

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA**

**MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DA FUNÇÃO SEMIVARIÂNCIA
APLICADOS A DADOS SIMULADOS E REAIS DE PRODUTIVIDADE
DA SOJA E DE ATRIBUTOS FÍSICOS DE UM LATOSSOLO**

ARACELI CIOTTI DE MARINS

**CASCABEL
FEVEREIRO -2006**

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

ARACELI CIOTTI DE MARINS

**MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DA FUNÇÃO SEMIVARIÂNCIA
APLICADOS A DADOS SIMULADOS E REAIS DE PRODUTIVIDADE
DA SOJA E DE ATRIBUTOS FÍSICOS DE UM LATOSSOLO**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Agrícola, junto ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola com área de concentração em Engenharia de Sistemas Agroindustriais, Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Miguel Angel Uribe Opazo

**CASCABEL
FEVEREIRO-2006**

Dedico este trabalho a Deus,
a meus pais e a meu
namorado, por tudo o que
fizeram por mim.

AGRADECIMENTOS

A Deus, criador e Senhor da minha vida.

Aos meus pais, Rosa e Tertuliano, pelos caminhos que me ensinaram a andar e mesmo que, às vezes, estivessem longe, mostraram que seu coração estava comigo.

À minha irmã Annecler que sempre soube me ouvir, mesmo que às vezes não soubesse o que eu queria dizer.

À Lourdes, pelo incentivo em meu crescimento intelectual.

Ao Marino, pela sabedoria de seus conselhos.

Ao meu professor e orientador Dr. Miguel Angel Uribe Opazo, por seus ensinamentos e, principalmente, por ter acreditado na realização deste trabalho e me ajudado em todos os aspectos que precisei.

A Deonir Secco que, como professor, ajudou-me incondicionalmente e, como namorado, esteve sempre a meu lado, apoiando e incentivando.

Às minhas amigas Daniela, Gisele, Gracielle e Josiane, sem as quais eu não teria conseguido chegar até aqui.

Aos colegas Ademir, Clementina, Gilberto, Mário e aos pesquisadores do Laboratório de Estatística Aplicada da UNIOESTE – LEA, que não mediram esforços nas coletas de campo, procedimentos laboratoriais e em tudo o que precisei: Claudinei, Joelmir, Jerry, Dione, Mare, Thais, Ricardo, Mauro, Gustavo, Rosangela, Erivelto, Mozart e Symon.

Aos professores do curso de Mestrado, pela transmissão dos conhecimentos.

À CAPES, pelo apoio financeiro.

Ao Sr. Marco Antonio Wypych, pela cooperação ao ceder parte de sua propriedade para implementação do experimento.

A todos que, de alguma maneira, cooperaram para a realização deste trabalho.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 1	
2 REVISÃO DE LITERATURA.....	3
2.1 CULTURA E PRODUTIVIDADE DA SOJA.....	3
2.2 RESISTÊNCIA DO SOLO À PENETRAÇÃO.....	4
2.3 DENSIDADE E UMIDADE DO SOLO.....	6
2.4 VARIABILIDADE ESPACIAL.....	6
2.5 GEOESTATÍSTICA.....	7
2.5.1 Teoria das Variáveis Regionalizadas.....	8
2.5.2 Hipóteses de Estacionaridade.....	9
2.5.3 Semivariograma.....	10
2.5.3.1 Parâmetros do semivariograma.....	15
2.5.4 Isotropia e Anisotropia.....	17
2.5.5 Modelos Teóricos.....	17
2.5.6 Métodos de Ajuste.....	24
2.5.7 Correlação Espacial.....	25
2.5.8 Krigagem.....	26
3 MATERIAIS E MÉTODOS.....	xxix
3.1 SIMULAÇÃO.....	xxix
3.2 ANÁLISE DE DADOS REAIS.....	xxxiii
3.2.1 Descrição da Área e dos Pontos Amostrais.....	xxxiii
3.2.2 Amostragem.....	xxxiv
3.2.2.1 Densidade do solo [Mg m ⁻³].....	xxxv
3.2.2.2 Umidade volumétrica do solo [%].....	xxxv
3.2.2.3 Resistência do solo à penetração [MPa].....	xxxvi
3.2.2.4 Produtividade da soja [Mg ha ⁻¹].....	xxxvi
3.2.3 Análise dos Dados Reais.....	xxxvii

<u>4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....</u>	<u>xli</u>
<u>4.1 SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO.....</u>	<u>xli</u>
<u>4.2 ANÁLISE DE DADOS REAIS.....</u>	<u>lii</u>
<u>4.2.1 Análise Exploratória dos dados.....</u>	<u>lii</u>
<u>4.3 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA.....</u>	<u>lx</u>
<u>4.4 SEMIVARIOGRAMAS.....</u>	<u>lxiv</u>
<u>4.5 CORRELAÇÃO ESPACIAL.....</u>	<u>89</u>
<u>4.6 ESTUDO DAS CORRELAÇÕES CLÁSSICAS DOS ATRIBUTOS</u> <u>FÍSICOS DO SOLO E PRODUTIVIDADE DA SOJA.....</u>	<u>89</u>
<u>4.7 ANÁLISES DE REGRESSÃO.....</u>	<u>94</u>
<u>5 CONCLUSÕES</u>	<u>96</u>
<u>REFERÊNCIAS</u>	<u>98</u>

LISTA DE TABELAS

- Tabela 1 - Modelos e parâmetros utilizados na simulação com xxxi@~
- Tabela 2 - Valor da função semivariância estimada nas diferentes distâncias h , segundo o modelo esf (0,1,4) e os estimadores New1 , New2 , Matheron , Cressie e Hawkins e Pairwise xlii@~
- Tabela 3 - Valor da função semivariância simulada nas diferentes distâncias h , segundo o modelo exp(0,1,4) e os estimadores New1 , New2 , Matheron , Cressie e Hawkins e Pairwise xliii@~
- Tabela 4 - Valor da função semivariância simulada nas diferentes distâncias h , segundo o modelo exp(0,1,5) e os estimadores New1 , New2 , Matheron , Cressie e Hawkins e Pairwise xliv@~
- Tabela 5 - Valor da função semivariância simulada nas diferentes distâncias h , segundo o modelo esf(0,1,5) e os estimadores New1 , New2 , Matheron , Cressie e Hawkins e Pairwise xlvi@~
- Tabela 6 - Valor da função semivariância simulada nas diferentes distâncias h , segundo o modelo exp(0,1,2) e os estimadores New1 , New2 , Matheron , Cressie e Hawkins e Pairwise xlix@~
- Tabela 7 - Valor da função semivariância simulada nas diferentes distâncias h , segundo o modelo exp(0,1,3) e os estimadores New1 , New2 , Matheron , Cressie e Hawkins e Pairwise l@~
- Tabela 8 - Critérios de comparação pela soma dos quadrados e soma do valor absoluto entre os valores simulados e estimados em cada estimador
li@~
- Tabela 9 - Estatística descritiva da resistência do solo à penetração [MPa].. liv@~
- Tabela 10 - Estatísticas descritivas da densidade do solo [Mg m⁻³] em diferentes profundidades..... lvi@~
- Tabela 11 - Estatísticas descritivas da umidade volumétrica [%] em diferentes profundidades..... lvii@~

Tabela 12 - Estatísticas descritivas da produtividade da soja [Mg ha ⁻¹] no ano agrícola 2004/2005.....	lix@~
Tabela 13 - Parâmetros do semivariograma para a produtividade da soja....	lxv@~
Tabela 14 - Parâmetros do Semivariograma para a Densidade de 0-10 cm	lxviii@~
Tabela 15 - Parâmetros do Semivariograma para a Densidade de 10-20 cm	lxx@~
Tabela 16 - Parâmetros do Semivariograma para a Densidade de 20-30 cm	lxxii@~
Tabela 17- Parâmetros do semivariograma para a umidade de 0-10 cm.....	76@~
Tabela 18 - Parâmetros do semivariograma para a umidade de 10-20 cm.....	78@~
Tabela 19 - Parâmetros do semivariograma para a umidade de 20-30 cm.....	81@~
Tabela 20 - Parâmetros do semivariograma para a RSP de 0-10 cm.....	83@~
Tabela 21 - Parâmetros do semivariograma para a RSP de 10-20 cm.....	86@~
Tabela 22 - Parâmetros do semivariograma para a RSP de 20-30 cm.....	88@~
Tabela 23 - Matriz de correlação linear de Pearson.....	90@~
Tabela 24 - Matriz de correlação não-paramétrica de Spearman.....	92@~
Tabela 25 - Matriz de correlação não-paramétrica de Kendall.....	93@~
Tabela 26 - Resultado da análise de regressão da produtividade da soja.....	94@~
Tabela 27 - Resultado da análise de regressão da produtividade.....	95@~

LISTA DE FIGURAS

- Figura 1 - Janela móvel bi-dimensional para estimador de semivariância em uma área isotrópica..... 14@~
- Figura 2 - Semivariograma experimental, modelo teórico e semivariograma típico e seus componentes..... 16@~
- Figura 3 - Representação gráfica do modelo linear com patamar..... 18@~
- Figura 4 - Representação gráfica do modelo esférico.....20@~
- Figura 5 - Representação gráfica do modelo exponencial..... 21@~
- Figura 6 - Representação gráfica do modelo gaussiano.....21@~
- Figura 7 - Representação gráfica do modelo circular..... 22@~
- Figura 8 - Exemplo de gráfico de modelo sem patamar, (a) com , (b) com e (c) com . 23@~
- Figura 9 - Grid amostral 7 x 7 utilizado no estudo da simulação..... xxxi@~
- Figura 10 - Croqui da área experimental e respectivos pontos amostrais. xxxiv@~
- Figura 11 - Gráficos da função semivariância simulada com modelo esférico de parâmetros , e e estimada pelos diferentes estimadores em estudo. xliii@~
- Figura 12 - Gráficos da função semivariância simulada com modelo exponencial de parâmetros , e e estimada pelos estimadores em estudo.....xliv@~
- Figura 13 - Gráficos da função semivariância simulada com modelo exponencial de parâmetros , e e estimadas pelos estimadores de semivariância em estudo. xlvi@~
- Figura 14 - Gráficos da função semivariância simulada e estimada com modelo esférico de parâmetros , e e estimada pelos diferentes estimadores em estudo. xlvii@~
- Figura 15 - Gráficos da semivariância simulada do modelo exponencial de parâmetros , e e estimadas pelos estimadores de semivariância.... l@~

Figura 16 - Gráficos da função semivariância simulada de acordo com o modelo $\exp(0,1,3)$ e da semivariância estimada pelos estimadores em estudo.	li@~
Figura 17 - Gráficos Box-Plot da variável regionalizada RSP nas profundidades de (1) 0-10, (2) 10-20 e (3) 20-30 cm.....	lv@~
Figura 18 - Gráfico Box-Plot da variável regionalizada densidade do solo nas profundidades de (1) 0-10, (2) 10-20 e (3) 20-30 cm.....	lvii@~
Figura 19 - Gráficos Box-Plot da variável regionalizada umidade volumétrica nas profundidades de (1) 0-10, (2) 10-20 e (3) 20-30 cm.....	lviii@~
Figura 20 - Gráfico Box-Plot da produtividade da soja.....	lx@~
Figura 21 - Gráficos Post Plot das variáveis regionalizadas em estudo.....	lxii@~
Figura 22 - Gráficos de dispersão da média versus desvio padrão.....	lxiv@~
Figura 23 - Semivariogramas da variável produtividade da soja, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.	lxv@~
Figura 24 - Mapa temático da produtividade da soja pelo método New1 de estimação da função semivariância.....	lxvi@~
Figura 25 - Semivariogramas da variável densidade do solo de 0-10 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.	lxvii@~
Figura 26 - Mapa temático da densidade do solo na profundidade de 0-10 cm pelo Estimador New1.....	lxix@~
Figura 27 - Semivariogramas da densidade do solo na profundidade de 10-20 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.....	lxix@~
Figura 28 - Mapa temático da densidade do solo 10-20 cm pelo Estimador New2.	lxxi@~
Figura 29 - Semivariogramas da densidade do solo na profundidade de 20-30 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.....	lxxii@~

- Figura 30 - Mapa temático da densidade do solo na camada de 20-30 cm pelo Estimador New2.....lxxiii@~
- Figura 31 - Semivariogramas da umidade volumétrica de 0-10 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2. lxxv@~
- Figura 32 - Mapa temático da umidade volumétrica de 0-10 cm pelo Estimador New1. 76@~
- Figura 33 - Semivariogramas da umidade volumétrica de 10-20 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2. 77@~
- Figura 34 - Mapa temático da umidade volumétrica de 10-20 cm pelo Estimador New1. 79@~
- Figura 35 - Semivariogramas da umidade volumétrica de 20-30 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2. 80@~
- Figura 36 - Mapa temático da umidade volumétrica de 20-30 cm pelo Estimador New1. 82@~
- Figura 37 - Semivariogramas da RSP na camada de 0-10 cm segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2. 83@~
- Figura 38 Mapa temático da RSP de 0-10 cm pelo Estimador New2..... 84@~
- Figura 39 - Semivariogramas da RSP na camada de 10-20 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2. 85@~
- Figura 40 - Mapa temático da RSP na profundidade de 10-20 cm de acordo com o Estimador New2..... 87@~
- Figura 41 - Semivariogramas da RSP na camada de 20-30 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2. 87@~
- Figura 42 - Mapa temático da RSP de 20-30 cm pelo Estimador New2..... 89@~

RESUMO

Variáveis regionalizadas apresentam algum tipo de dependência entre as amostras. Essa dependência que ocorre no espaço ou no tempo é estudada pela geoestatística e tem aplicações em mineralogia, hidrologia, ciências biológicas, geologia, ciências do solo e estudo da produtividade de culturas. Um dos principais estudos da geoestatística está em conhecer a estrutura de dependência espacial de variáveis regionalizadas pela semivariância. A função semivariância pode ser estimada pelo Estimador Clássico de Matheron, pelo Estimador de Cressie e Hawkins e pelo Estimador de Semivariância Relativa Pairwise. LI e LAKE (1994) propuseram dois novos estimadores chamados New1 e New2 que, segundo os autores, são mais eficientes que os demais. Neste estudo foram simulados conjuntos de dados com estrutura de dependência espacial conhecida, pela Simulação de Monte Carlo e os dados simulados foram aplicados aos cinco estimadores da função semivariância e comparados com a semivariância simulada, que é dada pelo modelo teórico. Nessa comparação, os estimadores Matheron, New1 e New2 estimaram valores mais similares aos simulados. Foram analisados dados reais da resistência do solo à penetração, densidade do solo, umidade volumétrica e produtividade da soja, estudando os cinco estimadores de semivariância mencionados. Todas as variáveis em estudo apresentaram estrutura de dependência espacial, mas não estão correlacionadas espacialmente. Pela análise de regressão, a produtividade da soja apresenta correlação linear inversa com a RSP de 10-20 cm e direta com a umidade volumétrica de 20-30 cm.

