas das cartas para compor o banco de dados da área de estudo. Informações posicionais de rios, córregos e nascentes foram comparadas a imagens mais recentes de alta resolução e atualizadas.

A partir dos dados obtidos, foi possível gerar mapas altimétricos e de declive, onde então foram tabelados os declives dos locais das amostras de solo.

5.2.4 Programas utilizados

Para os cálculos, análises estatísticas, e de componentes principais foi utilizado o Microsoft Excell 2016, munido da ferramenta XLSTAT da Addinsoft (2015). Para as análises multivariadas foi utilizado o programa GeoMS v. 1.0 desenvolvido pelo Centro de Modelagem de Reservas Petrolíferas (CMRP, 2000). Este programa é composto de diversos módulos, dentre os quais foram utilizados os seguintes:

- GeoDATA: Análise prévia dos dados;
- GeoVAR: Calculo dos variogramas experimentais;
- GeoMOD: Modelagem interativa dos variogramas;
- GeoKRIG: Validação cruzada das variáveis;
- GeoCoKRIG: Validação cruzada das covariáveis;
- GeoDSS: Simulação e Co-simulação Sequencial Direta;
- GeoTRDATA: Transformação dos dados e cálculo de incertezas.

Para a construção do banco de dados da área, organização dos planos de informação, pós processamento das simulações e finalização de mapas foi utilizado o SIG ArcGIS 10.3.

5.2.5 Obtenção dos planos de informação (PIs)

Para o estudo proposto foram obtidos os seguintes Planos de Informação (PIs): rede de drenagem, nascentes, curvas de nível, limite, cobertura vegetal e tipos de uso e ocupação das terras.

Os PIs correspondentes à rede de drenagem, curvas de nível e limite da sub-bacia foram obtidos em banco de dados existente em Sartori (2010) e Nicolete (2015), que compõem o acervo técnico do Grupo de Estudo e Pesquisas Agrárias Georreferenciadas (GEPAG) e, à partir deles, foram atualizados. Em seguida estas informações foram utilizadas para gerar os mapas de altimetria, declividade e o modelo digital de elevação da sub-bacia. Estes mapas foram utilizados para gerar e extrair as informações de Declividade nas áreas da amostragem do solo. Estas informações foram anexadas aos parâmetros de solo e analisadas pela Análise de Componentes Principais, verificando sua influência na correlação com a condutividade hidráulica do solo e os outros fatores.

O mapeamento do uso da terra foi obtido utilizando-se as imagens do satélite Digital Globe no processo de classificação em tela, onde o técnico caracteriza a ocupação de acordo com os alvos identificados. Foi utilizado como base o levantamento realizado por Sartori (2010), onde os polígonos foram comparados às feições encontradas nas imagens e redefinidos dependendo da necessidade. Finalizado este processo, foram definidas e discriminadas as áreas de cobertura vegetal nativa, áreas de várzea, represas, cidades, pastagens, áreas agrícolas e silviculturais. Este mapa foi importante para definir os tipos de uso da terra que apresentam potencial de uso para a agricultura irrigada.

A partir dos PIs nascentes, represas e rede de drenagem foi gerado outro PI de Área de Preservação Permanente (APP). Este PI foi importante para discriminar áreas onde o uso do solo é restrito, sobretudo à agricultura irrigada. Além disso foram definidas as áreas de declive acentuado, sendo estas, coincidentes com as APP's devido a sua proximidade com a rede de drenagem.

A soma dos PIs: APP, cobertura vegetal nativa, áreas de várzea, represas, cidade e declive acentuado, geraram o PI: áreas restritas ao uso da agricultura irrigada. Sendo as áreas remanescentes, muito utilizadas para esta finalidade, alternando entre pousio, pastagem, agricultura e silvicultura.

5.2.6 Análise Geoestatística Multivariada

Os dados de solos (atributos físicos-hídricos do solo nas duas profundidades) foram submetidos à análise geoestatística no intuito de verificar a existência e quantificar o grau de dependência espacial, com o ajuste do variograma, com base nas pressuposições de estacionaridade da hipótese intrínseca. Os variogramas diretos para as quatro direções, 0°, 45°, 90° e 135°, foram utilizados para detecção de anisotropia. Foi verificada a direção de maior e menor alcance dos atributos do solo.

A análise Multivariada estabeleceu relações entre as variáveis e determinou se as diferenças entre a distribuição destas variáveis são estatisticamente significativas, com o propósito de pesquisar influências, causalidades ou coincidências. Foram constatadas as variáveis relacionadas entre si, isto é, dependentes. A análise das variáveis quantitativas consistiu em:

- Avaliar se existe correlação entre elas;
- Avaliar a força do relacionamento entre elas;
- Efetuar e analisar a representação gráfica: diagramas de dispersão;
- Analisar os coeficientes de correlação.

A simulação estocástica de imagens dos dados de parâmetros dos solos foi efetuada com a utilização dos métodos de Simulação Sequencial Direta (SSD) e de Co-Simulação Sequencial Direta (Co-SSD) para os dados contínuos (condutividade hidráulica, porosidade, matéria orgânica, areia, argila, declividade). A aplicação da SSD e Co-SSD foram realizadas de acordo com as etapas proposta por Soares (2001).

A validação das simulações (SSD e Co-SSD) foi realizada pela geração dos variogramas das simulações, os quais serão relacionados e comparados aos variogramas dos dados amostrados (Validação Cruzada). Uma correlação forte entre os valores reais e estimados é desejada.

Uma vez concluídas as simulações e co-simulações foi realizado o pós-processamento das imagens, onde são calculadas estatísticas pixel a pixel, determinando-se então os valores médios, máximos, mínimos e de desvio-padrão como medida da incerteza das estimações.

5.2.7 Mapeamento das zonas de infiltração de água no solo

Uma vez que foram determinadas as áreas agrícolas, estas foram cruzadas espacialmente com os cenários gerados pela simulação estocástica para a permeabilidade dos solos. Os cenários que representam a permeabilidade média, dentro das áreas agrícolas, determinam zonas de manejo diferenciadas para a agricultura irrigada e a adoção de práticas conservacionistas que visem aumentar a disponibilidade hídrica ou a capacidade de retenção de água na superfície do solo.

O mapeamento das zonas de infiltração foi realizado através da sobreposição das classes de permeabilidade encontradas, de acordo com a classificação de Lambe et al. (1969), com as áreas aptas à agricultura irrigada. A delimitação das zonas específicas de manejo, segundo Sartori (2015), visa simplificar a representação espacial de variabilidade dentro do campo. Foi dividida a área em regiões contíguas, homogêneas e distintas. Este processo permite que se adapte o manejo do campo para explicar as diferenças entre as principais zonas que podem existir dentro de uma área.

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

6.1 Confeção do banco de dados

Durante a construção e atualização do banco de dados, foram elaborados os PIs: nascentes, rede de drenagem e represas, que resultaram no PI de áreas de preservação permanente (APP); uso da terra, que distinguiu classes onde há restrição para a agricultura (zona urbana, remanescentes de vegetação nativa e várzeas); e declive, onde as áreas foram classificadas quanto ao grau de inclinação do terreno. Deste último foi possível extrair a informação de declive da rede de amostras, visando sua análise conjunta na Análise de Componentes Principais (ACP).

O mapa de restrição agrícola (Figura 9) é o produto do cruzamento de informações do uso da terra, áreas de preservação permanente e áreas de declive acentuado. As áreas com declive acima de 25° são consideradas de uso restrito pela lei 12.651/2012 (Novo Código Florestal) sendo portanto inaptas à agricultura irrigada. Foram consideradas restritas as áreas de várzea, vegetação nativa remanescente, 50 metros em torno de nascentes, 30 metros em torno de margens de córregos, rios e represas, declives acima de 25° e áreas urbanas. Estas áreas totalizaram 22,40 % do total, sendo o restante das áreas aptas a receber irrigação para a agricultura, desde que tenham o suficiente em reserva, pois trata-se da área de manancial de abastecimento de Botucatu e Pardinho.

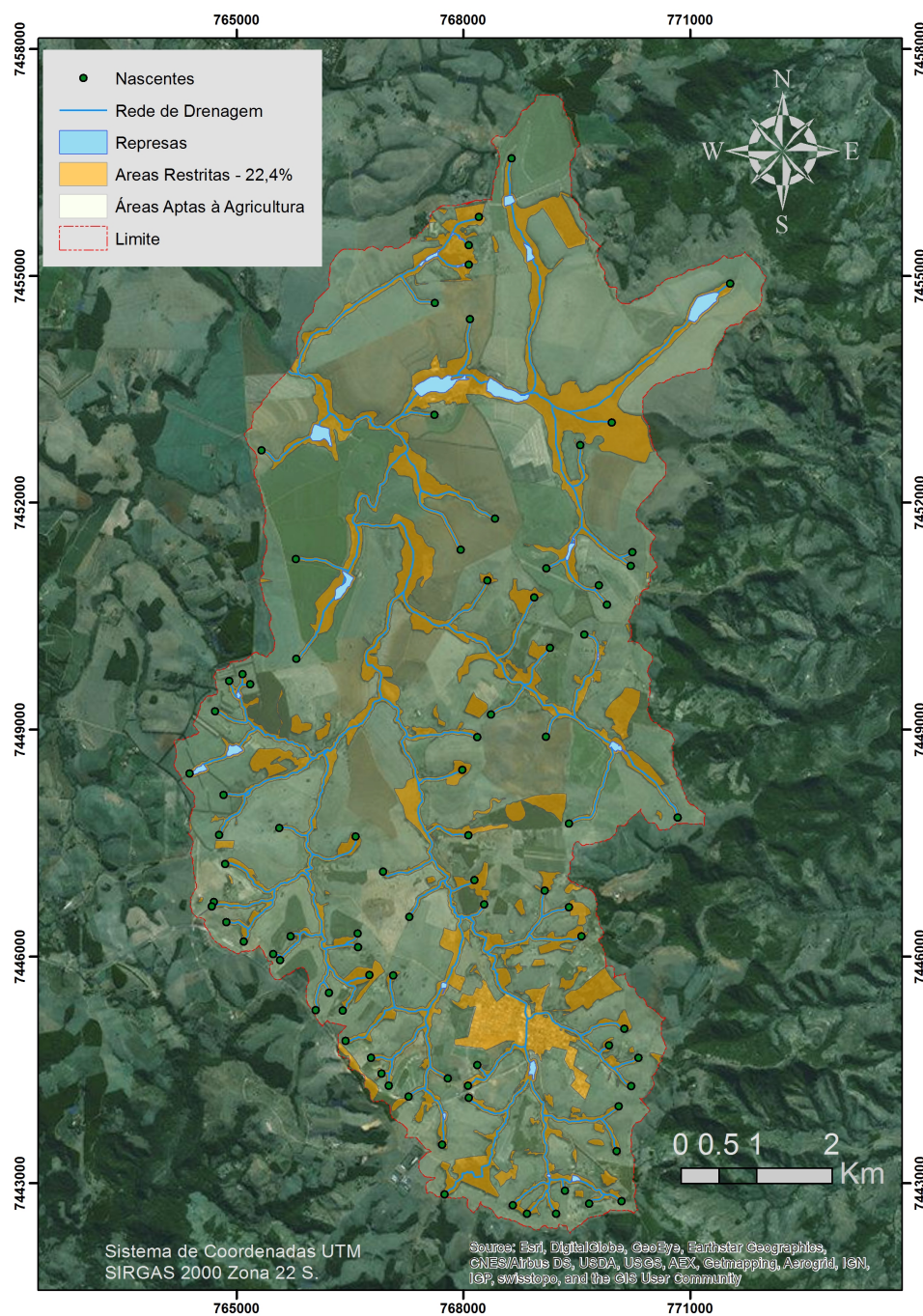


Figura 9. Mapa descrevendo as áreas aptas e não aptas à agricultura irrigada na sub-bacia da cabeceira do Rio Pardo.

6.2 Análise Multivariada

6.2.1 Análise de Componentes Principais (ACP)

Na Tabela 2 estão expostos os resultados da estatística descritiva dos dados para as duas profundidades.

Tabela 2. Estatística descritiva dos parâmetros físicos dos solos.

	Variável	Observações	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão
	Declividade	52	0,887	13.207	6.231	2.848
Superficial (0 - 20 cm)	K	52	12.200	116.300	69.513	33.585
	Areia	52	12.000	83.000	46.962	14.840
	Silte	52	0,000	58.000	12.423	9.310
	Argila	52	11.000	69.000	40.615	14.200
	M.O.	52	25.500	96.000	38.529	8.896
	C.O	52	14.791	55.684	22.349	5.160
	UCC	52	8.000	31.000	22.221	8.034
	UPMP	52	4.000	16.000	10.712	3.670
	DS	52	1.200	1.510	1.347	0,067
	DP	52	2.600	2.680	2.642	0,017
	P	52	43.019	54.717	49.035	2.536
	U	52	11.120	42.000	29.624	10.279
	MP	52	5.170	36.573	19.411	9.422
	AD	52	0,008	0,050	0,031	0,012
Sub-Superficial (20 a 40 cm)	K	52	1.900	118.800	69.129	47.938
	Areia	52	9.000	80.000	43.288	10.325
	Silte	52	0,000	24.000	10.000	4.806
	Argila	52	20.000	67.000	46.712	9.099
	M.O.	52	13.500	79.000	31.010	8.103
	C.O	52	7.830	45.820	17.986	4.699
	UCC	52	12.000	33.000	24.562	6.983
	UPMP	52	6.000	19.000	12.104	3.758
	DS	52	1.200	1.420	1.344	0,043
	DP	52	2.580	2.680	2.640	0,026
	P	52	45.802	53.846	49.098	1.574
	U	52	15.600	44.550	33.061	9.585
	MP	52	4.507	34.646	16.037	9.930
	AD	52	0,013	0,066	0,034	0,012

Sendo: Declividade em Graus; Condutividade Hidráulica (K em mm/h); Textura (Silte, Areia e Argila em %); Matéria Orgânica (M.O. em g/dm³); Carbono Orgânico (C.O em g/dm³); Umidade na Capacidade de Campo (UCC em %); Umidade no Ponto de Murcha Permanente (UPMP em %); Densidade do Solo (DS em g/cm³); Densidade de Partículas (DP em g/cm³); Porosidade (P em %); Umidade Volume (U em %); Macroporosidade (MP em %) e Água Disponível (AD).