PALAVRAS-CHAVE: Geoestatística, estimadores, dependência espacial.

ABSTRACT

Regionalized variables show a kind of dependence among the samples. This dependence that happens in the space and in the time is studied by geostatistics, that has applications in mineralogy, hydrology, biological sciences, geology, soil sciences and cultures yield. One of the principal studies in geostatistics is to know the spatial dependence structure of regionalized variables by the semivariance. The semivariance function may be estimated by the Classical Semivariance Estimator of Matheron, by the Cressie e Hawkins Estimator and by the Pairwise Relative Semivariance Estimator. LI and LAKE (1994) proposed two new estimators called New1 and New2, which according to the authors are more efficient than the others. In this study were simulated data sets with spatial dependence structure kneed, by the Monte Carlo Simulation and the simulated data were applied in the five estimators of the semivariance function and compared with the simulated semivariances, that is given by the theoretical model. In this comparison, the Matheron, New1 and New2 estimators estimated more similar values to the estimated. Were analyzed real data of soil resistance to penetration, bulk density, soil moisture and soybean yield, studding the five semivariance estimator mentioned. All the variables in study showed spatial dependence structure, but are not spatial correlated. By the regression analyzes, the soybean yield shows inverse linear correlation with the soil resistance to penetration of 10-20 cm and with the soil moisture of 20-30 cm.

KEYWORDS: Geostatistics, estimators, spatial dependence.

1 INTRODUÇÃO

A agricultura, juntamente com a produção de alimentos, é um dos setores da economia mundial que mais cresce. Ela vem sendo desenvolvida de forma a aprimorar suas técnicas, visando ao aumento da produtividade e da qualidade do que é cultivado. Essa crescente expansão da agricultura e a necessidade do aumento da produtividade das culturas tornam indispensável encontrar formas mais eficientes de plantio e manejo de culturas.

O produtor rural costuma tratar cada setor de sua lavoura de acordo com suas particularidades, porém, quando se tratam de áreas extensas, isto se torna inviável, se realizado de maneira artesanal, dado o grande número de operações necessárias. A solução para essa dificuldade surgiu com a Agricultura de Precisão – AP.

A AP é uma nova maneira de produção agrícola, indicada para áreas comerciais de grande porte. Objetiva mudar o quadro atual da agricultura, propiciando meios de tratamento de cada setor da lavoura de forma diferenciada, garantindo o tratamento necessário e suficiente, seja de insumos ou defensivos, porquanto torna possível a aplicação de insumos agrícolas de maneira localizada.

A AP faz uso de técnicas e equipamentos sofisticados como o Sistema de Posicionamento Global (GPS), que permite a coleta automática da posição geográfica dos pontos amostrais. Colhedoras equipadas com GPS e sensores eletrônicos são usadas para o mapeamento da colheita no campo, possibilitando a identificação de áreas de maior ou menor produtividade.

Há casos em que são necessários estudos de informações do solo e/ou da produtividade das culturas espacialmente referenciadas para que a AP seja aplicada. Um dos métodos utilizados para realizar esses estudos é a Geoestatística, que considera a posição georreferenciada dos dados amostrais.

Dessa forma, cada ponto amostral é analisado, além de seu valor, pela posição geográfica em que se encontra. Esse fato faz com que amostras próximas tenham valores mais semelhantes e sejam mais correlacionadas do que amostras mais distantes do ponto referencial. Desse modo, podem ser estimados os valores dos atributos do solo e/ou produtividade das culturas em locais não amostrados pela técnica geoestatística de interpolação por Krigagem.

Com os valores estimados e os amostrados, constroem-se mapas que são armazenados em computadores instalados em implementos agrícolas equipados com GPS, que permitem variar a taxa de aplicação de insumos na área de plantio, obtendo-se melhor produtividade.

Dentre as técnicas geoestatísticas, tem-se o Semivariograma, um gráfico da distância *versus* a semivariância, que é utilizado para verificar a existência de uma estrutura de dependência espacial nas amostras, por meio de um estimador da função semivariância a diferentes distâncias. A semivariância real é desconhecida e pode ser estimada pelos estimadores de semivariância, porém, a maioria dos estimadores utilizados não é robusta nem resistente. Desse modo, justifica-se o estudo de novos estimadores, que estimem de forma mais adequada a semivariância real.

Por essas razões estabeleceu-se como objetivo geral deste trabalho: analisar e comparar por meio de simulações estocásticas as funções de semivariância estimada de Matheron, Pairwise, Cressie e Hawkins, New1 e New2, utilizando estruturas de dependência espacial conhecidas. Como objetivos específicos foram estabelecidos: estudar a aplicação desses estimadores nos atributos físicos do solo: densidade, umidade volumétrica e resistência do solo à penetração em diferentes profundidades e na produtividade da soja; verificar a existência ou não de correlação espacial entre os atributos físicos em estudo e a produtividade da soja pelo semivariograma cruzado ou pela correlação linear de Pearson, correlação não-paramétrica de Spearman e correlação não-paramétrica τ de Kendall.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 CULTURA E PRODUTIVIDADE DA SOJA

A cultura da soja é uma das mais antigas do planeta, pois já era conhecida e explorada no Oriente há cerca de cinco mil anos.

Segundo EMBRAPA (2003), no Brasil a soja começou a ser cultivada a partir de 1941 e o país figurou como segundo produtor mundial, cerca de cinco décadas após o início do cultivo da cultura. No Paraná, a soja chegou em meados dos anos 50 e hoje o estado conta inclusive com pesquisas próprias na área da cultura da soja, responsável pelo seu desenvolvimento.

Em 2003, a soja respondia por uma receita superior a 11% do total das receitas cambiais do Brasil. O explosivo crescimento da sua produção no país tornou essa cultura, juntamente com a do trigo, a grande responsável pelo desenvolvimento da agricultura comercial do país (EMBRAPA, 2003).

Para que se atinja uma maior produtividade nessa cultura e, assim, ela continue sendo uma das principais culturas agrícolas do país, certos cuidados com o solo são necessários. Segundo OTTONI FILHO (2003), uma característica essencial de um solo produtivo é que ele seja capaz de manter uma dotação adequada de ar e água às raízes vegetais.

O manejo adequado do solo, dentre outras vantagens, possibilita que suas características mantenham-se apropriadas para a produção. Segundo SECCO (2003), a produtividade é diretamente afetada pelas características físico-mecânicas do solo como a resistência do solo à penetração.

2.2 RESISTÊNCIA DO SOLO À PENETRAÇÃO

A Resistência do Solo à Penetração – RSP é um termo usado para descrever a resistência física que o solo apresenta a algo que queira se mover através dele (PEDROTTI et al., 2001). A RSP depende dos diversos atributos físicos do solo. Dentre esses atributos, destacam-se a densidade do solo e a umidade volumétrica.

Para ARAÚJO, TORMENA e SILVA (2004), a RSP é um dos fatores que limita o crescimento das plantas, porquanto é uma propriedade que determina a facilidade que o sistema radicular da planta terá para se desenvolver.

Muitos são os trabalhos realizados na área de ciências do solo com respeito à variabilidade espacial da RSP, como os de SILVA, LIBARDI e VIEIRA (1989), SOUZA et al. (2001), MERCANTE, URIBE-OPAZO e SOUZA (2003), JOHANN et al. (2004), SOUZA, MARQUES JUNIOR e PEREIRA (2004), dentre outros, nos quais os dados apresentaram estrutura de dependência espacial entre amostras em diferentes grades amostrais. MARIA, CASTRO e DIAS (1999) e SECCO (2003) estudaram a RSP sem considerar a distribuição espacial das amostras.

SILVA, LIBARDI e VIEIRA (1989) verificaram uma grande variabilidade espacial da área quanto aos parâmetros estudados, considerando uma pequena distância de dependência entre as amostras.

MERCANTE, URIBE-OPAZO e SOUZA (2003) estudaram a variabilidade espacial da RSP em anos distintos e em diferentes camadas; e verificaram uma variabilidade espacial com comportamento distinto, conforme a camada e o ano de estudo e, ao compararem a variabilidade espacial, de acordo com o tipo de manejo na presença ou ausência de manejo químico localizado, não verificaram diferença significativa no comportamento espacial da variável RSP.

SOUZA, MARQUES JUNIOR e PEREIRA (2004) verificaram forte dependência espacial entre os dados de RSP, densidade e umidade do solo.

De acordo com SOUZA et al. (2001), a variabilidade espacial de diversos atributos do solo, inclusive da RSP, depende de fatores de formação do solo e fatores relacionados com seu manejo. No sistema plantio direto, segundo HAKANSSON e MEDVEDEV (1995), KERTZMANN (1996), KLEIN (1998), SILVA, CURI e BLANCANEAUX (2000) e SILVA, CURI e BLANCANEAUX (2000b), a ausência de revolvimento provoca um aumento da densidade do solo que refletirá em maior RSP.

Conforme PROFFITT, BENDOTTI e McGARRY (1995) e SILVA, CURI e BLANCANEAUX (2000a), o tráfego de máquinas agrícolas e o pisoteio de animais, nas condições de consistência plástica, provocam deformação e compactação do solo, o que resulta em aumento da sua densidade. Essas alterações repercutem negativamente no processo de troca gasosa do solo e no aumento da RSP e, conseqüentemente, no desenvolvimento radicular, afetando a produtividade vegetal (LETEY, 1985).

Quando o solo é compactado há aumento de massa por unidade de volume, acarretando maior densidade do solo e RSP (STONE; GUIMARÃES; MOREIRA, 2002). As conseqüências da compactação se manifestam no solo e na planta. No solo, ocorre a presença de zonas endurecidas, erosão hídrica, poluição e assoreamento dos mananciais de água. Na planta, ocorre redução da capacidade de penetração das raízes pela grande resistência apresentada pelo solo, carência de oxigênio, menor desenvolvimento vegetativo da parte aérea e redução da produtividade (HAKANSSON; VOORHEES, 1998).

2.3 DENSIDADE E UMIDADE DO SOLO

A densidade e a umidade do solo são atributos físicos muito estudados, pois afetam de forma direta e/ou indireta a produtividade das culturas. Segundo COSTA et al. (2003), o rendimento das culturas de soja e milho estudadas apresentou-se superior no sistema plantio direto, apresentado melhorias nas propriedades físicas do solo, comparativamente ao sistema convencional.

MARIA, CASTRO e DIAS (1999) estudaram a correlação entre os dados de RSP, umidade e densidade do solo. O resultado mostrou que há correlação direta entre esses dados.

SECCO (2003) verificou relação inversa entre RSP e umidade do solo e SECCO et al. (2004) encontraram relação direta entre densidade do solo e RSP, trabalhando com dados não georreferenciados.

2.4 VARIABILIDADE ESPACIAL

De acordo com RIBEIRO JUNIOR (1995), a variabilidade espacial é característica de vários fenômenos naturais, dentre os quais, destacam-se os atributos do solo.

O estudo da variabilidade espacial de atributos do solo começou no início do século XX. Há relatos de Smith (1910)¹, citado por VIEIRA (1998), que procurou eliminar o efeito das variações do solo, estudando o rendimento de variedades de milho. Ainda segundo VIEIRA (1998), outros pesquisadores

¹ SMITH, L.H. **Plot arrangement for variety experiment with corn.** Proc. Am. Soc. Agron, 1:84-89, 1910.

também se preocuparam com a variabilidade, como Montgomery (1913)², Robinson e Lloyd (1915)³, Pendleton (1919)⁴, dentre outros.

A variabilidade espacial de atributos do solo, segundo SOUZA, MARQUES JUNIOR e PEREIRA (2004), tem sido estudada por vários autores por meio da Geoestatística, para atender ao processo de aumento da eficiência do setor agrícola.

Para estudar a variabilidade espacial de atributos do solo é necessário o conhecimento das técnicas geoestatísticas, que auxiliam a análise espacial dos dados.