Na análise descritiva constatou-se que, dos dados superficiais e sub-superficiais, a variável K foi a que apresentou maior desvio-padrão, mostrando que a propriedade merece atenção especial nas correlações entre as outras variáveis.

A ACP foi realizada e revelou a magnitude de correlação entre as variáveis amostradas e o comportamento que explica a variabilidade (LANDIM, 2011) das características físicas levantadas nas amostras de solo na sub-bacia, sobretudo àquelas relacionadas à condutividade hidráulica e permeabilidade.

Dentre os resultados gerados, para os dados superficiais, através da ACP está a Matriz de Correlação de Pearson (Tabela 3), que mostra a correlação entre as 15 variáveis utilizadas e a Tabela de Autovalores (Tabela 4). As variáveis selecionadas foram aquelas que apresentaram alta correlação com a variável de interesse (K).

A variável declividade, apesar de contribuir com a variabilidade da condutividade hidráulica, não apresentou um alto valor de correlação, não sendo a melhor escolha como covariável.

Além da questão de alta correlação entre a variável de interesse e as covariáveis, faz-se necessária a constatação de dependência espacial entre as amostras das covariáveis, para que possam ser utilizadas para explicar o fenômeno em observação nas análises geoestatísticas.

Por esta razão, foram escolhidas as covariáveis Argila, UCC, UPMP e MP, nas camadas superficiais e sub-superficiais. Estas além de apresentarem alta magnitude de correlação possuíram também dependência espacial. As demais covariáveis não foram utilizadas pois não apresentaram dependência especial ou não tiveram alta correlação com a variável de interesse, neste caso, a Condutividade Hidráulica.

As componentes principais na faixa superficial (Tabela 4) demonstraram que o autovalor na primeira componente (F1) explicou 53,6% da variabilidade, tendo necessitado de 3 componentes para explicar a maior parte da variabilidade (76,56%) na área de estudo. Apesar disso, a terceira rotação demonstrou a variabilidade de apenas 9,57% dos dados.

Dentre os resultados gerados, para os dados sub-superficiais, através da ACP está a Matriz de Correlação de Pearson (Tabela 5), que mostra a correlação entre as 15 variáveis utilizadas e a Tabela de Autovalores (Tabela 6). As

variáveis selecionadas foram aquelas que apresentaram alta correlação com a variável de interesse (K).

As componentes principais, na faixa subsuperficial, (Tabela 6) demonstraram que, o autovalor na primeira componente (F1) explicou 47,29% da variabilidade, tendo necessitado de 3 componentes para explicar a maior parte da variabilidade (76,87%) na área de estudo. Apesar disso, a terceira rotação demonstrou a variabilidade de 13,36% dos dados, superior aos dados superficiais.

Tabela 3 Matriz de Correlação de Pearson para os dados analisados na camada Superficial.

Superficial (0 - 20 cm)															
Variáveis	K	Declive	Areia	Silte	Argila	M.O.	C.O.	UCC	UPMP	DS	DP	P	U	MP	AD
K	1	-0,322	-0,654	-0,195	0,811	-0,528	-0,528	0,878	0,855	-0,514	-0,100	0,498	0,870	-0,816	0,776
Declive	-0,322	1	0,206	0,299	-0,412	0,352	0,352	-0,339	-0,346	0,306	0,120	-0,288	-0,324	0,276	-0,273
Areia	-0,654	0,206	1	-0,381	-0,795	0,131	0,131	-0,659	-0,721	0,376	0,073	-0,363	-0,654	0,616	-0,583
Silte	-0,195	0,299	-0,381	1	-0,258	0,212	0,212	-0,302	-0,177	0,297	0,067	-0,286	-0,287	0,236	-0,328
Argila	0,811	-0,412	-0,795	-0,258	1	-0,276	-0,276	0,887	0,869	-0,587	-0,121	0,567	0,872	-0,799	0,825
M.O.	-0,528	0,352	0,131	0,212	-0,276	1	1,000	-0,387	-0,310	0,312	-0,085	-0,322	-0,368	0,315	-0,305
C.O.	-0,528	0,352	0,131	0,212	-0,276	1,000	1	-0,387	-0,310	0,312	-0,085	-0,322	-0,368	0,315	-0,305
UCC	0,878	-0,339	-0,659	-0,302	0,887	-0,387	-0,387	1	0,926	-0,564	-0,047	0,553	0,992	-0,933	0,938
UPMP	0,855	-0,346	-0,721	-0,177	0,869	-0,310	-0,310	0,926	1	-0,578	-0,062	0,566	0,913	-0,844	0,757
DS	-0,514	0,306	0,376	0,297	-0,587	0,312	0,312	-0,564	-0,578	1	0,020	-0,992	-0,459	0,234	-0,392
DP	-0,100	0,120	0,073	0,067	-0,121	-0,085	-0,085	-0,047	-0,062	0,020	1	0,109	-0,061	0,096	-0,058
P	0,498	-0,288	-0,363	-0,286	0,567	-0,322	-0,322	0,553	0,566	-0,992	0,109	1	0,447	-0,218	0,380
U	0,870	-0,324	-0,654	-0,287	0,872	-0,368	-0,368	0,992	0,913	-0,459	-0,061	0,447	1	-0,971	0,950
MP	-0,816	0,276	0,616	0,236	-0,799	0,315	0,315	-0,933	-0,844	0,234	0,096	-0,218	-0,971	1	-0,934
AD	0,776	-0,273	-0,583	-0,328	0,825	-0,305	-0,305	0,938	0,757	-0,392	-0,058	0,380	0,950	-0,934	1

Valores em negrito são diferentes de 0 com nível de significância alfa = 0.05

Tabela 4. Autovalores das Componentes Principais e o quanto explicam da Variabilidade dos dados na camada superficial (0 – 20 cm).

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11	F12
Autovalores	8.041	2.006	1.437	1.283	1.013	0.709	0.212	0.184	0.113	0.001	0.001	0.000
Variabilidade (%)	53.609	13.376	9.577	8.553	6.755	4.724	1.410	1.227	0.754	0.010	0.004	0.000
Acumulativa (%)	53.609	66.985	76.562	85.115	91.870	96.595	98.005	99.232	99.986	99.996	100.000	100.000

Tabela 5. Matriz de Correlação de Pearson para os dados analisados na camada Sub-Superficial.

Sub-Superficial (20 a 40 cm)															
Variáveis	K	Declive	Areia	Silte	Argila	M.O.	C.O	UCC	UPMP	DS	DP	P	U	MP	AD
K	1	-0,296	-0,537	-0,202	0,716	0,246	0,246	0,919	0,860	0,273	0,331	-0,181	0,926	-0,922	0,740
Declive	-0,296	1	0,299	0,140	-0,413	0,079	0,079	-0,337	-0,199	0,046	0,038	-0,034	-0,329	0,312	-0,320
Areia	-0,537	0,299	1	-0,473	-0,885	-0,446	-0,446	-0,553	-0,577	-0,049	-0,188	-0,013	-0,550	0,528	-0,235
Silte	-0,202	0,140	-0,473	1	0,008	0,216	0,216	-0,239	-0,037	-0,091	0,019	0,103	-0,240	0,248	-0,411
Argila	0,716	-0,413	-0,885	0,008	1	0,392	0,392	0,754	0,674	0,103	0,203	-0,040	0,750	-0,731	0,483
M.O.	0,246	0,079	-0,446	0,216	0,392	1	1,000	0,296	0,343	0,338	0,052	-0,335	0,317	-0,359	0,157
C.O	0,246	0,079	-0,446	0,216	0,392	1,000	1	0,296	0,343	0,338	0,052	-0,335	0,317	-0,359	0,157
UCC	0,919	-0,337	-0,553	-0,239	0,754	0,296	0,296	1	0,861	0,185	0,425	-0,058	0,996	-0,971	0,860
UPMP	0,860	-0,199	-0,577	-0,037	0,674	0,343	0,343	0,861	1	0,206	0,294	-0,124	0,859	-0,849	0,534
DS	0,273	0,046	-0,049	-0,091	0,103	0,338	0,338	0,185	0,206	1	0,291	-0,951	0,268	-0,410	0,204
DP	0,331	0,038	-0,188	0,019	0,203	0,052	0,052	0,425	0,294	0,291	1	0,020	0,441	-0,422	0,441
P	-0,181	-0,034	-0,013	0,103	-0,040	-0,335	-0,335	-0,058	-0,124	-0,951	0,020	1	-0,141	0,294	-0,075
U	0,926	-0,329	-0,550	-0,240	0,750	0,317	0,317	0,996	0,859	0,268	0,441	-0,141	1	-0,988	0,862
MP	-0,922	0,312	0,528	0,248	-0,731	-0,359	-0,359	-0,971	-0,849	-0,410	-0,422	0,294	-0,988	1	-0,844
AD	0,740	-0,320	-0,235	-0,411	0,483	0,157	0,157	0,860	0,534	0,204	0,441	-0,075	0,862	-0,844	1

Valores em negrito são diferentes de 0 com nível de significância $\alpha = 0,05$

Tabela 6. Autovalores das Componentes Principais e o quanto explicam da Variabilidade dos dados na camada sub-superficial (20 – 40 cm).

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11	F12
Autovalores	7.094	2.434	2.004	1.112	0.966	0.658	0.359	0.272	0.087	0.013	0.000	0.000
Variabilidade (%)	47.290	16.224	13.361	7.416	6.441	4.388	2.394	1.816	0.582	0.086	0.003	0.000
Acumulativa (%)	47.290	63.514	76.875	84.291	90.732	95.119	97.514	99.330	99.911	99.997	100.000	100.000

Nas Figuras 10 e 11 são apresentados os autovetores para os dados analisados da camada superficial e subsuperficial, sendo demonstradas as componentes F1 e F2.

Através dos gráficos é possível verificar a influência das variáveis e seus respectivos autovetores após as rotações das componentes principais 1 e 2, que são as que explicam significativamente (acima de 60%) a variabilidade, para as camadas superficial e subsuperficial.

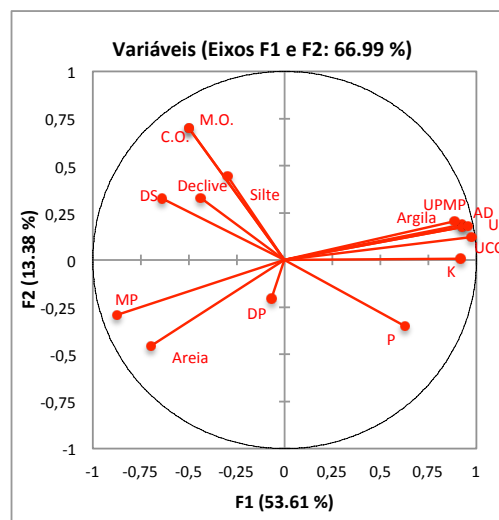


Figura 10. Autovetores para os dados analisados da camada superficial considerando F1 e F2.

Pode-se observar que para F1 x F2 houve uma orientação predominante dos autovetores em um determinado sentido dos quadrantes. Nestas orientações encontram-se justamente aquelas variáveis que possuem maior magnitude de correlação e melhor explicam a variabilidade.

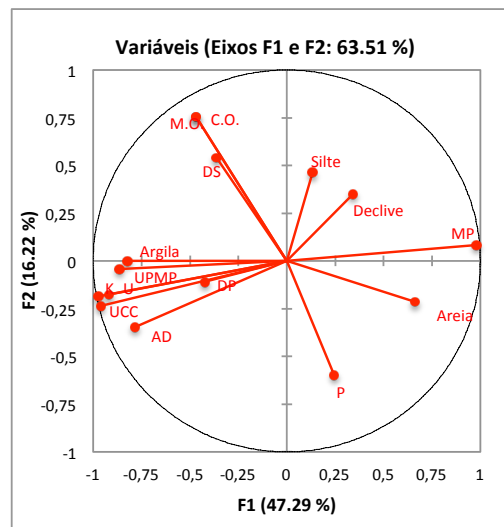


Figura 11. Autovetores para os dados analisados da camada sub-superficial considerando F1 e F2.

Nota-se na Figura 11 que há um agrupamento das variáveis com maior correlação e que maiores percentis de variabilidade foram explicados na segunda e terceira componente para a camada sub-superficial, quando comparado à superficial.

6.2.2 Ajuste dos Variogramas

Após a análise preliminar dos dados, na ACP foram escolhidas as variáveis de interesse para se inferir a condutividade hidráulica na área de estudo. Foram elas, além da condutividade hidráulica (K em mm/h); textura de argila (Argila em %); umidade na capacidade de campo (UCC em %); umidade no ponto de murcha permanente (UPMP em%) e macroporosidade (MP em %).

Após os ajustes dos variogramas no módulo GeoVAR, pôde-se constatar que não houve diferença de distribuição dos dados em diferentes direções, o que confirma a isotropia dos dados. A modelagem dos variogramas das variáveis escolhidas foi realizada no módulo GeoMOD do programa GeoMS.

Na Figura 12 estão mostrados os variogramas ajustados para a variável e covariáveis superficiais.

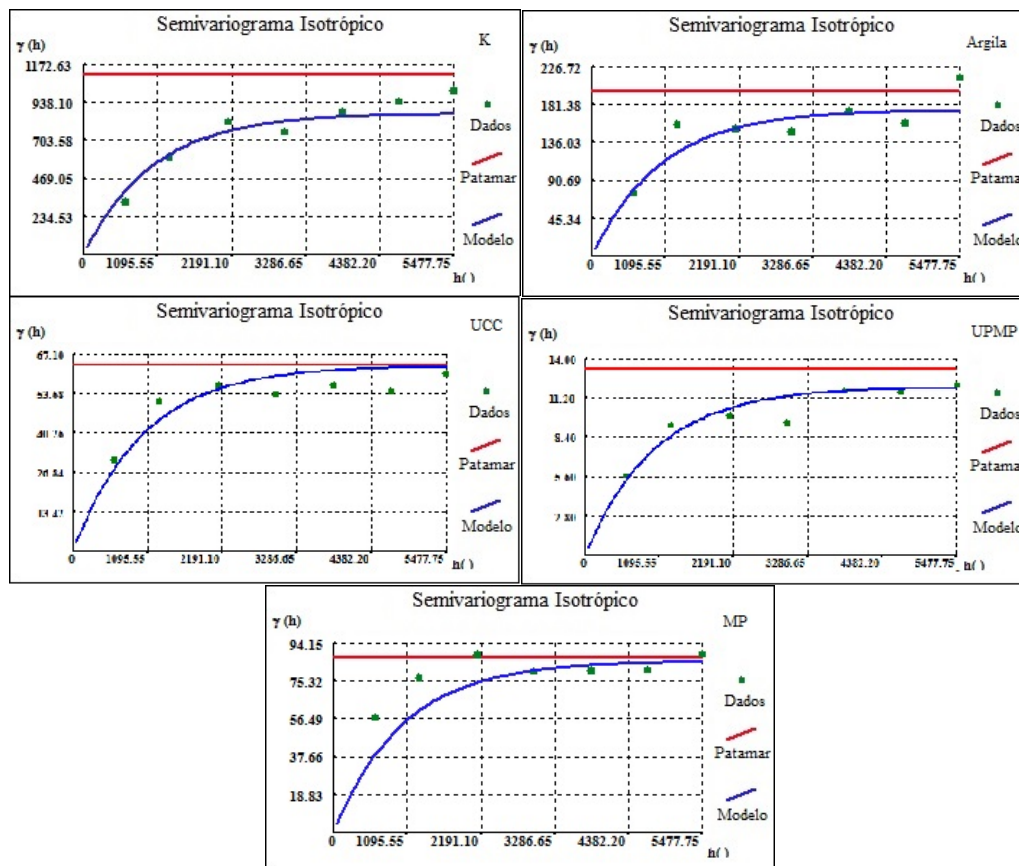


Figura 12. Variogramas ajustados ao modelo esférico, com mesmo valor para o alcance, das variáveis da camada superficial.

A modelagem dos variogramas está sujeita à algumas restrições, como: número igual de estruturas por direção, em relação à variável primária e as secundárias e cada estrutura deve possuir alcance igual para todas as variáveis.

Estão dispostos os variogramas cruzados ajustados da camada superficial na Figura 13.

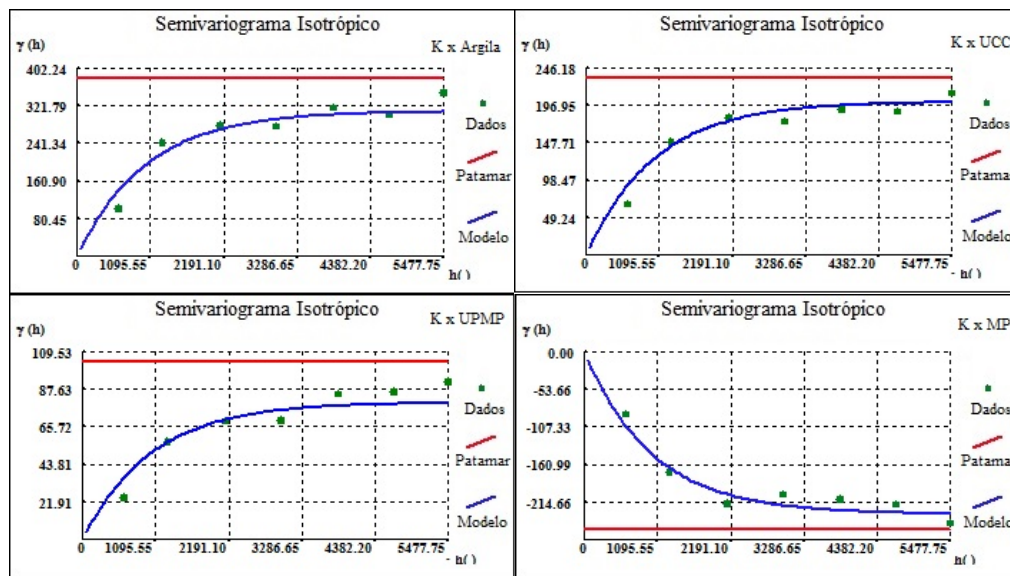


Figura 13. Variogramas cruzados ajustados ao modelo esférico, com mesmo valor para o alcance, nas variáveis amostradas na superfície do solo.

Para os variogramas cruzados, apresentados na Figura 14, ressalta-se a correlação negativa entre a variável primária K e a covariável MP, o que resulta em uma curva negativa para o variograma.

Na Figura 14 estão mostrados os variogramas ajustados para a variável e covariáveis subsuperficiais.

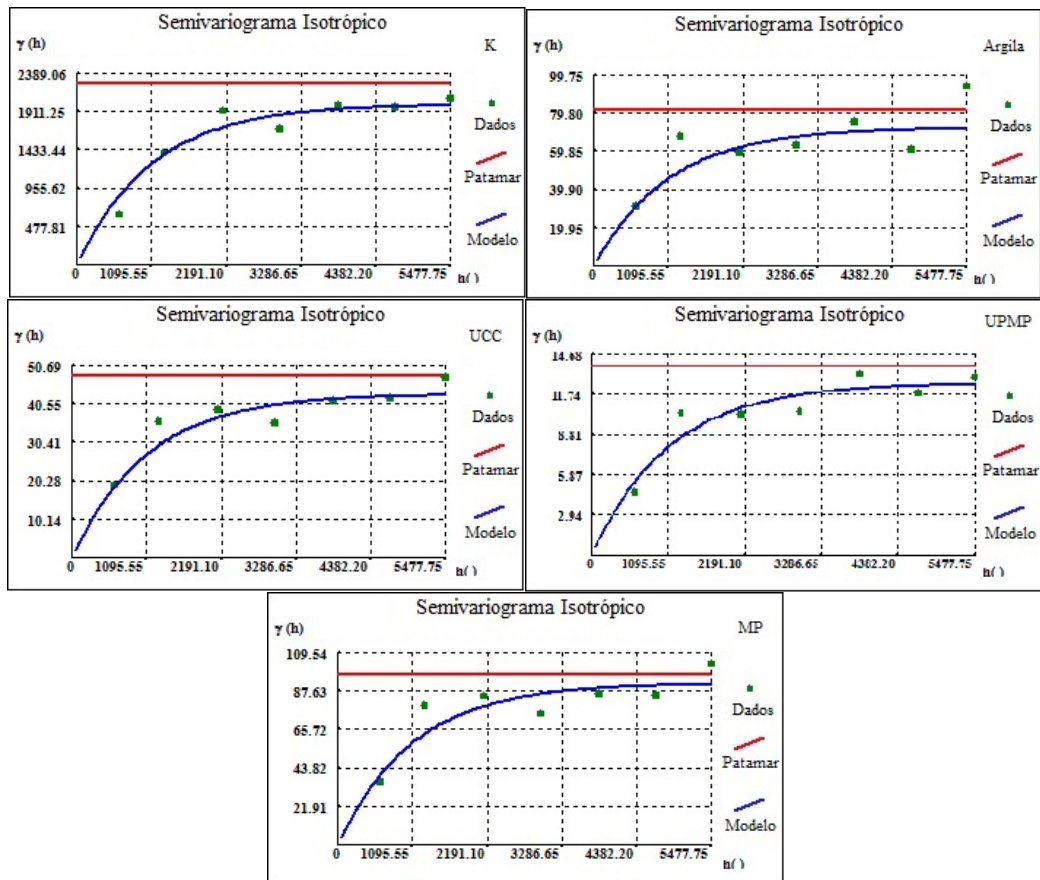


Figura 14. Variogramas das variáveis ajustados ao modelo esférico, com mesmo valor para o alcance, nas variáveis amostradas na camada sub-superficial.

Na Figura 15 estão mostrados os variogramas cruzados ajustados para a variável e covariáveis sub-superficiais.

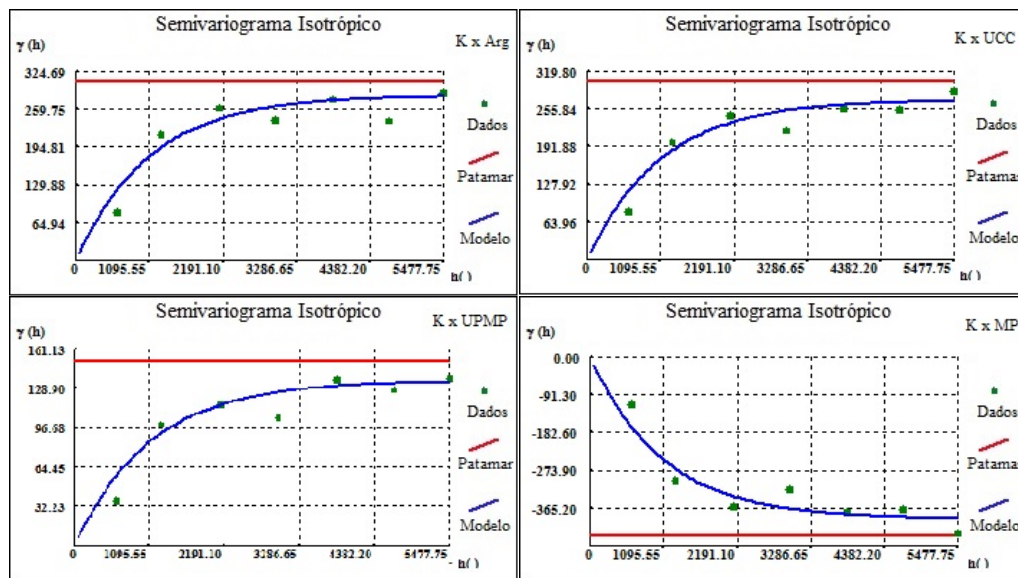


Figura 15. Variogramas cruzados ajustados ao modelo esférico, com mesmo valor para o alcance, nas variáveis amostradas na camada sub-superficial.

6.2.3 Validação do ajuste dos variogramas

A retirada de 30% das amostras, requerida para a validação externa, comprometeu a verificação da dependência espacial das amostras restantes. Mesmo nas tentativas de retirada de menor porcentagem de amostras para verificação (tentativas com 20% e 10%) não foi encontrado o limite da dependência espacial ou o bom ajuste dos variogramas para as variáveis, o que comprometeria as simulações e co-simulações. Por esta razão, foi realizada apenas a validação dos modelos ajustados com todos os dados.

A partir dos valores obtidos, foram calculados o erro médio (EM), a média do erro padronizado (MEP) e a variância do erro padronizado (VEP). A análise das validações resultou na Tabela 7. De acordo com o intervalo de tolerância (IT) foram assinalados os resultados considerados significativos.

Tabela 7. Estatísticas da validação para os variogramas ajustados.

	Variáveis	EM	MEP	VEP	IT
Superficial	K	0,567346154	0,021516965	0,440986965	0.4116 a 1.5883
	Arg	-0,387442308	-0,040878834	1,227765236	0.4116 a 1.5883
	UCC	-5,265730769	-0,647834845	1,3978541	0.4116 a 1.5883
	UPMP	-0,034192308	-0,01272522	0,852052866	0.4116 a 1.5883
	MP	-0,123326923	-0,018908225	1,317766523	0.4116 a 1.5883
	KxArg	0,507230769	0,016272827	0,249284661	0.4116 a 1.5883
	KxUCC	0,117615385	0,003997626	0,261491923	0.4116 a 1.5883
	KxUPMP	0,046903846	0,001627505	0,329641253	0.4116 a 1.5883
	KxMP	-0,151134615	-0,005213174	0,587010697	0.4116 a 1.5883
Sub-Superficial	K	0,659730769	0,018230798	0,469090471	0.4116 a 1.5883
	Arg	-0,226365385	-0,041862827	1,944247374	0.4116 a 1.5883
	UCC	0,032384615	0,006612399	0,818382281	0.4116 a 1.5883
	UPMP	-0,015096154	-0,005828439	0,874378061	0.4116 a 1.5883
	MP	-0,090346154	-0,012937678	0,835904793	0.4116 a 1.5883
	KxArg	0,932826923	0,0187729	0,344826132	0.4116 a 1.5883
	KxUCC	0,214769231	0,004288434	0,171422171	0.4116 a 1.5883
	KxUPMP	1,02375	0,021307935	0,223188552	0.4116 a 1.5883
	KxMP	0,045307692	0,00091904	0,153014474	0.4116 a 1.5883

Números em negrito representam valores dentro dos patamares aceitáveis.