2.5 GEOESTATÍSTICA

A Geoestatística é definida como um conjunto de procedimentos estatísticos que são aplicados a problemas cujos dados são referenciados espacialmente (RIBEIRO JUNIOR, 1995). Segundo o autor, em Geoestatística, cada observação é descrita de acordo com sua posição e não apenas pelo seu valor, conseqüentemente, observações mais próximas geograficamente tendem a apresentar valores mais similares.

A Geoestatística teve início na África do Sul, quando KRIGE (1951) concluiu que deveria considerar a distância entre as amostras de dados de concentração de ouro, pois observou que elas apresentavam algum tipo de dependência espacial. MATHERON (1963) desenvolveu uma teoria chamada de “Teoria das Variáveis Regionalizadas”, mais tarde chamada Geoestatística.

² MONTGOMERY, E.G. Experiments in wheat breeding: experimental error in the nursery and variation in nitrogen and yield. Washington, U.S. Dept. Agric., 1913. 61p. (Bur. Plant Indust. Bul., 269).

³ ROBINSON, G.W.; LLOYD, W.E. **On the probable error of camping in soil surveys.** J. Agric. Sci. 7:144-153, 1915.

⁴ PENDLETON, R.L. Are soils mapped under a given type name by the Bureau of Soils method closely similar to one another. Agri. Sci., v. 3, p. 369-498, 1919.

As técnicas geoestatísticas aplicam-se não apenas à mineração, mas em outras áreas do conhecimento, como: hidrologia (DAVID, 1970; JOURNEL; HUIJBREGTS, 1978); ciências do solo (SCHIMANDEIRO; WEIRICH NETO, 2002; SOUZA; MARQUES JUNIOR; PEREIRA, 2004); teores de matéria orgânica (CARVALHO; TAKEDA; FREDDI, 2003; OLIVEIRA, 2003); e condutividade hidráulica (LIMA; SILANS, 1999; CARVALHO et al., 2001; GONÇALVES; FOLEGATTI; MATA, 2001; ABREU et al., 2003; EGUCHI; SILVA; OLIVEIRA, 2003).

2.5.1 Teoria das Variáveis Regionalizadas

A teoria das variáveis regionalizadas fundamenta-se em considerar um campo $S \subset R^2$, no qual se tem um conjunto de valores medidos $\{z(s_{ij}), s_{ij} = (x_i, y_j) = s \in S; i = 1, 2, \dots, n_1, j = 1, 2, \dots, n_2\}$ em que $n = n_1 \times n_2$ é o número de pontos amostrais. Para uma dada posição fixa s_{kl} , cada valor medido da variável em estudo, $z(s_{kl})$, pode ser considerado como uma realização de uma certa variável aleatória $Z(s_{kl})$, que por sua vez, pode ser considerada uma realização do conjunto de variáveis aleatórias $\{Z(s_{ij}), \forall s_{ij} \in S\}$. Esse conjunto é chamado uma função aleatória e é denotado por $Z(s)$ (Journel et al., 1978⁵, citado por VIEIRA, 1998). Na literatura $Z(s)$ é conhecida como variável regionalizada, função aleatória ou processo estocástico (URIBE-OPAZO et al., 2005). Denota-se neste trabalho $Z(s)$ ou Z como uma variável regionalizada.

⁵ JOURNEL, A.G. Geoestatistical for conditional simulation of orebodies. Econ. Geol., n. 79, p.673-687, 1978.

2.5.2 Hipóteses de Estacionaridade

As hipóteses de estacionaridade devem ser verificadas, pois quando se considera uma única amostragem, tudo o que se sabe sobre uma variável regionalizada $Z(s)$ é uma única realização. Assim, para ser possível estimar valores para locais não amostrados, deve-se inserir a restrição de que a variável regionalizada $Z(s)$ seja estacionária. De acordo com HOEL, PORT e STONE (1972), um processo estocástico Z é estacionário, se os momentos estatísticos da variável $Z(s+h)$ forem os mesmos para qualquer vetor h .

Há duas hipóteses de estacionaridade de uma variável regionalizada $Z(s)$, a Hipótese de Estacionaridade de Segunda Ordem e a Hipótese de Estacionaridade Intrínseca e para aplicação da técnica geoestatística, pelo menos uma deve ser satisfeita (VIEIRA, 1998).

Um processo estocástico Z , conforme HOEL, PORT e STONE (1972), é estacionário de segunda ordem, se o primeiro e o segundo momento estatístico em relação à origem são constantes, conforme a equação 1:

$$E[Z(s)] = m_1(s) = m_1 \text{ e } E[Z^2(s)] = m_2(s) = m_2 \quad (1)$$

em que:

- $E[Z(s)]$: é a esperança matemática da variável regionalizada Z ;
- $E[Z^2(s)]$: é o segundo momento ordinário da variável regionalizada Z ;
- $m_i(s) = \frac{\sum_{j=1}^n Z_j^i(s)}{n}$ o momento de ordem $i=1,2,\dots,r$, sendo n o número de pontos amostrais e r a ordem do momento;
- m_1 e m_2 são constantes.

Logo, a variância de Z é dada por:

$$VAR[Z(s)] = E[Z^2(s)] - [E(Z(s))]^2 = m_2(s) - [m_1(s)]^2 = m_2 - m_1^2 = \sigma^2 \quad (2)$$

Sendo σ^2 uma constante positiva.

Assim, a média (ou esperança) e a variância da variável regionalizada Z são constantes e independem da origem.

Um processo estocástico Z é intrínseco, conforme HOEL, PORT e STONE (1972), se:

$$E[Z(s)] = m_1(s) = m_1 \quad (3)$$

$$VAR[Z(s+h) - Z(s)] = E\{[Z(s+h) - Z(s)]^2\} = 2\gamma(h) \quad (4)$$

Sendo $\gamma(h)$ uma função que depende unicamente de h .

Caso os dados apresentem indícios de tendência direcional e, dessa forma, não sejam considerados estacionários, é necessário que se faça correção dessa tendência. Para essa correção, utiliza-se $r(s) = Z(s) - \hat{Z}(s)$, em que $\hat{Z}(s)$ é obtido pelo ajuste de um modelo de regressão que depende das coordenadas (x,y).

Várias são as técnicas geoestatísticas que auxiliam na demonstração de como se comportam certas propriedades ao longo do espaço ou do tempo. Dentre elas, encontra-se o semivariograma, que estuda a dependência entre pontos amostrais espacialmente georreferenciados.

2.5.3 Semivariograma

O Semivariograma é uma técnica geoestatística utilizada para verificar a existência de dependência entre pontos amostrais espacialmente georreferenciados (ISSAKS e SRIVASTAVA, 1989), sendo um gráfico da

função semivariância *versus* sua distância. O *cutoff* representa a distância máxima para a qual a semivariância é estimada.

De acordo com GUERRA (1988), há três tipos de semivariograma: o verdadeiro, o experimental e o teórico. O verdadeiro apresenta a dependência real, que é desconhecida. O experimental é obtido por meio dos pontos amostrais e o teórico é o semivariograma ajustado mediante um modelo teórico ao semivariograma experimental.

Segundo CRESSIE (1993), a função semivariância $\gamma(h)$ é definida como a metade da esperança matemática do quadrado da diferença da função aleatória verificada em dois pontos separados no espaço ou no tempo por um vetor h :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E[Z(s) - Z(s+h)]^2 \quad (5)$$

Os estimadores mais conhecidos da função semivariância definida na equação (5) são: o Estimador Clássico de Matheron (MATHERON, 1962), o Estimador de Cressie e Hawkins (CRESSIE; HAWKINS, 1980) e o Estimador de Semivariância Relativa Pairwise (SRIVASTAVA; PARKER, 1989; ISSAASKS; SRIVASTAVA, 1989).

O Estimador Clássico de Matheron da função semivariância definida na equação (5) é da forma:

$$\hat{\gamma}_M(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum^{N(h)} [Z(s) - Z(s+h)]^2 \quad (6)$$

em que:

- $N(h)$: é o número de pares de dados utilizados a uma distância h ;
- Z : é a variável regionalizada ou função aleatória;
- $s = (x_i, y_j) \in S \subset R^2$: são as posições amostrais.

Outro estimador da função semivariância, proposto por CRESSIE e HAWKINS (1980), é dado por:

$$\hat{\gamma}_C(h) = \frac{\left\{ \frac{1}{N(h)} \sum^{N(h)} |Z(s) - Z(s+h)|^{\frac{1}{2}} \right\}^4}{0,914 + \frac{0,988}{N(h)}} \quad (7)$$

O Estimador de Matheron $\hat{\gamma}_M$, dado na equação (6), é o mais estável, sob condição dos dados apresentarem distribuição normal de probabilidade, porém na presença de uma distribuição de caudas pesadas o Estimador de Cressie e Hawkins $\hat{\gamma}_C$, dado na equação (7), é mais apropriado (SILVA, 2000).

O Estimador de Semivariância Relativa Pairwise (SRIVASTAVA; PARKER, 1989; ISSAAKS; SRIVASTAVA, 1989) é dado por:

$$\hat{\gamma}_P(h) = \frac{2}{N(h)} \sum^{N(h)} \left[\frac{Z(s) - Z(s+h)}{Z(s) + Z(s+h)} \right]^2 \quad (8)$$

O Estimador de Semivariância Relativa Pairwise $\hat{\gamma}_P$, apresentado na equação (8), caracteriza-se por diminuir o efeito de dados discrepantes, porém apresenta a desvantagem da soma dos valores da variável Z nos pontos de coordenadas s e $s+h$ não poder ser nula e, além disso, quando a média se aproxima de zero, podem ocorrer semivariogramas com “saltos” nas semivariâncias (ISSAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

LI e LAKE (1994) propuseram dois novos estimadores de semivariância: New1 e New2, a fim de tentar reduzir a imprecisão do estimador quando a distância entre as amostras aumenta. Os estimadores de Semivariância New1 e New2 são dados pelas equações (9) e (10), respectivamente:

$$\hat{\gamma}_{N1}(h) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{1}{2m} \sum_{j \in D_{i,h}} [Z(s_i) - Z(s_j)]^2 \right\} \quad (9)$$

$$\hat{\gamma}_{N_2}(h) = \hat{\gamma}_{N_1}(h) + \frac{h}{d} \hat{\gamma}'_{N_1}(h) \quad (10)$$

em que:

- n : é o número de *pontos* amostrais na área toda;
- $D_{i,h}$: é um conjunto indexado dos valores da variável regionalizada Z , em pontos de uma janela móvel bi-dimensional de área $\Delta_{i,h}$ com tamanho h e centrada no bloco i , excluindo o ponto s_i ;
- m : é o número de dados em $D_{i,h}$;
- $\hat{\gamma}'_{N_1}(h)$: é o valor da derivada da função $\hat{\gamma}_{N_1}$ na distância h ; sendo $\hat{\gamma}_{N_1}$ o modelo ajustado a $\hat{\gamma}_{N_1}(h)$;
- d : é o momento da semivariância, ($d = m_1$ ou $d = m_2$), dado nas equações (11) e (13).

Se d for o primeiro momento, será obtido pela equação (11)

$$E(Z) = d = m_1 \quad (11)$$

em que:

- $E(Z)$: esperança matemática de Z .

Se d for o segundo momento, será obtido pela equação (13):

$$E(Z^2) = d \quad (12)$$

$$d = \sigma^2 + m_1^2 \quad (13)$$

em que:

- σ^2 : variância de Z ;
- $E(Z^2)$: é o segundo momento ordinário de Z .

Assim, o estimador de d , considerando o segundo momento, é da forma $\hat{d} = S^2 + \bar{X}^2$. Ou seja, para aplicação do Estimador New1, deve-se primeiramente escolher a distância h e um dado ponto $s \in S$. Todos os pontos de coordenadas

$s \in S$ que estiverem a uma distância menor ou igual a h de s formam o conjunto $D_{i,h}$, que é uma janela móvel bi-dimensional e m é o número de pontos de coordenadas s_j . $\Delta_{i,h}$ é a área ocupada pelos pontos s_j . A janela $D_{i,h}$ é considerada móvel, porque após ter sido aplicada a função New1 a todos os s_j , com respeito a s_i , por exemplo, considera-se s_2 como o centro de $\Delta_{i,h}$, e assim por diante, até que o centro de $\Delta_{i,h}$ seja o ponto s_n . Pode-se proceder de maneira análoga para todas as distâncias h desejadas.

Na Figura 1 é representada a janela bi-dimensional $\Delta_{i,h}$ na área hachurada. $D_{i,h}$ é o conjunto de pontos s_j e o elemento s_i é o que se encontra no centro da figura.

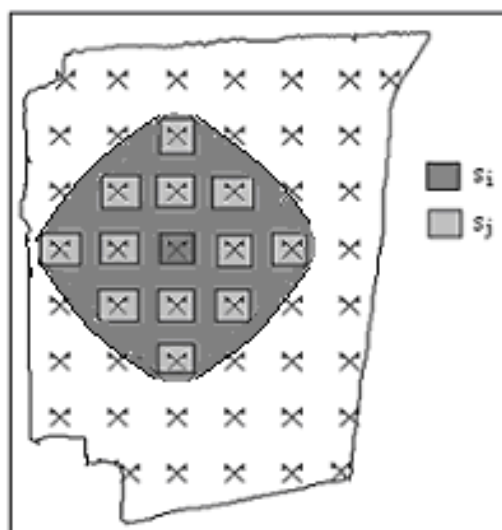


Figura 1 - Janela móvel bi-dimensional para estimador de semivariância em uma área isotrópica.