A validação demonstrou que nem todos os modelos estão adequados para a análise multivariada. Tendo em vista que o objetivo geral foi estimar a condutividade hidráulica através da SSD, os valores de VEP para este fator nas duas profundidades, ficaram dentro do intervalo de tolerância proposto por Chilès e Delfiner (1999), porém apresentaram em ambas as profundidades um elevado EM, o que significa um enviesamento dos dados estimados pela SSD.

Sucessivas tentativas de melhora no ajuste dos modelos dos variogramas não acarretaram em significativa alteração do valor de EM, o que pode significar que a distância e densidade das amostras encontram-se no limite do número de amostras necessárias para os ajustes, devendo-se realizar maior densidade amostral para este tipo de estudo, considerando grandes áreas, como estudo dirigidos às bacias hidrográficas.

Dentre as covariáveis, ressalta-se a MP, que apresentou valores adequados, para a camada superficial, de EM, MEP e VEP, sendo o melhor resultado apresentado para o cálculo da permeabilidade na sub-bacia.

Foram apresentados os resultados da SSD da condutividade hidráulica (K) e da Co-SSD utilizando a macroporosidade como covariável, como

mapas estimados da permeabilidade na sub-bacia. Os dados da SSD de K para a profundidade sub-superficial apresentaram EM maior do que da profundidade superficial, o que indica um distanciamento ainda maior do valor estimado ao valor observado nas amostras. Um valor negativo do EM significa que a houve uma ligeira superestimação da variável.

6.3 Simulações dos dados

Foram realizadas 20, 50, 70 e 100 simulações. Foram calculados os desvios-padrões para cada conjunto de simulações e o seu comportamento em função do número de simulações está apresentado na Figura 16, através do qual se definiu o número de 50 realizações como suficientes para a estimação. A partir de um conjunto de 50 simulações, o desvio-padrão apresentou estabilidade, indicando que, a partir de então, os resultados seriam semelhantes.

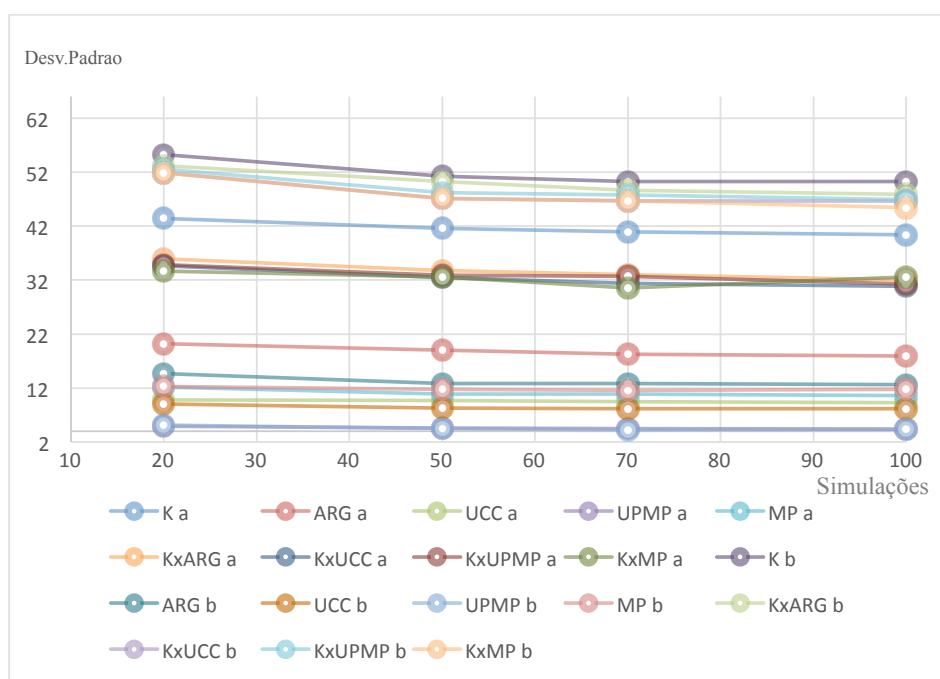


Figura 16. Desvio-Padrão máximo para cada conjunto de Simulações Realizadas: 20, 50, 70 e 100.

6.3.1 Simulação sequencial direta

Os resultados da SSD para K na camada superficial são apresentados na Figura 17, onde foram selecionados 4 resultados aleatoriamente, dentre os 50 mapas simulados. Nestes mapas são perceptíveis que as áreas de menor valor de K estimado estão nas partes mais ao Sul e Central da Sub-bacia.

Analisando-se o Mapa Semidetalhado de Solos apresentado na Figura 9, percebe-se que há uma coincidência entre as áreas com maior permeabilidade e os Latossolos, assim como as áreas de Argissolos coincidem com as áreas de menor permeabilidade.

Uma possível explicação para a área de Argissolos, é que devido a ser a área mais alta da sub-bacia e mais intemperizada, grande parte do horizonte A, mais permeável, já sofreu erosão, deixando o horizonte com B textural na camada mais superficial, o que explica a menor permeabilidade nestas áreas.

As características físicas dos Latossolos, além de não apresentarem horizontes muito distintos, permitem que quanto maior o teor de argila, maior a permeabilidade, pois, suas partículas aglutinam-se formando conjuntos microagregados, tornando a permeabilidade maior.

Na Figura 18, demonstra-se o resultado do pós-processamento da simulação, onde foi calculado a média estatística das 50 realizações para a Simulação Sequencial Direta de K, para a camada superficial.

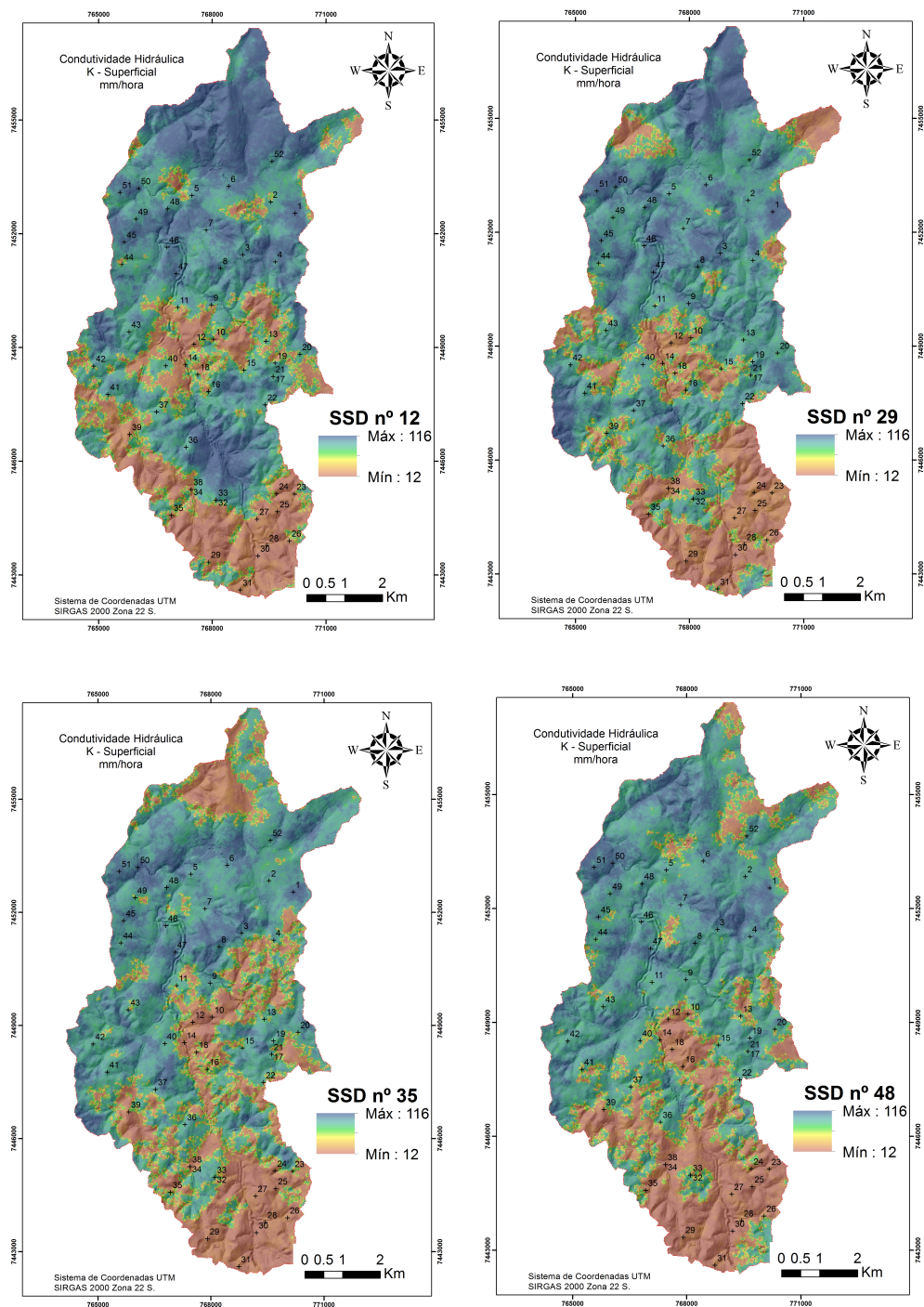


Figura 17. Resultados n° 12, 29, 35 e 48 da SSD realizada para a variável K superficial.

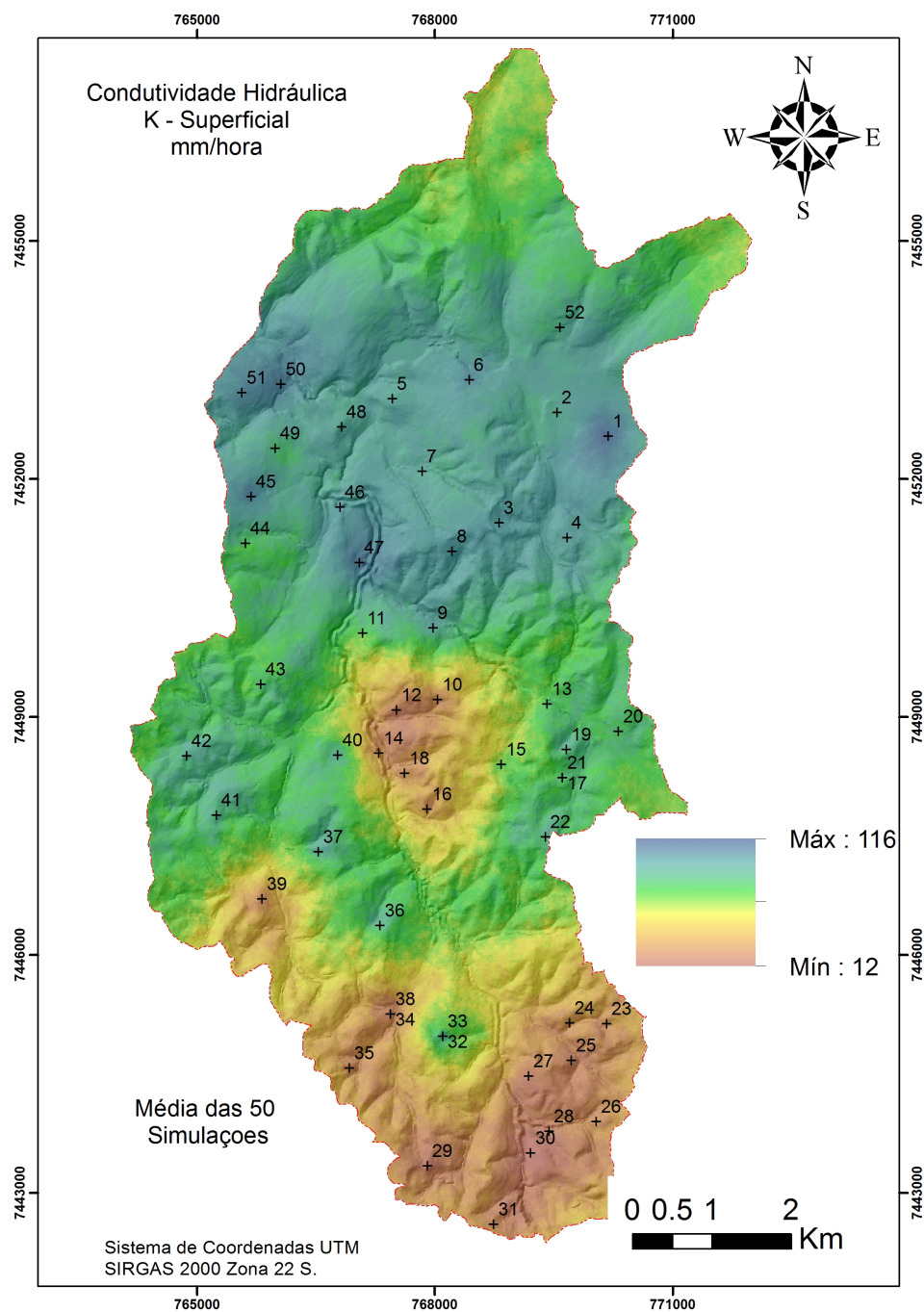


Figura 18. Resultados da média das 50 SSD de K superficial, realizado pelo pós-processamento.

Os mapas das simulações mostram nuances possíveis dos valores de permeabilidade, honrando os valores amostrados, conforme a metodologia aplicada. O conjunto de imagens representa a variabilidade da permeabilidade dos solos. O pós-processamento permitiu o cálculo de estatística pixel a pixel, resultando em um mapa da média das 50 estimativas, sendo este o mapa mais adequado para a compreensão holística da permeabilidade na camada superficial.

As regiões de amostragem menos densas, nas bordas mais ao norte da sub-bacia e em algumas regiões mais centrais, são áreas onde é natural que haja maior enviezamento dos dados. Nestas regiões, as simulações podem representar maior diferença quando comparadas uma a outra, devido a falta de um ponto amostrado e, logo, com valor conhecido. Este fator contribuiu para o erro médio ligeiramente alto das estimações. A este fato soma-se a grande variância constatada no parâmetro de condutividade hidráulica, para os dados.

Na Figura 19 estão apresentadas 4 das 50 simulações para a camada subsuperficial, selecionadas aleatoriamente. Nota-se que, apesar da diferença da camada superficial, as áreas de maior e menor permeabilidade coincidem. As simulações selecionadas foram 6, 23, 38 e 40.

Na Figura 20 está exposto o mapa da média das 50 simulações para a camada sub-superficial. Constata-se que este mapa é muito similar ao mapa médio apresentado para camada superficial da Figura 18.

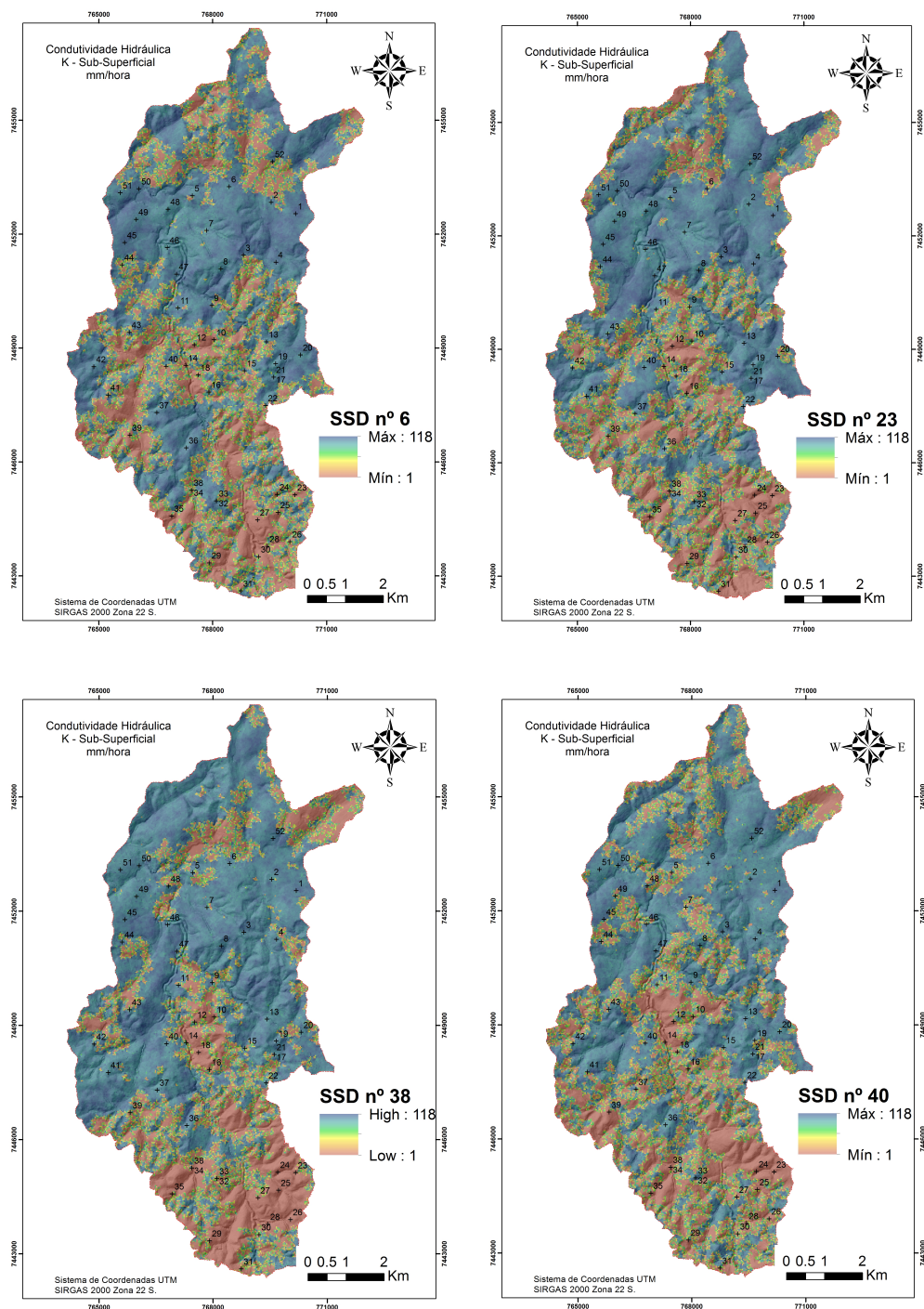


Figura 19. Resultados nº 6, 23, 38 e 40 da SSD realizada para a variável K sub-superficial.

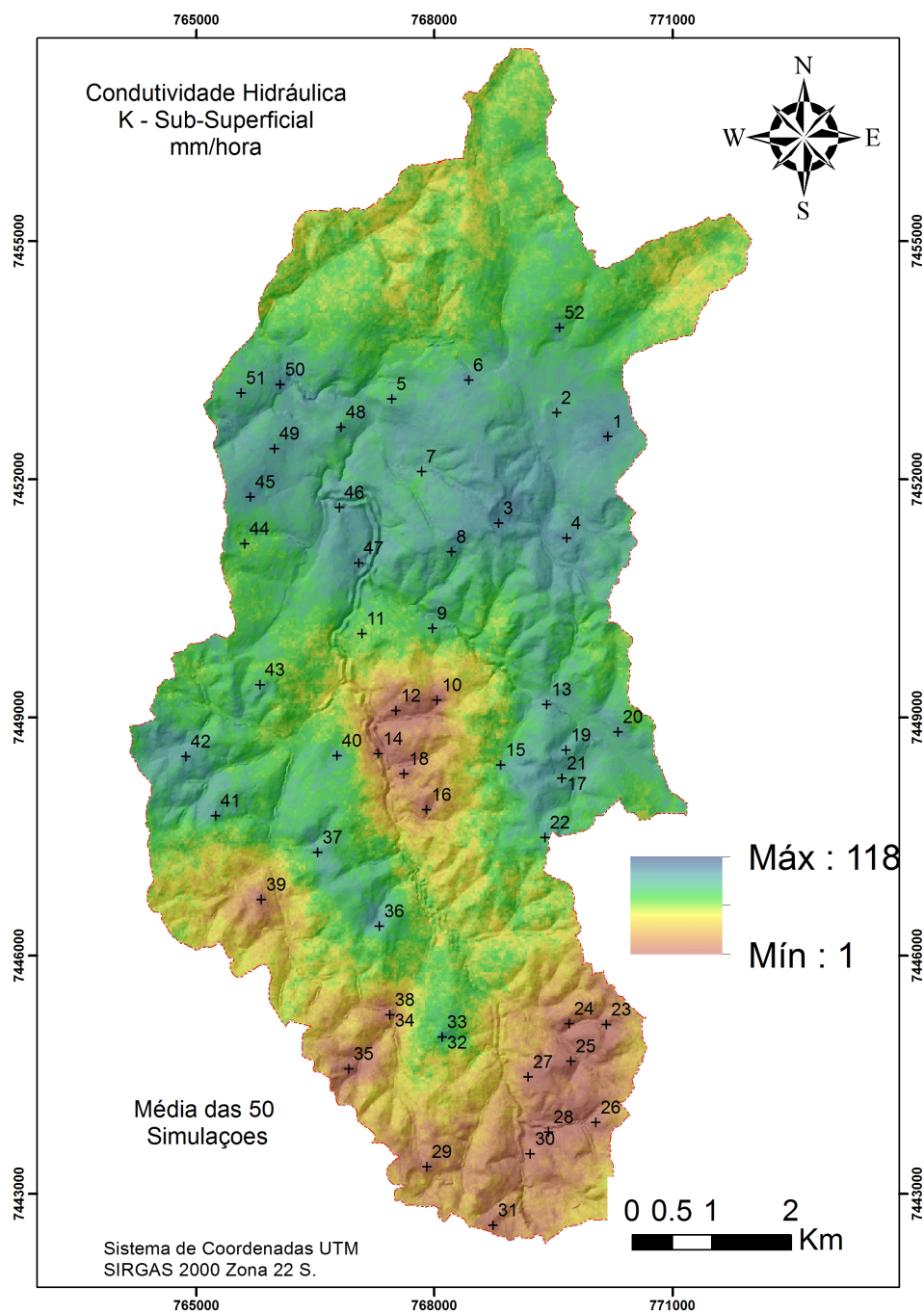


Figura 20. Resultados da média das 50 SSD de K sub-superficial, realizado pelo pós-processamento.

Através das análises dos mapas médios das duas profundidades para SSD de K, constatou-se que a permeabilidade não apresentou diferença significativa entre elas. Caso houvesse heterogeneidade entre elas, seria necessária proceder álgebra dos mapas para o zoneamento final proposto, considerando-se sempre o valor mais restritivo, neste caso, de menor permeabilidade.

6.3.2 Co-Simulação Sequencial Direta

A Co-simulação que utilizou como cofator a macroporosidade, foi a que melhor representou a permeabilidade na área, de acordo com a validação dos dados. Isto devido aos seus baixos valores de EM e MEP (tendendo a zero) e valor de VEP estar mais próximo de 1, conforme indica Castrignanò (2011) e também por estarem dentro do intervalo de tolerância definidos por Chilès e Delfiner (1999). Por esta razão foi o cofator escolhido para representar a permeabilidade na área.

Na Figura 21 estão demonstradas 4 das 50 co-simulações para a camada superficial. Foram elas a 5, 19, 25 e 32.

Na Figura 22 está exposto o mapa médio das 50 co-simulações para a camada superficial. Constata-se que este mapa é muito similar aos mapas médios apresentados para a SSD de K nas Figuras 18 e 19.

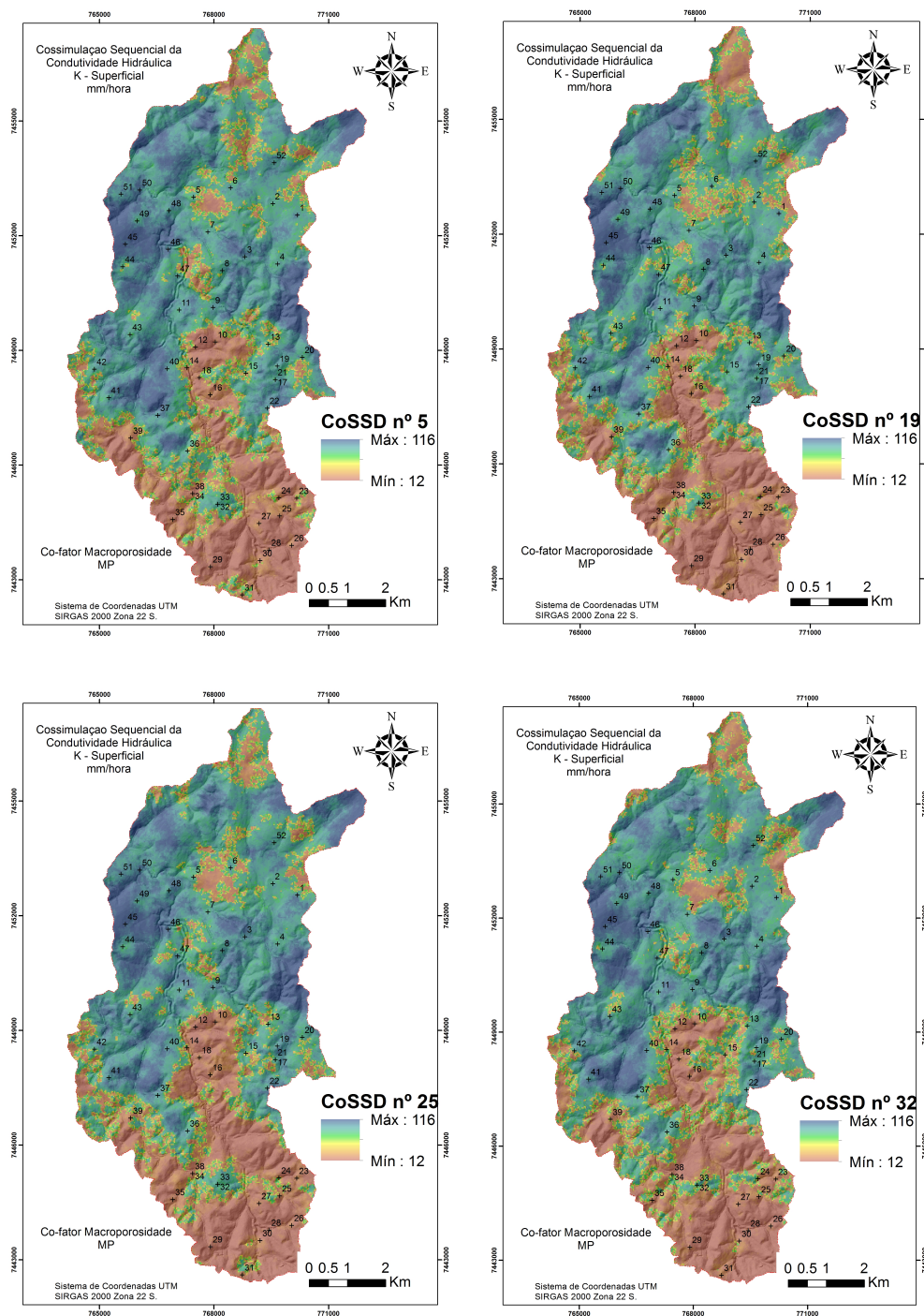


Figura 21. Resultados nº 5, 19, 25 e 32 da CoSSD realizada para a covariável MP superficial.