De acordo com LI e LAKE (1994), existem duas propriedades que um estimador deve ter: ser robusto e resistente. Um estimador é robusto se os seus resultados são insensíveis em relação a afastamentos das hipóteses pressupostas para sua aplicação. Um estimador é resistente, se os seus resultados são insensíveis a mudanças em um conjunto de poucos valores de dados nas bases em que é calculado.

Segundo os autores acima, o Estimador New2 tem muitas vantagens práticas com relação aos demais estimadores apresentados, pois o estimador $\hat{\gamma}_{N2}(h)$ nunca sofre redução do número de pares de dados à medida que h aumenta; usa uma janela e não uma linha para escolher os pares usados na estimativa, assim, os dados espaçados irregularmente têm um efeito menor neste estimador, que é mais robusto e resistente que os demais estimadores.

2.5.3.1 Parâmetros do semivariograma

No ajuste de um semivariograma teórico a um semivariograma experimental tem-se o modelo e seus três parâmetros que definem a estrutura de dependência espacial: efeito pepita (C_0), que corresponde ao valor do semivariograma quando a distância h é igual a zero; patamar $C = (C_0 + C_1)$, que é o maior valor do semivariograma, em que este se estabiliza e corresponde ao alcance (a), que é a distância, dentro da qual as amostras apresentam dependência espacial. É a partir do alcance (a) que se considera a não existência de dependência espacial entre as amostras e é possível o estudo de dados pela estatística clássica que tem como base a independência dos dados.

A Figura 2 apresenta o semivariogramas experimental, o teórico e os parâmetros: efeito pepita, patamar e alcance.

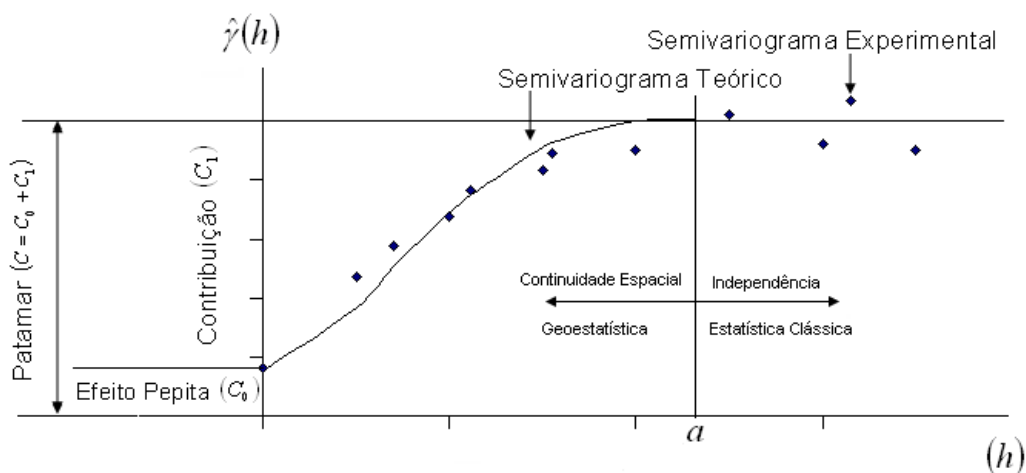


Figura 2 - Semivariograma experimental, modelo teórico e semivariograma típico e seus componentes.

Quando a variável regionalizada apresenta estrutura de dependência espacial com patamar, o grau de dependência espacial pode ser determinado pelo coeficiente de efeito pepita relativo, apresentado na equação (14):

$$\varepsilon = \frac{C_0}{C_0 + C_1} \quad (14)$$

Segundo SOUZA et al. (1999), a dependência espacial é considerada forte quando o coeficiente de efeito pepita é menor que 0,25. Quando o coeficiente de efeito pepita está entre 0,25 e 0,75 a dependência é considerada moderada e, acima de 0,75, é considerada fraca.

2.5.4 Isotropia e Anisotropia

O semivariograma pode ser construído em diferentes direções, utilizando ângulos diferentes, geralmente de 0°, 45°, 90° e 135°. Quando semivariogramas direcionais, construídos a diferentes direções apresentam os mesmos comportamentos, demonstrando mesmo padrão de continuidade espacial, o fenômeno é considerado isotrópico. Nesse caso, pode-se estudar a dependência espacial por meio de um único semivariograma, denominado omnidirecional, ou semivariograma isotrópico. No semivariograma omnidirecional, as semivariâncias são estimadas, considerando-se somente o módulo de h , logo, as informações são obtidas de todas as direções.

Caso os semivariogramas direcionais apresentem padrões de comportamento diferentes, o fenômeno é dito anisotrópico e, assim, estuda-se a semivariância em diferentes direções (KAVANAGH, 2001).

2.5.5 Modelos Teóricos

Para que seja possível realizar a interpolação por Krigagem para um conjunto de dados, é necessária a estimativa de semivariância para valores de distâncias não estimados pelo semivariograma experimental, pois ele é constituído de valores estimados de $\gamma(h)$, correspondentes a valores discretos de h . Assim, de acordo com ISAACS e SRIVASTAVA (1989), deve ser ajustada a esses valores discretos da semivariância uma curva contínua que corresponde a um modelo teórico.

Os modelos básicos, denominados isotrópicos por ISAACS e SRIVASTAVA (1989), podem ser divididos em: modelos com patamar (Linear com patamar, Esférico, Exponencial, Gaussiano, Circular) e modelos sem

patamar, que são utilizados para modelar fenômenos com infinita capacidade de dispersão.

a) Modelo Linear com Patamar

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + \frac{C_1}{a}h, & \text{se } 0 < h < a \\ C_0 + C_1 & \text{se } h > a \end{cases} \quad (15)$$

A Figura 3 apresenta o gráfico do modelo linear com patamar.

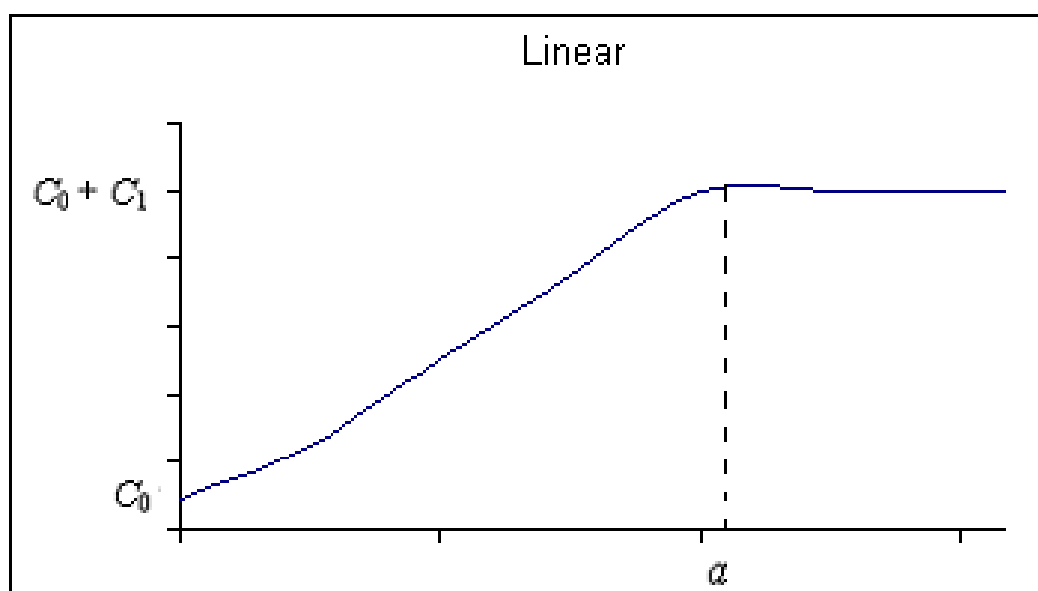


Figura 3 - Representação gráfica do modelo linear com patamar.

Segundo VIEIRA (1998), no modelo Linear, $\frac{C_1}{a}$ é o coeficiente angular para $0 < h < a$. O patamar é determinado inicialmente por inspeção; o coeficiente

angular pela inclinação da reta que passa pelos primeiros pontos de $\gamma(h)$; o efeito pepita é determinado pela interseção da reta no eixo $\gamma(h)$; o alcance é o valor de h correspondente ao cruzamento da reta inicial com o patamar; $C_1 = C - C_0$, em que C é o patamar. Esse modelo é utilizado em R.

b) Modelo Esférico

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[1,5 \left(\frac{h}{a} \right) - 0,5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right], & \text{se } 0 \leq h \leq a \\ C_0 + C_1, & \text{se } a < h \end{cases} \quad (16)$$

Na Figura 4 tem-se o gráfico do modelo esférico.

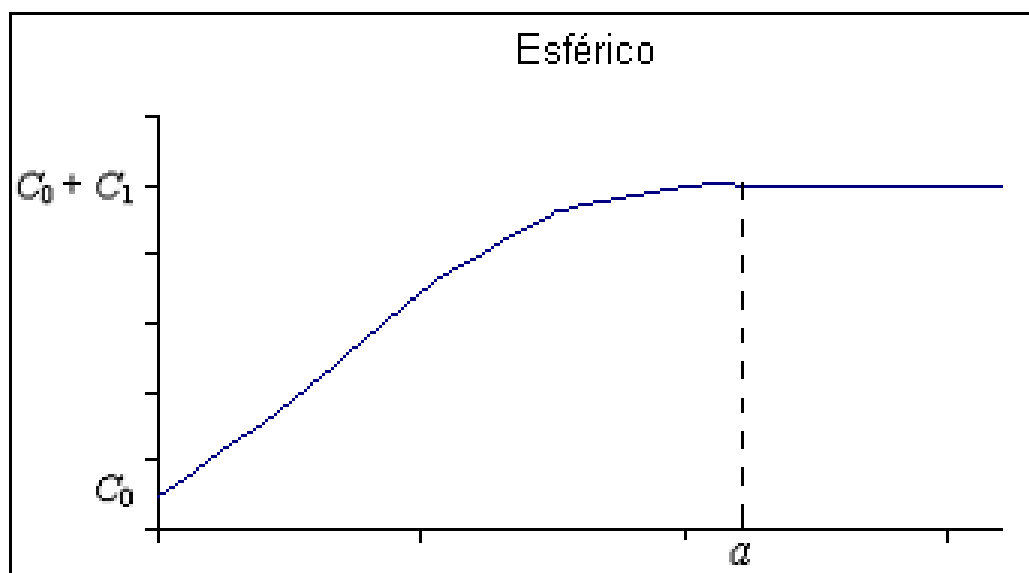


Figura 4 - Representação gráfica do modelo esférico.

VIEIRA (1998) explica que, no modelo Esférico, o alcance é obtido selecionando-se os valores iniciais do efeito pepita e do patamar e traçando-se uma reta que intercepte o eixo y em C_0 e seja tangente aos primeiros pontos mais próximos de $h = 0$. A reta cruzará o patamar a distância $a' = \frac{2}{3}a$. Esse modelo é utilizado em R, R² e R³.

c) Modelo Exponencial

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[1 - e^{-\frac{3h}{a}} \right], & \text{se } 0 \leq h \end{cases} \quad (17)$$

Na Figura 5 tem-se o gráfico do modelo exponencial.

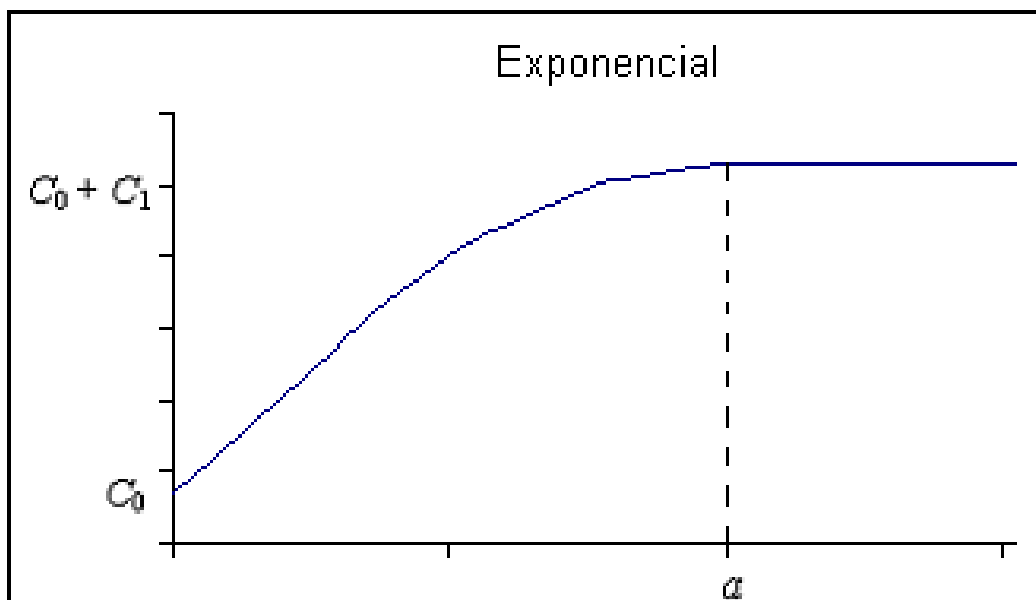


Figura 5 - Representação gráfica do modelo exponencial.

No modelo Exponencial inicialmente a é determinado visualmente e C_0 e C_1 são determinados da mesma forma que para o modelo esférico. Esse modelo é utilizado em R , R^2 e R^3 .

d) Modelo Gaussiano

$$\gamma(h) = \left\{ C_0 + C_1 \left[1 - e^{-3\left(\frac{h}{a}\right)^2} \right] \right\}, \text{ se } 0 \leq h \quad (18)$$

A Figura 6 apresenta o gráfico do modelo Gaussiano.

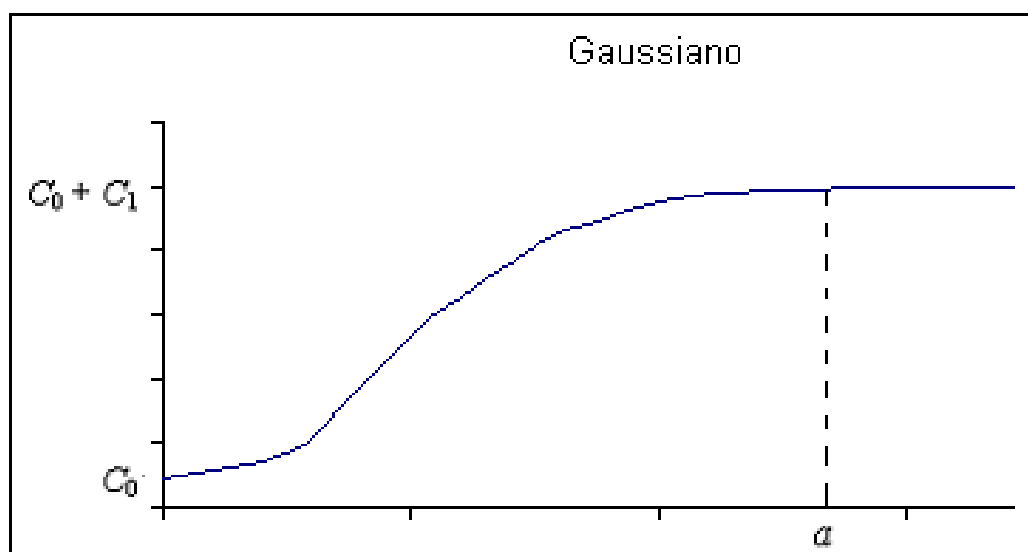


Figura 6 - Representação gráfica do modelo gaussiano.

O modelo Gaussiano apresenta alcance extenso e o patamar e é semelhante ao modelo Exponencial. A diferença entre eles é que o modelo Gaussiano apresenta um comportamento em forma de parábola próximo à origem. Esse modelo é utilizado em R , R^2 e R^3 .

e) Modelo Circular

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_1 \left[1 - \frac{2}{\pi} \cos^{-1} \left(\frac{h}{a} \right) + \frac{2h}{\pi a} \sqrt{1 - \left(\frac{h}{a} \right)^2} \right], & \text{se } 0 \leq h \leq a \\ C_1, & \text{se } a < h \end{cases} \quad (19)$$

A Figura 7 apresenta o gráfico do modelo circular.

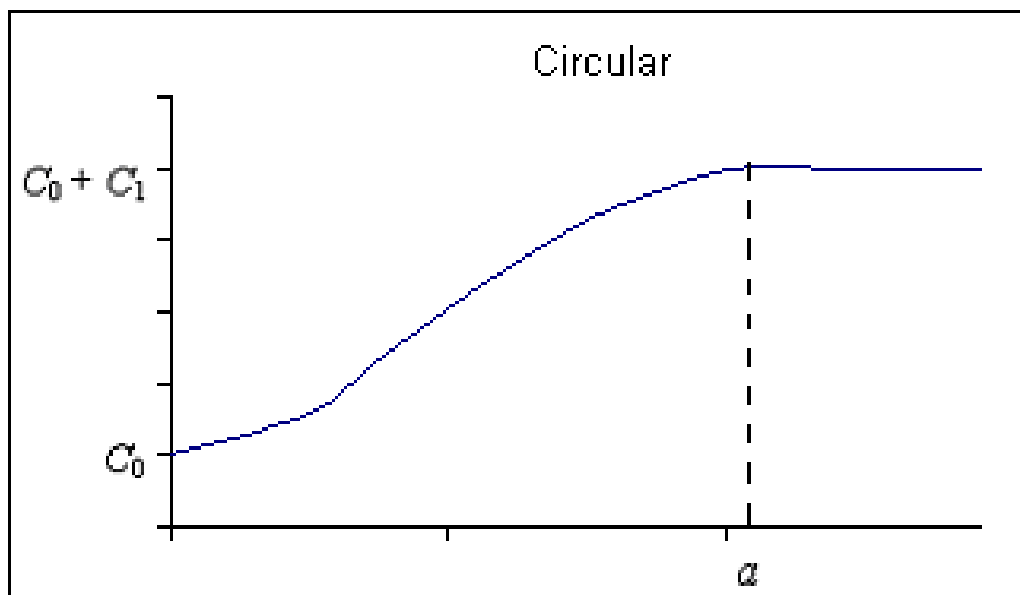


Figura 7 - Representação gráfica do modelo circular.

Os modelos sem patamar satisfazem apenas a hipótese intrínseca. Nesses modelos, os semivariogramas não se estabilizam em patamar algum.

Os modelos sem patamar mais comumente utilizados são os modelos potenciais, dados por:

$$\gamma(h) = C_0 + bh^a, \quad 0 < a < 2 \quad (20)$$

em que:

- b é a inclinação do modelo;
- a deve ser estritamente maior que zero e menor que 2, para que o semivariograma tenha positividade, que é condição.

A Figura 8a apresenta um exemplo de gráfico de modelo sem patamar com $a=1$; a Figura 8b apresenta um gráfico de modelo sem patamar com $0 < a < 1$ e a Figura 8c com $1 < a < 2$.

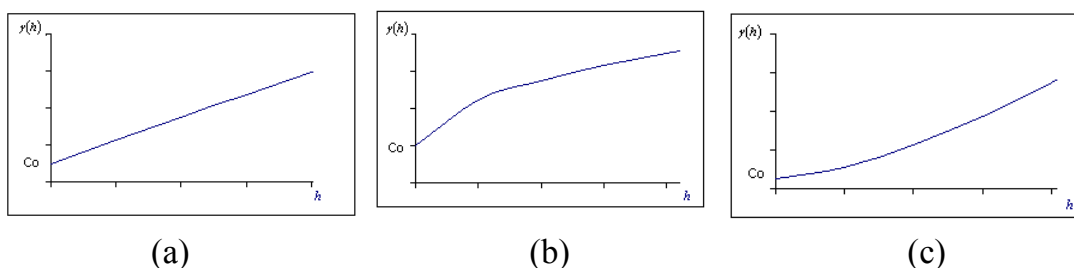


Figura 8 - Exemplo de gráfico de modelo sem patamar, (a) com $a=1$, (b) com $0 < a < 1$ e (c) com $1 < a < 2$.

São exemplos de modelos potenciais ou sem patamar: Linear sem Patamar, Potência e Logarítmico. Em todos os modelos, o semivariograma aumenta à medida que a distância aumenta.

2.5.6 Métodos de Ajuste

O ajuste de modelos teóricos a semivariogramas experimentais necessita de um método estatístico que estime os parâmetros C_0 , C_1 e a de um semivariograma experimental. Na literatura, encontram-se os seguintes métodos de ajuste: Mínimos Quadrados Ordinários (OLS), Mínimos Quadrados Ponderados, subdividido em: WSL1, WLS2 e WLS3, IGF (Índice de Melhor Ajuste), Máxima Verossimilhança (ML) e Máxima Verossimilhança Restrita (RML) (URIBE-OPAZO et al., 2005). Os métodos OLS e WLS_i, para $i=1,2,3$, buscam minimizar a expressão dada pela equação (21):

$$\sum_{j=1}^k w_j (\hat{\gamma}(h_j) - \gamma(h_j, \hat{\theta}))^2 \quad (21)$$

em que:

- k : é o número de pontos que constituem o semivariograma experimental;
- w_j : são os pesos atribuídos aos j pontos do semivariograma experimental, escolhidos de acordo com algum critério estatístico;
- $\hat{\gamma}(h_j)$: é o valor estimado da semivariância estimada correspondente à distância h_j , utilizando os estimadores apresentados nas equações (6) a (10);
- $\gamma(h_j, \hat{\theta})$: é o valor da semivariância estimada obtida pelo método ajustado ao semivariograma experimental;
- $\hat{\theta}$: é o parâmetro a ser estimado.

No método OLS $w_j = 1$, no método de mínimos quadrados ponderados WLS1 $w_j = N(h_j)$, em que $N(h_j)$ é o número de pontos amostrais, no método

$$\text{WLS2 } w_j = \frac{N(h_j)}{[\hat{\gamma}(h_j)]^2} \text{ e no método WLS3 } w_j = \frac{N(h_j)}{[\gamma(h_j, \hat{\theta})]^2}.$$

O IGF, apresentado por PANNANTIER (1996), é dado por:

$$IGF = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i=0}^{n(k)} \frac{P(i)}{\sum_{j=0}^{n(k)} P(j)} \cdot \frac{D(k)}{d(i)} \cdot \left[\frac{\gamma(h_j, \hat{\theta}) - \hat{\gamma}(h_j)}{\sigma^2} \right]^2 \quad (22)$$

em que:

- N : é o número de variogramas direcionais;
- $n(k)$: é o número de pontos relativo ao k-ésimo variograma;
- $D(k)$: é a distância máxima do k-ésimo variograma;
- $P(i)$: é o número de pares do i-ésimo ponto do k-ésimo variograma;
- $d(i)$: é a distância média dos pares do i-ésimo ponto do k-ésimo variograma;
- σ^2 : é a variância dos dados.

2.5.7 Correlação Espacial

No estudo de variáveis regionalizadas, há variáveis que se apresentam correlacionadas espacialmente. Nesse caso, pode ser utilizado o Semivariograma Cruzado, que mostra a forma pela qual duas variáveis espacialmente georreferenciadas e com estrutura de dependência espacial, apresentam-se correlacionadas. O Estimador do Semivariograma Cruzado é dado pela equação:

$$\hat{\gamma}(h)_{1,2} = \frac{1}{2N(h)} \left\{ \sum^{N(h)} [Z_1(s) - Z_1(s+h)][Z_2(s) - Z_2(s+h)] \right\} \quad (23)$$

em que:

- $N(h)$: é o número de pares de dados utilizados a uma distância h ;
- Z_1 e Z_2 são as variáveis regionalizadas; cujas observações são feitas no mesmo lugar s ;
- $s = (x_i, y_j)$ são os pontos amostrais, $s \in S$.

Obs.: $\hat{\gamma}(h)_{i,j} = \hat{\gamma}(h)_{j,i}$

O ajuste do modelo é feito da mesma forma de quando se trabalha com o semivariograma. Para uma variável regionalizada, as principais características dos parâmetros do semivariograma cruzado são:

- a : é o raio de correlação espacial entre Z_1 e Z_2 ;
- $C = (C_0 + C_1)$: é a covariância espacial entre Z_1 e Z_2 .

2.5.8 Krigagem

Considere um campo $S \subset R^2$, no qual se conhecem os valores medidos da variável regionalizada Z , para alguns pontos $s \in S$. Para os locais em que a variável Z não foi medida, não há como saber o valor da variável.

A interpolação é um processo que permite estimar o valor da variável Z nos locais não amostrados, possibilitando que sejam feitos mapas de toda a área S , seja para análise, confirmação de hipóteses ou mesmo para a realização de procedimentos na área.

De acordo com LANDIM (2000), dentre os métodos de interpolação, destacam-se: média móvel, triangulação, reticulação, splines, triangulação linear,

inverso ponderado da distância, mínima curvatura, superfície de tendência e Krigagem. Ainda de acordo esse autor, o processo de interpolação por triangulação conecta pontos amostrados de triângulos e entre eles interpola valores. O Processo de Reticulação, também chamado de *Gridding*, estabelece uma grade regular sobre a área estudada e calcula os valores em cada nó do reticulado baseado nos valores dos pontos já amostrados. *Splines* são funções polinomiais que são ajustadas exatamente a um pequeno número de pontos e que se vão aplicando a conjuntos de números, assegurando que a junção das várias funções seja contínua. A média móvel é um interpolador local, determinístico e exato. É comumente usado em sistemas de informações geográficas para gerar mapas a partir de dados pontuais.

LANDIM (2000) explica o processo de interpolação pela triangulação linear: pares de dados são unidos por linhas retas para a formação de uma rede triangular; um algoritmo matemático é utilizado para ajustar uma superfície por meio dos pontos de dados e, assim, pontos estimados de igual valor entre os dados medidos posicionados nos vértices do triângulo são conectados para os intervalos especificados. Segundo esse autor, é vantajoso o uso desse método de interpolação pelo fato de ser rápido, fácil de ser entendido, fiel aos dados originais, bom para uma rápida visualização e a superfície pode ser interpolada entre os pontos amostrados. Esse método apresenta como desvantagens principais o fato de que valores acima ou abaixo dos valores reais não podem ser extrapolados e que gera superfícies angulares.

O método do inverso ponderado da distância é o mais utilizado dentre os métodos de distância ponderada. Nesse método, o peso dado durante a interpolação é tal que a influência exercida por um ponto amostrado em relação a outro diminui à medida que aumenta a distância ao nó da grade a ser estimado. No método de mínima curvatura são usadas equações diferenciais para interpolar os valores não amostrados. No método de superfície de tendência uma superfície contínua é ajustada por critérios de regressão por mínimos quadrados (LANDIM, 2000).