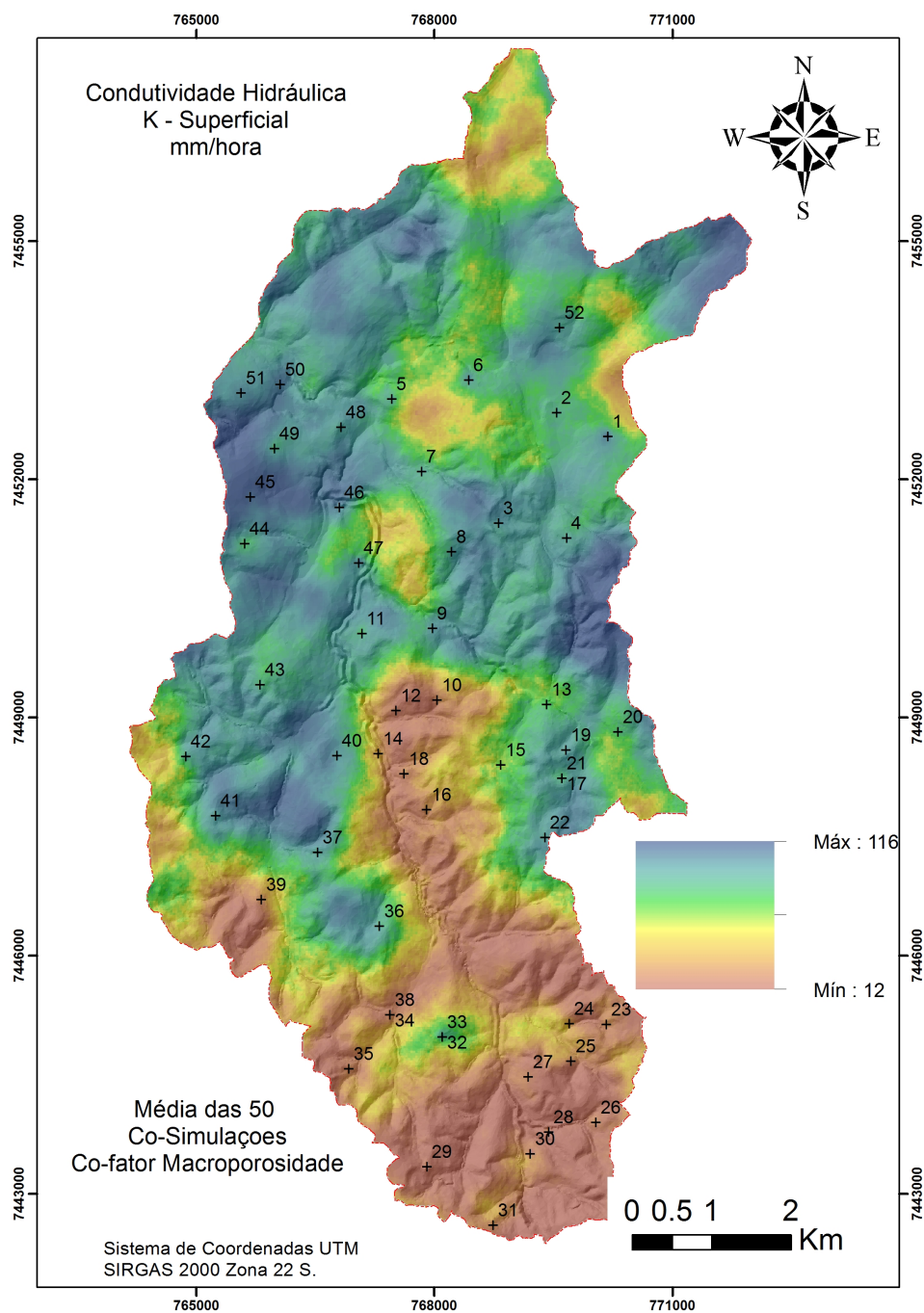


Figura 22. Resultados da média das 50 CoSSD de MP sub-superficial, realizado pelo pós-processamento.

O mapa da média das 50 co-simulações utilizando-se da MP, apresentou similaridade aos demais e maior similaridade ainda com o mapa taxonômico de solos.

6.4 Zonas de manejo para a agricultura irrigada

Uma vez que a covariável que apresentou melhores resultados para estimação da condutividade hidráulica (K) foi a macroporosidade (MP) e seus resultados foram coerentes com os da simulação de K, ela foi definida como base principal para o zoneamento final das áreas para a agricultura irrigada.

Para a confecção deste mapa de zonas de manejo foi classificada a permeabilidade estimada, segundo Lambe (1969), onde foram encontradas apenas duas classes, média e baixa permeabilidade, com o valor que divide uma classe da outra de 36 mm/hora. Em diversas áreas da sub-bacia, constatou-se que a permeabilidade chega a ser três vezes maior do que em outras.

A região da sub-bacia possui predominantemente a produção agrícola de culturas anuais como a cana-de-açúcar, o milho, a batata e o feijão, utilizando-se na maioria das vezes da irrigação. Estas áreas são rotacionadas com a pecuária intensiva. Estas áreas coincidem majoritariamente com a área de permeabilidade média apresentadas na figura 23.

O manejo destas áreas deve ser realizado de maneira a utilizar a menor taxa de aplicação de irrigação possível, visando maior economia de água, visto que a água tende a se infiltrar mais rapidamente do que nas áreas de baixa permeabilidade. Desta maneira, a busca por equipamentos mais eficientes e com aplicação de água localizada favorece o meio ambiente a economia e sustentabilidade agrícola.

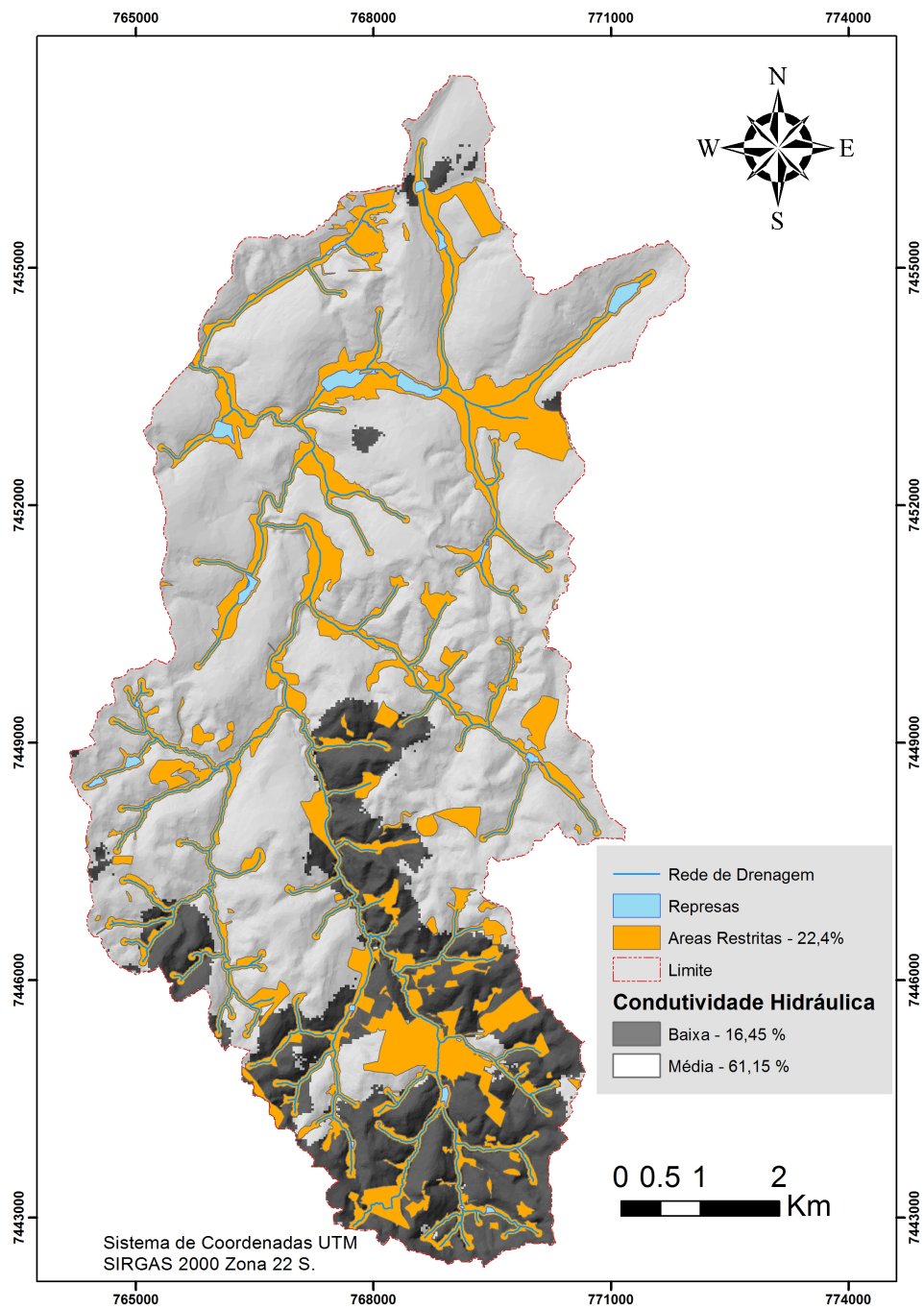


Figura 23. Zonas de Manejo para a Agricultura Irrigada para a Sub-bacia da cabeceira do Rio Pardo.

Com a demanda hídrica acentuada e com projeção de grande crescimento, é imprescindível o planejamento da utilização de água nas áreas irrigadas, devido ao baixo volume disponível nos reservatórios para abastecimento público, sobretudo nas épocas de estiagem. Problema este que influencia diretamente o manejo da água na sub-bacia, chegando aí à importância que se deve dar ao tema de sustentabilidade do uso da água na agricultura.

7 CONCLUSÕES

Pelos resultados das análises dos parâmetros físico hídricos da Sub-bacia da Cabeceira do Rio Pardo – SP, pôde-se concluir:

- Os parâmetros que apresentaram maior variabilidade, correlação entre si e dependência espacial foram: teor de argila, umidade na capacidade de campo, umidade no ponto de murcha permanente e macroporosidade, que influenciam na condutividade hidráulica dos solos.
- A Simulação sequencial direta de Condutividade apresentou alto Erro médio, o que indica o enviesamento dos dados e que o maior valor pode estar relacionado à pequena densidade amostral da área.
- A macroporosidade apresentou o melhor resultado e foi a covariável utilizada na determinação das zonas de manejo;
- Foi verificada a viabilidade de utilização de covariáveis na determinação da Condutividade Hidráulica dos solos, o que acarreta em menor custo de amostragem geral para grandes áreas;
- Constatou-se que 22,4 % da área são inaptas para a agricultura irrigada, 61,15% das áreas da sub-bacia são aptas e apresentaram classe média de permeabilidade e 16,45% das áreas também aptas apresentaram classe baixa;

- Foi comprovada a hipótese de que a Simulação e Co-simulação Sequencial direta, em ambiente multivariado descreveu o comportamento da permeabilidade dos solos na Sub-bacia.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABOUFIRASSI, M., MARIÑO, M. A. Cokriging of aquifer transmissivities from field measurements of transmissivity and specific capacity. **Mathematical Geology**, v. 16, n. 1, p. 19-35, 1984.

AHMED, S., MARSILY, G. **Some Applications of Multivariate Kriging in Ground Water Hydrology**. Sciences de la Terre, 1987.

ALMEIDA, F. F. M. Perfil geológico do Estado. **Boletim de Geologia do Estado de São Paulo**, São Paulo, n. 41, p. 254-262, 1964.

ALVARENGA, M.I.N.; DAVIDE, A.C. Características físicas e químicas de um Latossolo Vermelho-Escuro e a sustentabilidade de agroecossistemas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 23:933-942, 1999.