A Krigagem é definida por CRESSIE (1993) como uma técnica para a interpolação de dados que minimiza a variância estimada, por meio de um semivariograma ajustado, levando-se em conta a dependência estocástica entre os dados espacialmente distribuídos.

Segundo VIEIRA (1998), podem ser interpolados valores em qualquer posição no campo de estudo, sem tendência e com variância mínima, desde que se conheça o semivariograma da variável e que haja dependência espacial entre as amostras, por este método de interpolação.

Verificada a existência de dependência espacial entre as amostras e conhecido o semivariograma da variável, considerando-se um local $s_0 \in S$, cuja variável não tenha sido medida e, supondo que se deseje estimar o valor da variável Z para esse local s_0 , pelo método de interpolação por Krigagem, tem-se:

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(s_i) \quad (24)$$

em que:

- $\hat{Z}(s_0)$: é o valor estimado de Z em s_0 ;
- N : é o número de valores medidos $Z(s_i)$, envolvidos na estimativa;
- λ_i : são os pesos associados a cada valor medido $Z(s_i)$, que são variáveis de acordo com a variabilidade espacial expressa no semivariograma, para $i = 1, 2, \dots, N$.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Na Seção 3.1, são apresentados os métodos e os *softwares* utilizados para realização da simulação de dados com diferentes estruturas de dependência espacial. Na Seção 3.2 são apresentadas as análises feitas sobre os dados reais e, também e a maneira pela qual a análise foi realizada. Os Apêndices A e B apresentam os anagramas da geração de dados simulados e da análise dos dados reais.

3.1 SIMULAÇÃO

Por meio do Processo de Simulação de Monte Carlo com base no método da Decomposição de Sholesky, geram-se dados que possuem uma determinada estrutura de dependência espacial.

A Decomposição de Sholesky, descrita por CRESSIE (1993), é dada a seguir: seja $Z = (Z(s_1), Z(s_2), Z(s_3), \dots, Z(s_n))'$ o vetor $n \times 1$ dos dados a serem simulados, representando uma realização de um processo estocástico $\{Z(s); s \in S\}$ em n diferentes locais, $s_1, s_2, s_3, \dots, s_n$.

Como o processo é estocástico, o vetor das médias μ é dado por:

$$\mu = (E(Z(s_1)), E(Z(s_2)), E(Z(s_3)), \dots, E(Z(s_n)))' \quad (25)$$

e a matriz de Covariância Σ é dada por:

$$\Sigma = [C(Z(s_i), Z(s_j))] \quad (26)$$

Nos processos estocásticos que satisfazem as hipóteses de estacionaridade intrínseca e isotropia, tem-se:

$$E(Z(s_i)) = \mu, \text{ para } i = 1, 2, 3, \dots, n. \quad (27)$$

em que μ é uma constante, e:

$$C(Z(s_i), Z(s_j)) = C(h_{ij}) = \gamma(\infty) - \gamma(h) \text{ onde } h_{ij} = \|s_i - s_j\|. \quad (28)$$

Assim, cada elemento do vetor μ é igual a um valor constante e cada (i,j)-ésimo elemento da matriz de covariância Σ , quadrada de ordem n, é igual a $C(h_{ij})$. Dessa forma, desde que escolhidos o valor μ e a função $C(h)$, o vetor Z satisfazendo as equações (26) e (27) é dado pela relação:

$$Z = \mu + B\varepsilon \quad (29)$$

em que a matriz B , triangular inferior, é tal que $BB' = \Sigma$ e $\varepsilon = (\varepsilon(s_1), \varepsilon(s_2), \varepsilon(s_3), \dots, \varepsilon(s_n))'$ é um vetor de variáveis aleatórias não correlacionadas, distribuídas normalmente, com média zero e matriz de covariância I_n (matriz identidade de ordem n).

Na simulação pelo método da decomposição de Cholesky, o primeiro passo foi escolher o modelo de dependência espacial, representado na Tabela 1.

Tabela 1 - Modelos e parâmetros utilizados na simulação com $(\theta) = (C_0, C_1, a)$

MODELO	EFEITO PEPITA	PATAMAR	ALCANCE	MODELO(θ)
Exponencial	0	1	2	exp (0,1,2)
Exponencial	0	1	3	exp (0,1,3)
Exponencial	0	1	4	exp (0,1,4)
Exponencial	0	1	5	exp (0,1,5)
Esférico	0	1	4	esf (0,1,4)
Esférico	0	1	5	esf (0,1,5)

A simulação com modelos esf(0,1,2) e esf(0,1,3) não foi realizada, visto que neste tipo de modelo a distância deve ser menor ou igual ao alcance.

Optou-se por uma grade regular de 49 pontos, separados entre si pela distância mínima de 1 unidade, conforme representado na Figura 9, considerando-se uma matriz de distâncias quadrada.

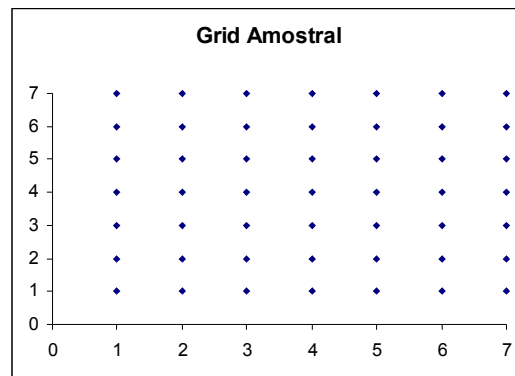


Figura 9 - Grid amostral 7 x 7 utilizado no estudo da simulação.

Em seguida, obteve-se a matriz A , quadrada de ordem 49, das distâncias entre todos os pontos. A partir da matriz A , obteve-se a matriz quadrada Σ , de ordem 49, de Covariância, pela equação (28).

Com o auxílio do *Software Maple*[®], determinou-se, pelo Método da Decomposição de Cholesky, a matriz B de ordem 49x49.

No *Software* MINITAB 13, foram gerados 10 vetores ε de 49x1, cujos elementos possuem distribuição normal com média 0 e variância 1.

Do produto entre as matrizes B e ε_i , $1 \leq i \leq 10$, somados à matriz que represente a média do processo μ de ordem 49x1 (escolhida), resultaram 10 vetores Z de ordem 49x1, cujos valores representam os dados simulados com estrutura de dependência espacial escolhida, na Tabela 1, para cada um dos 49 pontos.

Exemplos da matriz A da distância entre os pontos e da matriz de covariância Σ são apresentados no Apêndice D e a rotina no *software* Maple® e as sub-rotinas no *software* MINITAB 13 são dadas no Anexo A.

Os dados simulados foram aplicados aos cinco estimadores de semivariância dados nas equações (6) a (10) e o valor da semivariância para cada uma das distâncias calculadas foi comparado com o valor da semivariância simulada, dada pelos modelos teóricos escolhidos, utilizando a soma do quadrado das diferenças entre a semivariância simulada e as estimadas (Equação (30)) e pela soma do valor absoluto destas diferenças (Equação (31)):

$$\sum_{i=1}^r (\gamma(h_i) - \hat{\gamma}(h_i, \theta))^2 \quad (30)$$

e

$$\sum_{i=1}^r |\gamma(h_i) - \hat{\gamma}(h_i, \theta)| \quad (31)$$

em que:

- $\theta = (C_0, C_1, a)$;

- $\gamma(h_i)$: é o valor da semivariância estimada pelos estimadores dados nas equações (6) a (10) no ponto h_i ;

- $\hat{\gamma}(h_i, \theta)$: é o valor verdadeiro da semivariância simulada com θ definido;

- r : é o número de lags.

Foi utilizado um *cutoff* de 50% da distância máxima da área em estudo (CLARK, 1979).

3.2 ANÁLISE DE DADOS REAIS

3.2.1 Descrição da Área e dos Pontos Amostrais

O experimento foi instalado na área comercial do Sr. Marco Antonio Wypych, situada no Município de Cascavel, ao lado da rodovia BR 467. O solo da área é classificado como Latossolo Vermelho Escuro distroférico, derivado de rochas de origem basáltica apresentando relevo suavemente ondulado. A precipitação pluviométrica anual média é de 1.940 mm, com maiores concentrações nos meses de janeiro, maio e outubro, com períodos mais secos em junho e agosto. O clima é temperado mesotérmico e superúmido, temperatura anual média de 21°C, altitude média de 800 m. A região está sujeita a geadas, embora não muito frequentes. O sistema de manejo é o plantio direto. Os pontos amostrais foram georreferenciados com o auxílio de um GPS, sendo 48 pontos dispostos em uma grade regular de 100 x 100 m. A Figura 10 apresenta o croqui da área amostral.



Figura 10 - Croqui da área experimental e respectivos pontos amostrais.

3.2.2 Amostragem

Foram estudadas as seguintes variáveis regionalizadas: densidade do solo, d_s [Mg m^{-3}]; umidade volumétrica, U_v [%]; resistência do solo à penetração, RSP [MPa]; produtividade da soja, [Mg ha^{-1}].

As amostras para a determinação da densidade e umidade volumétrica do solo foram retiradas em três profundidades: 0-10, 10-20 e 20-30 cm, em cada ponto amostral. Foram realizadas duas repetições a cada profundidade, a fim de

obter amostras representativas, considerando a grande dispersão dos atributos físicos e prevenindo perda de amostras durante a realização dos procedimentos laboratoriais.

A RSP foi determinada na profundidade de 0-30 cm e foram realizadas dez repetições em cada um dos pontos amostrais.

3.2.2.1 Densidade do solo [Mg m^{-3}]

A Densidade do Solo foi obtida pela razão entre a massa de solo seco e o volume por ele ocupado, isto é:

$$ds = \frac{mss}{V} \quad (32)$$

em que:

- ds : é a densidade do solo [Mg m^{-3}];
- mss : é a massa de solo seca [Mg];
- V : é o volume do anel volumétrico [m^3].

O método utilizado foi o do anel volumétrico, conforme EMBRAPA (1997).

3.2.2.2 Umidade volumétrica do solo [%]

A umidade volumétrica do solo é obtida pela equação (33):

$$Uv = ds \times Ug \quad (33)$$

em que:

- Ug : é a umidade gravimétrica, dada por $Ug = \left(\frac{msu - mss}{mss} \right) \times 100$ [%];

- msu : é a massa de solo úmida [Mg].

Foi utilizado o Método da secagem em estufa para determinar a umidade gravimétrica, conforme EMBRAPA (1997).

3.2.2.3 Resistência do solo à penetração [MPa]

A RSP foi coletada por meio de um penetrógrafo de haste, com ângulo de cone de 30°, diâmetro da base de cone de 12,83 mm, diâmetro da haste de 9,53 mm e comprimento de 600 mm descrito em TIEPPO (2004).

A partir do conjunto de dados obtidos, calculou-se o índice de cone para as camadas de 0-10, 10-20 e 20-30 cm, sendo que o índice de cone representa o valor médio da RSP na camada desejada.

3.2.2.4 Produtividade da soja [Mg ha⁻¹]

A produtividade da soja foi verificada pela colheita em duas linhas, em um comprimento de 1,5 m em cada um dos pontos amostrais. Em seguida, a soja foi trilhada e pesada. Utilizou-se fator de correção de umidade fc de 13%. O valor de fc (%) é obtido pela equação (34).

$$fc = \frac{UA - UD}{UD} \times 100 \quad (34)$$

em que:

- UA : é a umidade atual [%];

- UD : é a umidade desejada [%].

3.2.3 Análise dos Dados Reais

A análise descritiva dos dados (média, desvio padrão, coeficiente de variação, quartis) foi realizada com o auxílio do *software* MINITAB 13. Foi verificada a normalidade dos dados em estudo pelo teste de Anderson-Darling, Ryan-Joiner, Kolmogorov-Smirnov e Box e Cox.

Foram construídos gráficos Boxplot para a verificação de pontos discrepantes.

Para o estudo de estacionaridade e continuidade espacial foram construídos gráficos Post-Plot no *software* Geocac e gráficos de dispersão de média móvel *versus* desvio padrão no *Software* Excel®. Para os dados que apresentaram tendência direcional trabalhou-se com os resíduos obtidos pela aplicação da técnica de regressão da seguinte maneira: o valor a ser utilizado nos semivariogramas foi a diferença r entre o valor observado da variável regionalizada Z na posição s e o valor estimado de Z na posição s , representado por $\hat{Z}(s)$ e dado na equação (35), e para isto foi utilizado o *software* MINITAB 13.

$$\hat{Z}(h) = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 Y \quad (35)$$

em que:

- X : é a abscissa do sistema cartesiano;
- Y : é a ordenada do sistema cartesiano;
- β_0, β_1 e β_2 : são os parâmetros da regressão a serem estimados.

O valor de r é obtido pela equação (36):

$$r = Z(s) - \hat{Z}(s) \quad (36)$$

Com o auxílio do *Software* Excel® foram implementadas as funções semivariância Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2. E com o auxílio desse *software*, também foi estudada a existência de correlação espacial entre as variáveis e a produtividade, para variáveis regionalizadas que têm estrutura de dependência espacial, com a implementação do Semivariograma Cruzado.

Em seguida, foram determinados os valores dos parâmetros dos modelos apresentados em cada semivariograma aos dados que apresentaram dependência espacial, utilizando o *software* Geocac. Com esses modelos e respectivos parâmetros, foram realizados mapas temáticos de contorno com auxílio do *Software* Idrisi 32.

Para os conjuntos de dados em estudo, foram realizadas análises de correlação linear de Pearson, não-paramétrica de Spearman e τ de Kendal, utilizando-se o *software* SPSS 11.0.