ARAÚJO JUNIOR, A. A. **Diagnóstico físico conservacionista de 10 microbacias do Rio Capivara – Botucatu (SP), visando a ocupação racional do solo**. 2001. 131 f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura)–Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.

BEAUCHEMIN, S.; HESTERBERG, D.; BEAUCHEMIN, M. Principal component analysis approach for modeling sulfur K-XANES spectra of humic acids. **Soil Science Society American Journal**, Madison, v. 66, p. 83-91, 2002.

BENEDUZI, A. et al. Evaluation of genetic diversity and plant growth promoting activities of nitrogen-fixing bacilli isolated from rice fields in South Brazil. **Applied Soil Ecology**, v. 39, n. 3, p. 311-320, 2008.

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

BEVEN, K.J. **Rainfall-Runoff Modelling**. Wiley. 2002

BICKNELL, B.R, IMHOFF, J.C., KITTLE, J.L. **Hydrological Simulation Program-FORTRAN (HSPF)**: User's Manual for Release 12.2. Environmental Protection Agency, Washington, 1984.

BOURENNANE, H.; KING, D.; COUTURIER, A.; NICOUILLAUD, B.; MARY, B.; RICHARD, G. Un- certainty assessment of soil water content spatial patterns using geostatistical simulations: an empirical comparison of a simulation accounting for single attribute and a simulation accounting for secondary in- formation. **Ecological Modelling**, Amsterdam, v. 205, n. 3-4, p. 323–335, 2007.

BOURGALT, G.; MARCOTTE, D. Multivariate Variogram and its Application to the Linear Model of Correogionalization, **Mathematical Geology**, v. 23, n. 7, p. 899-928, 1991.

BRASIL. Ministério da Agricultura. **Levantamento de reconhecimento dos solos do Estado de São Paulo**. Brasília, DF, 1960. 634 p. (Boletim técnico, 12).

BUCKINGHAM, E. 1907. **Studies on the movement of soil moisture. Bulletin 38. USDA Bureau of Soils**, Washington, DC. 1907.

CÂMARA, G.; MEDEIROS, J. S. **Princípios básicos em geoprocessamento**. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E. Sistema de informações geográficas, 2. ed., Brasília, DF: Embrapa, 1998. cap. 1. p. 3-12.

CARDELLINI, C.; CHIODINI, G.; FRONDINI, F. Application of stochastic simulation to CO₂ flux from soil: mapping and quantification of gas release. **Journal of Geophysical Research**, Washington, v. 108, n. B9, p. 3-13, 2003.

CARRINO, T.A. **Geotecnologias aplicadas ao reconhecimento de áreas chaves à exploração aurífera na Província Mineral do Tapajós**. 2010. 192 p. Dissertação (Mestrado em Geologia) - Universidade de Brasília, DF- Brasília, 2010.

CARVALHO, C.G.P.; ARIAS, C.A.A.; TOLEDO, J.F.F.; ALMEIDA, L.A.; KIIHL, R.A.S.; OLIVEIRA, M.F.; HIROMOTO, D.M. & TAKEDA, C. Proposta de classificação dos coeficientes de variação em relação à produtividade e altura da planta de soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, p187-193, 2003.

CARVALHO, W. A. **Relações entre relevo e solo da bacia do Rio Capivara município de Botucatu – SP**. 1981. 181 f. Tese (Livre Docência) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1981.

CARVALHO, W. A.; JIM, J. **Áreas de proteção ambiental**: região da “Serra de Botucatu” e região da “Serra de Fartura”. Botucatu: Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas; Instituto Básico de Biologia, 1983. 47 p.

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

CATEN, A. T. **Aplicação de Componentes Principais e Regressões Logísticas Múltiplas Em Sistema de Informações Geográficas para a Predição e o Mapeamento Digital de Solos**. 2008. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Maria (UFSM). Santa Maria. 2008.

CERENA, Centro de Recursos Naturais e Ambiente, **GeoMS - Geostatistical Modelling Software**, 2000.

CERRI, C. E. P.; BERNOUX, M.; VOLKOFF, B.; VICTORIA, R. L.; MELILLO, J. M.; PAUSTIAN, K.; CERRI, C. C. Assessment of soil property spatial variation in an Amazon pasture: basis for selecting an agronomic experimental area. **Geoderma**, v. 123, p. 51-68, 2004.

CHAI, X.; HUANG, Y.; YUAN, X. Accuracy and uncertainty of spatial patterns of soil organic matter. **New Zealand Journal of Agricultural Research**, Singapore, v. 50, n. 5, p. 1141–1148, 2007.

CHEN; L.; YOUNG; B., Green-Ampt infiltration model for sloping surfaces. **Water Resources Research**, Vol. 42, W07420, doi:10.1029/2005WR004468, 2006.

CHENG, Q.; CHEN, Xi.; CHEN, X.; ZHANG, Z.; LING, M. Water Infiltration Underneath Single-Ring Permeameters And Hydraulic Conductivity Determination. **Journal of Hydrology**, 398. P. 135-143. 2011.

CHERUBIN, M.R.; SANTI, A.L.; BASSO, C.J.; EITELWEIN, M.T.; VIAN, A.L. Caracterização e estratégias de manejo da variabilidade espacial dos atributos químicos do solo utilizando a análise dos componentes principais. **Enciclopédia Biosfera**, v.7, p.196-210, 2011.

CHILÈS J.P.; DELFINER, P. **Geostatistics: Modeling spatial uncertainty**. New York: Wiley-Interscience Publication, Wiley Series in Probability and Statistics. 695 P. 1999.

CHIRICO, G.B.; MEDINA, H.; ROMANO, N. Uncertainty in predicting soil hydraulic properties at the hillslope scale with indirect methods. **Journal of Hydrology**, Orlando, v. 334, n. 3-4, p. 405–422, 2007.

CHOW, V.T., MAIDMENT, D., MAYES, L. W. **Applied Hydrology**. McGraw Hill. 1988.

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

CONTE, M. L.; LEOPOLDO, P. R. **Avaliação de recursos hídricos: Rio Pardo, um exemplo**. São Paulo: UNESP, 2001. 141 p.

CORRADINI, C.; MELONE, F.; SMITH, R. E. A unified model for Infiltration and redistribution during complex rainfall patterns. **Journal Hydro.**, Amsterdam, 192, p. 104–124. 1997.

CORREIA, J.R. **Uso de Técnicas Multivariadas no Estudo das Inter Relações de Características do Solo e a Produtividade Do Eucalipto**. 1993. 110 p. Dissertação (Mestrado) - Viçosa, MG, Universidade Federal de Viçosa, 1993.

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

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

DARCY, H. Determination of The Laws of Water Flow Through Sand. In: **The Public Fountains of The City of Dijon**. Victor Dalmont, Paris, 1856. Disponível em: <<http://biosystems.okstate.edu/darcy/index.htm>>. Acesso em: abr. 2015.

DEMÉTRIO, C.G.B. **Análise multidimensional para dados de cana-de-açúcar**. 2002. 126p. Tese (Doutorado) - Piracicaba, Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, 2002.

DEUTSCH, C.V.; JOURNEL, A.G. **GSLIB: Geostatistical Software Library: and User's Guide**, second ed. Oxford University Press, New York, NY, 1998, 369 p.

DIAS, C. O. **Determinação da Condutividade Hidráulica de Solos não Saturados**. 2012. 236p. Dissertação (Mestre em Engenharia) - Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2012.

NICOLETE, D. A. P. **Áreas hidrologicamente homogêneas como subsídio ao manejo de bacias hidrográficas**. 2015. 76 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Faculdade de Ciências Agronômicas de Botucatu, 2015.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos. **Manual de método de análises de solo**, Rio de Janeiro, 212 p. 1997.

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

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

ESSIG, E. T., CORRADINI, C., MORBIDELLI, R., GOVINDARAJU, R. S.: Infiltration and deep flow over sloping surfaces: Comparison of numerical and experimental results. **Journal of Hydrology**, Amsterdã. 374, 30–42, 2009.

FADIGAS, F.S.; SOBRINHO, N.M.B.A.; MAZUR, N.; ANJOS, L.H.C. & FREIXO, A.A. **Concentrações naturais de metais pesados em algumas classes de solos brasileiros**. *Bragantia*, 61:151-159, 2002.

FELGUEIRAS, C. A. **Modelagem ambiental com tratamento de incertezas em sistemas de informação geográfica: o paradigma geoestatístico por indicação**. 212p. São José dos Campos: INPE. 1999.

FIORI A.; ROMANELLI M.; CAVALLI D.J.; RUSSO D. Numerical experiments of streamflow generation in steep catchments. **Journal of Hydrology**. Amsterdã . 339, p. 183– 192 2007.

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

GAMBIN, F. **Aperfeiçoamento da Estratégia de Homogeneização de Minérios Utilizando Simulação Geoestatística**. 2003. 96 p. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais (PPGEM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 96p. 2003.

GOMES, J.B.V.; CURTI, N.; MOTTA, P.E.F.; KER, J.C.; MARQUES, J.J.G.S.M.; SCHULZE, D.G. Análise de componentes principais de atributos físicos, químicos e mineralógicos de solos do bioma cerrado. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.28, p.137-153, 2004.

GÓMEZ-HERNÁNDEZ, J. J.; WEN, X. H. **To be or not to be multi-gaussian ?**: a reflection on stochastic hydrogeology. *Advances in Water Resources* , v. 21, n. 1, 47-61, 1998.

GONÇALVES, A. D. M. de A.; LIBARDI, P. L. Análise da Determinação da Condutividade Hidráulica do Solo pelo Método do Perfil Instantâneo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 37, n.1, p. 1174-1184, 2013.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for Natural Resources Evaluation**, vol. 1. Oxford Univ. Press, New York. (1997).

GOOVAERTS, P. Geostatistical modelling of uncertainty in soil science, **Geoderma**, 103, 3–26. 2001.

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

GOVINDARAJU, R.S.; MORBIDELLI, R.; CORRADINI C. Areal infiltration

modeling over soil with spatially-correlated hydraulic conductivities. **Journal of Hydrological Engineering**. 6: 150–158. 2001.

GUARASCIO, M. **Improving the Uranium Deposits Estimation** (The Novazza Case). M. Guarascio et al (eds.), Advanced Geostatistics in the Mining Industry, Nato ASI Series C24, Reidel, Dordrecht, pp. 351-367, 1976.

HENGL, T. **Pedometric mapping: bridging the gaps between conventional and pedometric approaches**. 2003, 236 f. Tese (Doutorado) - Wageningen University, Enschede. 2003.

HENGL, T.; ROSSITER, D. G. Supervised Landform Classification to Enhance and Replace Photo-Interpretation in Semi-Detailed Soil Survey. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 67, n. 6, p. 1810, 2003.

HENGL, T. et al. Methods to interpolate soil categorical variables from profile observations: Lessons from Iran. **Geoderma**, Amsterdam, v. 140, n. 4, p. 417-427, 2007.

HERBST, M.; PROLINGHEUER, N.; GRAF, A.; HUISMAN, J.A.; WEIHERMÜLLER, L.; VANDERBORGHT, J. Characterization and Understanding of Bare Soil Respiration Spatial Variability at Plot Scale. **Vadose Zone Journal**, Madison, v.8, n. 3, p. 762–771, 2009.

HILLEL, D. **Environmental Soil Physics**. San Diego: Academic Press, 1998.

HURTADO, A. L. B.; CICHOTA, R.; VAN LIER, Q. J. Parametrização do método do perfil instantâneo para a determinação da condutividade hidráulica do solo em experimentos com evaporação. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 29, n. 2, p. 301-307, 2005.

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

ISAAKS, E. H. **The application of Monte Carlo methods to the analysis of spatially correlated data.** 1990. 213 p. Tese (PhD Thesis submitted to the Department of Applied Earth Sciences) - Stanford University, USA. 1990.

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

JIM, A. S. **Geoprocessamento aplicado no diagnóstico físico-ambiental.** 2006. 109 f. Dissertação (Mestrado em Energia na Agricultura)-Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2006.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis.** New Jersey: Prentice-Hall, 1992. 642 p.

JOURNEL, A. G.; ALABERT, F. **Non-Gaussian Data Expansion in the Earth Sciences.** Terra Nova, 1, p. 123-134, 1989.

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

KLUTE A., DIRKSEN, C. Hydraulic conductivity and diffusivity: laboratory methods. In: Klute, A. (ed) **Methods of soil analysis. I. Physical and mineralogical methods,** Madison: **American Society of Agronomy; Soil Science Society of America,** 1982. 2nd ed., p 687-734.

KOLTERMANN, C. E.; GORELICK, S. M. Heterogeneity in sedimentary deposits: a review of structure-imitating, process-imitating, and descriptive approaches. **Water Resources Research.** v. 32, n. 9, p. 2617-2658, 1996.

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

LAMBE, T.W.; WHITMAN, R.V. **Soil Mechanics**. Massachusetts Institute of Technology. John Wiley & Sons Inc. New York. 553 p. 1969.

LANDIM, P.M.B. **Análise Estatística de Dados Geológicos Multivariados**. São Paulo. Oficina de Textos, 208 p. 2011.

LANDIM, P.M.B.; STURARO, J.R.; MONTEIRO, R. C. **Exemplos de aplicação da cokrigagem**. DGA, IGCE, UNESP/Rio Claro, Lab. Geomatemática, Texto Didático 09, 17 pp. 2002. Disponível em <<http://www.rc.unesp.br/igce/aplicada/textodi.html>>

LEPSCH, I. F. **Manual para levantamento utilitário do meio físico e classificação de terras no sistema de capacidade de uso**. 4a aproximação. Campinas: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 175 p.1991.