A Correlação linear de Pearson r_p é definida pela equação (37):

$$r_p = \frac{S_{Z_1 Z_2}}{S_{Z_1} S_{Z_2}} \quad (37)$$

em que:

$$- S_{Z_1 Z_2} = \sum_{i=1}^n (Z_1 - \bar{Z}_1)(Z_2 - \bar{Z}_2);$$

$$- S_{Z_1} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (Z_1 - \bar{Z}_1)^2};$$

$$- S_{Z_2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (Z_2 - \bar{Z}_2)^2};$$

- \bar{Z}_1 : média da variável Z_1 ;

- \bar{Z}_2 : média da variável Z_2 ;

- n : o número de pares dados;

sendo: $-1 \leq r \leq 1$.

Consideram-se as seguintes hipóteses:

$H_0 : \rho = 0$ (as variáveis não são correlacionadas)

vs

$H_1 : \rho \neq 0$ (as variáveis são correlacionadas)

Decisão: ao nível de 5% de significância rejeita-se H_0 se p-valor $< 0,05$, em que:

$$p - \text{valor} = P[|t| > t_c] \quad (38)$$

e

$$t = \frac{r_p \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (39)$$

em que:

- t : é a estatística do teste;

- t_c : é o quantil superior da tabela c da distribuição t de Student com $v = n - 2$ graus de liberdade ($t_{c,v}$)

O coeficiente de correlação não-paramétrica de Spearman r_s é obtido pela equação (40):

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (R_i - D_i)^2}{n(n^2 - 1)} \quad (40)$$

em que:

- R : é o posto de Z_1 ;

- D : é o posto de Z_2 ;

- n : é o número de pares dados.

O coeficiente de correlação linear não-paramétrica de τ de Kendall é estimado pelo estimador $\hat{\tau}$, dado na equação (41):

$$\hat{\tau} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n I(Z_{1i} - Z_{1j}) I(Z_{2i} - Z_{2j})}{\sqrt{n(n-1)/2 - \sum_{k=1}^a f_k(f_k - 1)/2} \sqrt{n(n-1)/2 - \sum_{k=1}^b g_k(g_k - 1)/2}} \quad (41)$$

em que:

- I é a função indicadora, também conhecida como função sinal, dada

$$\text{por: } I(Z) = \begin{cases} 1 & \text{se } Z > 0 \\ 0 & \text{se } Z = 0; \\ -1 & \text{se } Z < 0 \end{cases}$$

- f_k : é o número de empates no k -ésimo grupo de empates entre os valores de Z_1 , $k = 1, 2, \dots, a$;

- g_k : é o número de empates no k -ésimo grupo de empates entre os valores de Z_2 $k = 1, 2, \dots, b$.

Para as correlações não paramétricas de Spearman e τ de Kendall, as hipóteses consideradas e o teste são os mesmos utilizados na correlação linear de Pearson.

Verificadas as correlações existentes, foram realizada análises de regressão da Produtividade da soja, utilizando o *software* SPSS 11.0.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

Nesta seção são apresentados os resultados da simulação que apresenta a semivariância simulada e as semivariâncias estimadas em cada um dos estimadores de semivariância definidos nas equações (6) a (10) para cada distância h . Os resultados representam a média de dez repetições para cada uma das distâncias (Tabelas 2 a 7). Inclui-se nesta seção, a análise do comportamento de cada estimador de semivariância, realizada pelas comparações da soma dos quadrados das diferenças e pela soma do valor absoluto das diferenças entre as semivariâncias simuladas e as estimadas em cada distância (Tabela 8).

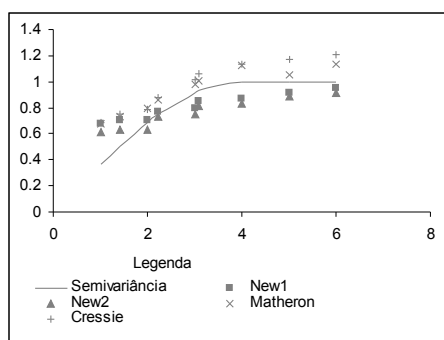
Na Tabela 2 apresentam-se o valor da semivariância simulada $\gamma^*(h)$, segundo o modelo esférico com efeito pepita 0, patamar 1 e alcance 4, definido como $\text{esf}(0,1,4)$, e os valores estimados em cada um dos estimadores de semivariância em estudo, segundo a distância h .

Tabela 2 - Valor da função semivariância estimada $\gamma^*(h)$ nas diferentes distâncias h , segundo o modelo esf (0,1,4) e os estimadores New1 $\hat{\gamma}_{N1}(h)$, New2 $\hat{\gamma}_{N2}(h)$, Matheron $\hat{\gamma}_M(h)$, Cressie e Hawkins $\hat{\gamma}_C(h)$ e Pairwise $\hat{\gamma}_P(h)$

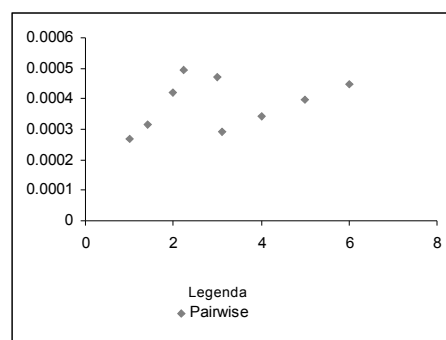
H	$\gamma^*(h)$	$\hat{\gamma}_{N1}(h)$	$\hat{\gamma}_{N2}(h)$	$\hat{\gamma}_M(h)$	$\hat{\gamma}_C(h)$	$\hat{\gamma}_P(h)$
1,00	0,367188	0,677788	0,609290	0,675210	0,690776	0,000269
1,41	0,506850	0,705828	0,631578	0,729076	0,750983	0,000317
2,00	0,687500	0,705828	0,631589	0,793739	0,791264	0,000420
2,23	0,749613	0,772445	0,729833	0,856216	0,873913	0,000494
3,00	0,914063	0,794977	0,754526	0,976637	1,016372	0,000473
3,10	0,929758	0,849508	0,812393	1,002099	1,059500	0,000291
4,00	1,000000	0,870935	0,834603	1,125704	1,133183	0,000342
5,00	1,000000	0,916830	0,888745	1,049554	1,169271	0,000399
6,10	1,000000	0,949836	0,918021	1,130814	1,203416	0,000449

Observa-se uma semelhança maior com a semivariância simulada dos valores apresentados pelos estimadores New1, New2, Matheron e Cressie e Hawkins, nessa ordem.

O Estimador Pairwise apresenta valores diferentes da semivariância simulada. Isto se justifica pelo exposto na Seção 2.5.3.



(a)



(b)

Figura 11 - Gráficos da função semivariância simulada com modelo esférico de parâmetros $C_0 = 0$, $C_1 = 1$ e $a = 4$ e estimada pelos diferentes estimadores em estudo.

A Figura 11a apresenta os gráficos do valor médio de dez repetições da semivariância simulada com estrutura correspondente ao modelo esf(0,1,4) e o valor estimado pelos estimadores de semivariância New1, New2, Matheron e Cressie e Hawkins. Na Figura 11b, tem-se o gráfico do valor de semivariância estimada pelo Estimador de Semivariância Pairwise.

Pela análise da Figura 11a, observa-se que os quatro estimadores assemelham-se à semivariância simulada, embora para valores pequenos da distância h os resultados apresentem-se diferentes. Os estimadores Cressie e Hawkins e Matheron apresentam sempre valores superiores aos demais simuladores em todas as distâncias. Os estimadores New1 e New2 apresentam valores próximos do valor da semivariância simulada.

A Tabela 3 mostra os resultados das médias das dez repetições para cada um dos estimadores de semivariância dados, juntamente com os resultados da semivariância simulada, dada pelo modelo teórico exponencial correspondente à $\exp(0,1,4)$.

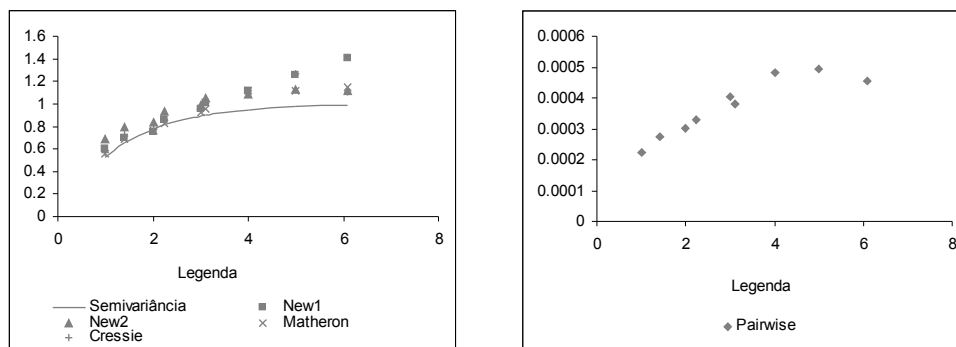
Tabela 3 - Valor da função semivariância simulada $\gamma^*(h)$ nas diferentes distâncias h , segundo o modelo $\exp(0,1,4)$ e os estimadores New1 $\hat{\gamma}_{N1}(h)$, New2 $\hat{\gamma}_{N2}(h)$, Matheron $\hat{\gamma}_M(h)$, Cressie e Hawkins $\hat{\gamma}_C(h)$ e Pairwise $\hat{\gamma}_P(h)$

H	$\gamma^*(h)$	$\hat{\gamma}_{N1}(h)$	$\hat{\gamma}_{N2}(h)$	$\hat{\gamma}_M(h)$	$\hat{\gamma}_C(h)$	$\hat{\gamma}_P(h)$
1,00	0,527633	0,600470	0,691302	0,563443	0,570765	0,000225
1,41	0,652677	0,697972	0,795815	0,691707	0,734782	0,000276
2,00	0,776870	0,751609	0,838118	0,760678	0,768098	0,000302
2,23	0,812223	0,857528	0,935279	0,823727	0,860407	0,000328
3,00	0,894601	0,950887	0,992754	0,927230	0,965003	0,000404
3,10	0,902217	1,009174	1,047979	0,955987	1,011363	0,000380

4,00	0,950213	1,115222	1,082467	1,119973	1,115256	0,000482
5,00	0,976482	1,261242	1,123046	1,119815	1,268512	0,000496
6,10	0,989694	1,410506	1,115122	1,151247	1,109278	0,000457

Observa-se que os valores de semivariância estimada pelos estimadores New2 e Matheron são, nessa ordem, semelhantes ao valor da semivariância simulada $\gamma^*(h)$.

Na Figura 12, são apresentados os gráficos do valor médio de dez repetições da semivariância simulada e da estimada pelos cinco estimadores. Observa-se, na Figura 12, que todos os estimadores apresentam-se semelhantes quando a distância h é pequena e essa semelhança diminui à medida que a distância h aumenta. Os estimadores New2 e Matheron apresentam os valores de semivariância mais semelhantes à simulada que os demais estimadores como observado na análise da Tabela 3. Pela análise da Figura 12b, verifica-se que o Estimador Pairwise apresenta a mesma estrutura dos demais, porém, a escala é menor.



(a)

(b)

Figura 12 - Gráficos da função semivariância simulada com modelo exponencial de parâmetros $C_0 = 0$, $C_1 = 1$ e $a = 4$ e estimada pelos estimadores em estudo.

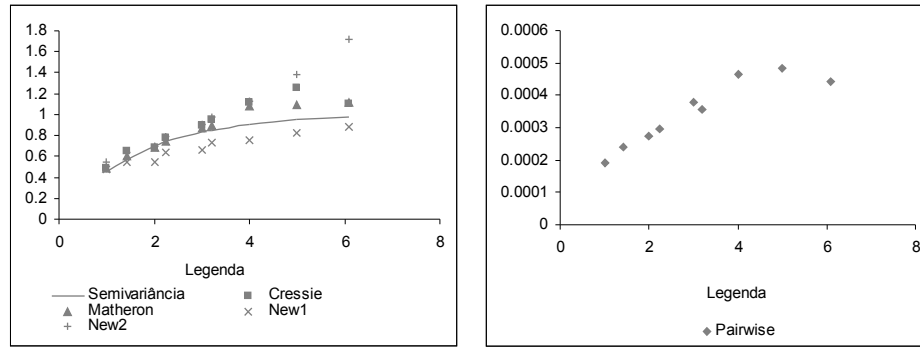
Com estrutura de dependência espacial do modelo exponencial foram gerados dados com distribuição normal e estrutura de matriz covariância que atendem a $\exp(0,1,5)$. Os dados obtidos da semivariância simulada e sua estimativa pelos cinco estimadores encontram-se na Tabela 4.

Tabela 4 - Valor da função semivariância simulada $\gamma^*(h)$ nas diferentes distâncias h , segundo o modelo $\exp(0,1,5)$ e os estimadores New1 $\hat{\gamma}_{N1}(h)$, New2 $\hat{\gamma}_{N2}(h)$, Matheron $\hat{\gamma}_M(h)$, Cressie e Hawkins $\hat{\gamma}_C(h)$ e Pairwise $\hat{\gamma}_P(h)$

H	$\gamma^*(h)$	$\hat{\gamma}_{N1}(h)$	$\hat{\gamma}_{N2}(h)$	$\hat{\gamma}_M(h)$	$\hat{\gamma}_C(h)$	$\hat{\gamma}_P(h)$
1,00	0,45119	0,47970	0,54322	0,48347	0,49178	0,000193
1,42	0,57087	0,54203	0,63539	0,60475	0,64769	0,000241
2,00	0,69881	0,54203	0,69249	0,68546	0,68493	0,000273
2,24	0,73763	0,63978	0,79274	0,74807	0,77954	0,000298
3,00	0,83470	0,66651	0,90965	0,86797	0,89065	0,000377
3,20	0,84433	0,72643	0,96979	0,89883	0,94982	0,000357
4,00	0,90928	0,75572	1,13173	1,07467	1,11339	0,000464
5,00	0,95021	0,82548	1,38241	1,08896	1,25734	0,000484
6,10	0,97268	0,88825	1,71312	1,11901	1,09956	0,000443

Os resultados apresentados mostram que os estimadores mais semelhantes à semivariância simulada são Matheron e New1.