LESSA, L. G. F. **Simulação da Produção de Sedimentos na Bacia Hidrográfica do Rio Pardo - Botucatu / Sp, Por Modelagem Hidrológica**. 2011. 141 f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura). Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu. 2011.

LIBARDI, P.L. **Dinâmica da água no solo**. 2.ed. Piracicaba : O autor, 1999. 497p.

MAGRI, E. J. Calculations of Grade and Tonnage for two co - products from a projected South African Gold Mine. J. S. Afr. Inst. Min. Metal., Mar. 1982.

MARK, R; JEFFREY, G.; ALAA, A. **Integrated Hydrologic Model (IHM): Theory Manual**, vol. I. Tampa Bay Water and Southwest Florida Water Management District, Florida. 2004.

MARKSTROM, S.L., NISWONGER R.G., REGAN, R.S. **GSFLOW—Coupled Ground- water and Surface-water Flow Model Based on the Integration of the Precipitation-runoff Modeling System (PRMS) and the Modular Ground-Water Flow Model (MODFLOW-2005)**. USGS, Reston, VA. 2008.

MARSILY, G. de *et al.* Some current methods to represent the heterogeneity of natural media in hydrogeology. **Hydrogeology Journal**, v. 6, p. 115-130, 1998.

MARQUES, E. A. R. **Caracterização de Reservatórios Petrolíferos: Análise comparativa de dois métodos para a caracterização de propriedades de um reservatório petrolífero**. 2011. 88p. Dissertação (Mestrado) - Instituto Superior Técnico - Universidade Técnica de Lisboa. 2011.

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

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

MCCARTNEY, J.S. e PARKS, J. **Uncertainty in predicted hydraulic conductivity functions of unsaturated soils. 17th ICSMGE Conference**. Alexandria, Egypt , 2009.

MEIN, R.G.; LARSON, C.L. Modeling infiltration during a steady rain. **Water Resources Research**. 9:384-94, 1973.

MOITA NETO, J.M.; MOITA, G.C. Uma introdução à análise exploratória de dados multivariados. **Química Nova**, v.21, p.467-469, 1998.

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

MONTES, F.; HERNÁNDEZ, J. M.; CAÑELLAS, ISABEL. A geostatistical approach to cork production sampling estimation in Quercus suber forests. **Canadian Journal of Forest Research**, vol.35, p.2787-2796, 2005.

MONTGOMERY, D.R.; Dietrich, W.E. Runoff Generation in a steep, soilmantled landscape. **Water Resources Research**. 38(9), p. 1168. 2002.

MOURA, C.V.A. Aplicação de tratamento estatístico multivariado em dados geoquímicos de solo no mapeamento geológico na província de Carajás. **Revista Brasileira de Geociências**. 15:241-248, 1985.

MYERS, D. **Co-Kriging, New Developments, Geostatistics for Natural Resources Characterization**, Verly et al., Eds., v.1, Reidel Dordrecht, pp. 295-305, 1984.

NAIDU, R.; BOLAN, N.S.; KOOKANA, R.S.; TILLER, K.G. Ionic-strength and pH effects on the sorption of cadmium and the surface charge of soils. **European Journal Soil Science**. 45:419-429, 1994.

NIMMO, J. R.; LANDA, E. R. The Soil Physics Contributions of Edgar Buckingham. **Soil Science Society Am. Journal** 2005, 69:328–342.

NOGARA NETO, F.; ROLOFF, G.; DIECKOW, J.; MOTTA, A.C.V. Atributos de solo e cultura espacialmente distribuídos relacionados ao rendimento do milho. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.35, p.1025-1036, 2011.

ODEH, I. O. A.; CHITTLEBOROUGH, D. J.; MCBRATNEY, A. B. Elucidation of soil- landform interrelationships by canonical ordination analysis. **Geoderma**, Amsterdam, v. 49, p. 1-32, 1991.

OLIVEIRA, G. S. **Integração da Modelagem Geostatística com o Processo de Ajuste de Histórico: Método Global e Regional**. (Dissertação Mestrado). Instituto Técnico de Lisboa. 2014.

OLIVEIRA, T.S.; COSTA, L.M. & CRUZ, C.D. Importância relativa dos metais pesados do solo na identificação e separação de materiais de origem. **Revista Ceres**. 45:359-371, 1998.

OVALLES, F. A.; COLLINS, M. E. Variability of northwest Florida soils by principal component analysis. **Soil Science Society of American Journal**, Madison, v. 52, p. 1430-1435, 1988.

PAYE, H. de S.; DE MELLO, J. W. V.; DE MELO, S. B. Métodos de análise multivariada no estabelecimento de valores de referência de qualidade para elementos-traço em solos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. vol.36 no.3 Viçosa. 2012.

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

PETRI, S; FÚLFARO, V. J. **Geologia do Brasil**. São Paulo: Edusp, 1983. 631 p.

PHILIP, J.R. Horizontal redistribution with capillary hysteresis. **Water Resources Research**. 27(7), p. 1459-1469. 1991.

PIMENTEL GOMES, F. **Curso de estatística experimental**. 13.ed. Piracicaba, Nobel, 1990. 468p.

PINTO, C.S. **Curso básico de mecânica dos solos em 16 aulas**. 2.ed., São Paulo, Oficina de textos, 355 p. 2002.

PIROLI, E. L. **Geoprocessamento na determinação da capacidade e avaliação do uso da terra do município de Botucatu – SP**. 2002. 122f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura), Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2002.

PISSARRA, T. C. T.; POLITANO, W.; FERRAUDO, A. S. Avaliação de características morfométricas na relação solo-superfície da Bacia Hidrográfica do Córrego Rico, Jaboticabal (SP). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 28, n. 2, 2004.

POESEN, J. The Influence of Slope Angle on Infiltration Rate and Hortonian Overland Flow Volume. **Zeitschrift fur Geomorphologie N.F.** 49, p. 117-131. 1984.

POPPI, R. J.; SENA, M. M. D. Métodos quimiométricos na análise integrada de dados. In: R. T. S. Frighetto P. J. Valarini (Ed.). **Indicadores biológicos e bioquímicos da qualidade do solo**: manual técnico. Jaguariúna: EMBRAPA Meio Ambiente, 2000, p. 198.

RAIJ, R. B.; QUAGGIO, J. A., CANTARELLA, H. et al. **Análise Química do Solo para fins de Fertilidade**. Ed. Fundação Cargill, Campinas, 1987.

REYNOLDS, W. D.; ELRICK, D. E. In situ measurement of field saturated hydraulic conductivity, sorptivity and the α -parameter using the Guelph permeameter. **Soil Science**, v.140, n° 4, 1985. p. 292– 302.

RIBEIRO, L. T., MUGE, F. H. **A Geostatistical Approach to the Modelling of a Piezometric Field**. M. Armstrong (ed.), Geostatistics, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 651-660, 1989.

SARTORI, A. A. C. **Análise multicritérios na definição de áreas prioritárias à conectividade entre fragmentos florestais**. 2010. 112 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2010.

SARTORI, A. A. C. **Geoestatística Multivariada na Delimitação de Zonas de Manejo na Cultura de Cana-De-Açúcar**. 2015. Tese (Doutorado em Agronomia/Irrigação e Drenagem). Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu. 2015.

SANTI, A.L.; AMADO, T.J.C.; SILVA, V.R. da; BASSO, C.J.; DELLA FLORA, L.P.; CHERUBIN, M.R.; EITELWEIN, M.T. Infiltração de água no solo, determinada por diferentes métodos, como indicador do potencial produtivo em dois Latossolos manejados com agricultura de precisão. **Interciencia**, v.37, p.204-208, 2012.

SAMPER, F. J.; CARRERA, J. **Geoestatística, Aplicaciones a la Hidrogeología Subterránea**, Centro Internacional de Métodos Numéricos en Ingeniería, Barcelona, 1990.

SHARMA, K.; SINGH, H.; PAREEK, O. Rain water infiltration into a bar loamy sand, **Hydrological Science. Journal.**, 28, 417–424. 1983.

SILVA, A. F.; ZIMBACK, C. R. L.; OLIVEIRA, R. B. **Cokrigagem na Estimativa da Evapotranspiração em Campinas (Sp)**. Tékhne e Lógos, Botucatu, SP, v.2, n.1, out. 2010.

SILVA, A. F. **Análise Multivariada de Dados Espaciais na Classificação Interpretativa de Solos**. 2014. 96 f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura). Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu. 2014.

SILVA, S. de A.; LIMA, J.S. de S.; XAVIER, A.C.; TEIXEIRA, M.M. Variabilidade espacial de atributos químicos de um Latossolo Vermelho-Amarelo húmico cultivado com café. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.34, p.15-22, 2010.

SMITH, R. E.; GOODRICH, D. C. Model for rainfall excess patterns on randomly heterogeneous areas. **Journal of Hydrologic Engineering**, ASCE, 5(4):355-362. 2000.

SMITH, R. E.; PARLANGE J. Y. A parameter-efficient hydrologic infiltration model, **Water Resources Research**. 14, p. 533-538, 1978.

SRIVASTAVA, R. M. Geostatistics: A toolkit for data analysis, spatial prediction and risk management in the coal industry. **International Journal of Coal Geology** 112 (2013) 2–13. Toronto, Canadá. 2013.

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

SOARES, A. **Geoestatística para ciências da terra e do ambiente**. 2.ed. Lisboa, IST Press, 2006. 214p.

SOUSA, A. J. **Análise de Dados e Geoestatística Multivariada. Aplicação à tipologia de minérios**. Tese, IST, Lisboa, 1988.

SOUSA, A. J. **Geoestatística Multivariada**. Laboratório de Mineralurgia e Planeamento Mineiro. 1989, 12 p.

SOUSA, A. J. Geostatistical data analysis: an application to ore typologie. M. Armstrong (ed.), **Geostatistics**, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 851-860, 1989.

STRAPASSON, E.; VENCovsky, R. & BATISTA, L.A.R. Seleção de descritores na caracterização de germoplasma de *Paspalum* sp. por meio de componentes principais. **Revista Brasileira de Zootecnia**. 29:373-381, 2000.

TEIXEIRA, D. B.; BICALHO, E. S.; PANOSSO, A. R.; PERILLO, L. I.; IAMAGUTI, J. L.; PEREIRA, G. T.; SCALA JÚNIOR, N. L. **Krigagem Ordinária e Simulação Sequencial Gaussiana na Interpolação da Emissão de Co₂ do Solo**. Revista Energia na Agricultura. Vol. 26, n.3, p.26-42. Botucatu. 2011.

TORNERO, M. T. **Fotointerpretação da cobertura vegetal e da rede de drenagem da bacia experimental do Rio Pardo, no período de 15 anos**. 1996. 129 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura)-Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1996.

VIEIRA, S.R. **Geoestatística em estudos de variabilidade espacial**. Campinas: IAC, 1998.

VIEIRA, C. A. O. **Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study**. 327 f. Thesis (Doctor of Philosophy in Physical Geography) - University of Nottingham, Nottingham. 2000.

VIEIRA, G. B. **Santa Cruz do Rio Pardo**: histórico do Rio Pardo. Disponível em: <<http://www.riopardosantacruz.com.br/historia.php>>. Acesso em: 13 maio 2010.

VITHARANA, U. W. A. et al. Key soil and topographic properties to delineate potential management classes for precision agriculture in the European loess area.

Geoderma, Amsterdam, v. 143, n. 1-2, p. 206-215, 2008.

WACKERNAGEL, H. Geostatistical Techniques for Interpreting Multivariate Spatial Information. **Quantitative Analysis of Mineral and Energy Resources**, NATO ASI Series, C 223, 393-409, Reidel, Dordrecht, pp. 393-409, 1988.

WACKERNAGEL, H., Petitgas, P., Touffait, Y. Overview of methods for coregionalization analysis. M. Armstrong (ed.). **Geostatistics**. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 409-420, 1989.

WEBSTER, R. Statistics to support soil research and their presentation. **European Journal of Soil Science**, v. 52, p. 331-340, 2001.

WEBSTER, R.; BURROUGH, P. A.; Computer-based soil mapping of small areas from sample data. **Journal of Soil Science**, v. 23, n. 2, 1972.

YARUS, J. M.; CHAMBERS, R. L. **Practical Geostatistics: An Armchair Overview** for petroleum Reservoir Engineers, Distinguished Author Series. 2006.

YONGMING, H.; PEIXUAN, D.; JUNJI, C. & POSMENTIER, E.S. Multivariate analysis of heavy metal contamination in urban dusts of XI'an, Central China. **Sci. Total Environ.**, 355:176-186, 2005.

YU, K.C.; TSAI, L.J.; CHEN, S.H. & HO, S.T. Correlation analyses on binding behavior of heavy metals with sediment matrices. **Water Resources**. 35:2417-2428, 2001.

WACKERNAGEL, H. **Multivariate Geostatistics: an Introduction with Applications**, Springer-Verlag, Berlin, 1995.

ZIMBACK, C. R. L. **Levantamento semidetalhado dos solos da bacia do Rio Pardo nos municípios de Pardinho e Botucatu**. Botucatu: UNESP, Faculdade de Ciências Agrônômicas, 1997. 55 p.

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