A Figura 13a apresenta os valores médios de dez repetições da semivariância simulada com modelo $\exp(0,1,5)$ e o valor estimado pelos estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, New1 e New2. A Figura 13b apresenta os valores da semivariância simulada pelo Estimador Pairwise com comportamento semelhante ao simulado, mas em outra escala.



(a)

(b)

Figura 13 - Gráficos da função semivariância simulada com modelo exponencial de parâmetros $C_0 = 0$, $C_1 = 1$ e $a = 5$ e estimadas pelos estimadores de semivariância em estudo.

O Estimador New2, embora apresente comportamento semelhante à semivariância simulada quando a distância h é pequena, não apresenta estrutura exponencial com patamar, mas os valores da semivariância aumentam à medida que h aumenta. Os estimadores Matheron e Cressie e Hawkins apresentam o mesmo comportamento e o Estimador New1 apresenta estrutura gráfica semelhante à semivariância, com valores estimados menores que os simulados para todas as distâncias.

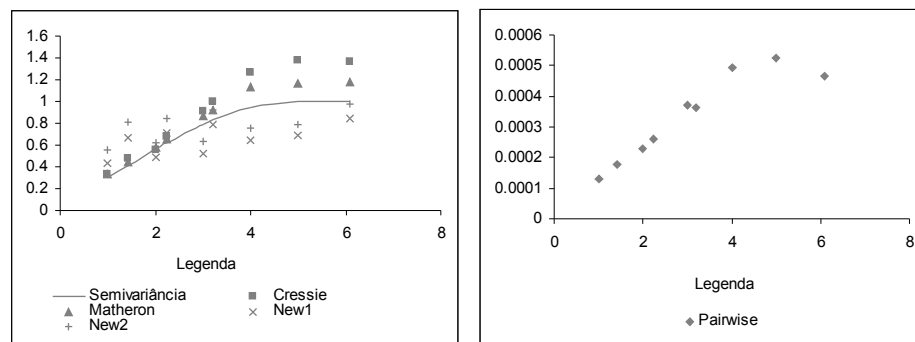
Foram simulados dados com distribuição normal de probabilidade com estrutura na matriz de covariância que atende ao modelo $\text{esf}(0,1,5)$. A Tabela 5 apresenta os resultados da semivariância simulada em diferentes distâncias h e do seu valor estimado pelos cinco estimadores em estudo.

Tabela 5 - Valor da função semivariância simulada $\gamma^*(h)$ nas diferentes distâncias h , segundo o modelo $\text{esf}(0,1,5)$ e os estimadores New1 $\hat{\gamma}_{N1}(h)$, New2 $\hat{\gamma}_{N2}(h)$, Matheron $\hat{\gamma}_M(h)$, Cressie e Hawkins $\hat{\gamma}_C(h)$ e Pairwise $\hat{\gamma}_P(h)$

H	$\gamma^*(h)$	$\hat{\gamma}_{N1}(h)$	$\hat{\gamma}_{N2}(h)$	$\hat{\gamma}_M(h)$	$\hat{\gamma}_C(h)$	$\hat{\gamma}_P(h)$
1,00	0,296000	0,43272	0,55219	0,32862	0,332443	0,000131
1,42	0,414547	0,66231	0,81229	0,44885	0,478241	0,000179
2,00	0,568000	0,48814	0,61997	0,57821	0,550916	0,000231
2,24	0,627042	0,70946	0,84958	0,65842	0,675866	0,000262
3,00	0,792000	0,52207	0,63380	0,86789	0,910183	0,000371
3,20	0,828928	0,78519	0,91783	0,91749	1,001738	0,000364
4,00	0,944000	0,64642	0,75730	1,13368	1,269474	0,000492
5,00	1,000000	0,68700	0,79054	1,16763	1,373693	0,000526
6,10	1,000000	0,84937	0,97503	1,18301	1,369394	0,000468

Observa-se na Tabela 5 que se assemelham de forma mais regular à semivariância simulada, os valores apresentados pelos estimadores Matheron, Cressie e Hawkins e New1.

A Figura 14a apresenta o valor médio de dez repetições da função semivariância simulada com modelo esf(0,1,5) e seu valor estimado pelos estimadores New1, New2, Cressie e Hawkins e Matheron, e a Figura 14b representa o gráfico da semivariância simulada pelo Estimador Pairwise.



(a)

(b)

Figura 14 - Gráficos da função semivariância simulada e estimada com modelo esférico de parâmetros $C_0 = 0$, $C_1 = 1$ e $a = 5$ e estimada pelos diferentes estimadores em estudo.

Observa-se na Figura 14 que os estimadores apresentam padrão de comportamento diferente da semivariância simulada, à medida que aumenta a distância h entre os dados e na distância de até 3 unidades os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins e New1 apresentam comportamento semelhante.

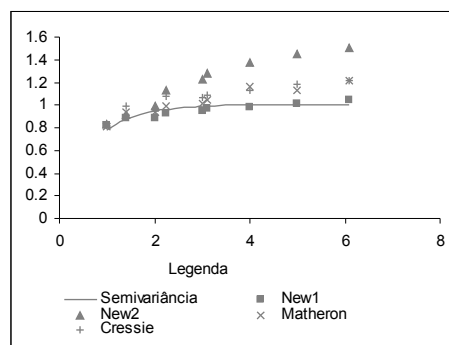
A Tabela 6 apresenta os resultados da semivariância simulada $\gamma^*(h)$, segundo o modelo $\exp(0,1,2)$ e os valores estimados de semivariância pelos cinco estimadores em estudo.

Tabela 6 - Valor da função semivariância simulada $\gamma^*(h)$ nas diferentes distâncias h , segundo o modelo $\exp(0,1,2)$ e os estimadores New1 $\hat{\gamma}_{N1}(h)$, New2 $\hat{\gamma}_{N2}(h)$, Matheron $\hat{\gamma}_M(h)$, Cressie e Hawkins $\hat{\gamma}_C(h)$ e Pairwise $\hat{\gamma}_P(h)$

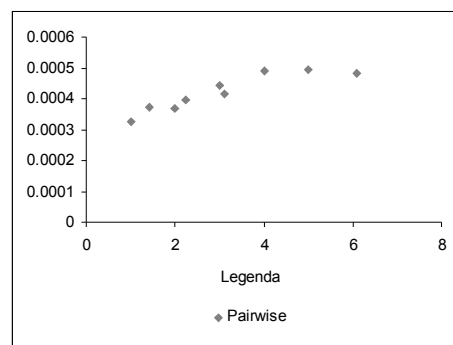
H	$\gamma^*(h)$	$\hat{\gamma}_{N1}(h)$	$\hat{\gamma}_{N2}(h)$	$\hat{\gamma}_M(h)$	$\hat{\gamma}_C(h)$	$\hat{\gamma}_P(h)$
1,00	0,7769	0,8203	0,8294	0,8148	0,8226	0,000325
1,41	0,8794	0,8831	0,9215	0,9358	0,9905	0,000373
2,00	0,9502	0,8831	0,9888	0,9364	0,9484	0,000370
2,23	0,9647	0,9312	1,1260	0,9893	1,0789	0,000395
3,00	0,9889	0,9488	1,2226	1,0159	1,0642	0,000441
3,10	0,9904	0,9716	1,2844	1,0468	1,0850	0,000417
4,00	0,9975	0,9864	1,3727	1,1670	1,1297	0,000492
5,00	0,9994	1,0124	1,4528	1,1316	1,1854	0,000495
6,10	0,9999	1,0406	1,5018	1,2154	1,2203	0,000483

Pela análise da Tabela 6, observa-se que os valores das semivariâncias estimadas em cada distância h apresentam-se semelhantes ao valor da semivariância simulada nos estimadores New1 e Matheron.

Na Figura 15 apresenta-se o gráfico do valor médio de dez repetições da função semivariância simulada, com estrutura de dependência espacial de modelo $\exp(0,1,2)$ e o valor estimado pelos cinco estimadores de semivariância.



(a)



(b)

Figura 15 - Gráficos da semivariância simulada do modelo exponencial de parâmetros $C_0 = 0$, $C_1 = 1$ e $a = 2$ e estimadas pelos estimadores de semivariância.

Pela análise dos gráficos acima, observa-se uma grande semelhança entre os valores da semivariância e os valores estimados pelo Estimador de New1, seguida pelo Estimador Clássico de Matheron. O Estimador Pairwise apresenta o mesmo comportamento em escala menor que os demais.

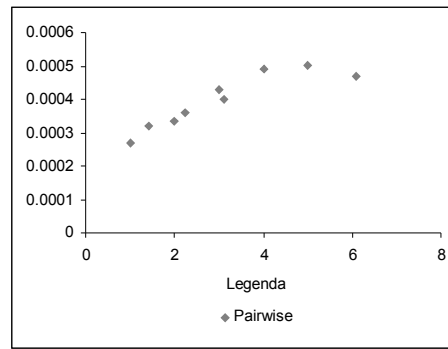
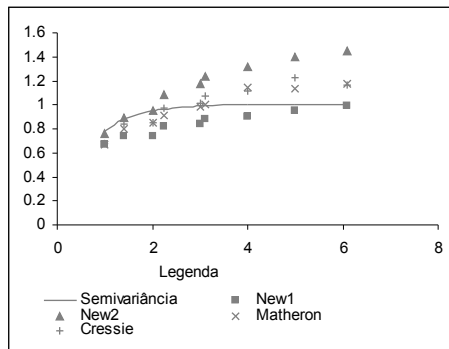
A Tabela 7 apresenta os resultados da semivariância simulada $\gamma^*(h)$ nas diferentes distâncias h , segundo o modelo $\exp(0,1,3)$ e os valores estimados de semivariância pelos cinco estimadores em estudo.

Tabela 7 - Valor da função semivariância simulada $\gamma^*(h)$ nas diferentes distâncias h , segundo o modelo $\exp(0,1,3)$ e os estimadores New1 $\hat{\gamma}_{N1}(h)$, New2 $\hat{\gamma}_{N2}(h)$, Matheron $\hat{\gamma}_M(h)$, Cressie e Hawkins $\hat{\gamma}_C(h)$ e Pairwise $\hat{\gamma}_P(h)$

H	$\gamma^*(h)$	$\hat{\gamma}_{N1}(h)$	$\hat{\gamma}_{N2}(h)$	$\hat{\gamma}_M(h)$	$\hat{\gamma}_C(h)$	$\hat{\gamma}_P(h)$
1,00	0,7769	0,6707	0,7638	0,6711	0,6778	0,000268
1,41	0,8794	0,7384	0,8861	0,8018	0,8432	0,000320
2,00	0,9502	0,7384	0,9546	0,8463	0,8530	0,000336
2,23	0,9647	0,8181	1,0800	0,9069	0,9709	0,000362
3,00	0,9889	0,8410	1,1720	0,9797	1,0169	0,000428
3,10	0,9904	0,8830	1,2383	1,0062	1,0712	0,000401
4,00	0,9975	0,9047	1,3169	1,1485	1,1104	0,000490
5,00	0,9994	0,9502	1,3987	1,1348	1,2220	0,000500
6,10	0,9999	0,9926	1,4450	1,1792	1,1687	0,000468

São mais semelhantes aos valores da semivariância simulada $\gamma^*(h)$ os valores estimados pelos estimadores Matheron e Cressie e Hawkins.

Na Figura 16, são representados os valores médios de dez repetições da semivariância simulada de forma gráfica, de acordo com o modelo $\exp(0,1,3)$, e os valores estimados pelos estimadores de semivariância.



(a)

(b)

Figura 16 - Gráficos da função semivariância simulada de acordo com o modelo $\exp(0,1,3)$ e da semivariância estimada pelos estimadores em estudo.

Observa-se na Figura 16a que os quatro estimadores apresentados são semelhantes à semivariância simulada, sendo os mais semelhantes os estimadores New1, Matheron e Cressie e Hawkins. O Estimador Pairwise, apresentado na Figura 16b, apesar de demonstrar comportamento semelhante, distingue-se dos demais por apresentar valores em uma escala menor.

A Tabela 8 apresenta os resultados dos critérios de comparação pela soma dos quadrados das diferenças entre a semivariância simulada e a semivariância estimada pelos estimadores de semivariância e pela soma dos valores absolutos dessas diferenças.

Tabela 8 - Critérios de comparação pela soma dos quadrados e soma do valor absoluto entre os valores simulados e estimados em cada estimador

Modelo	SOMA DOS QUADRADOS DAS DIFERENÇAS				SOMA DO VALOR ABSOLUTO DAS DIFERENÇAS			
	New1	New2	Mather.	Cressie	New1	New2	Mather.	Cressie
esf(0,1,4)	0,184	0,163	0,211	0,305	1,012	1,078	1,184	1,534
exp(0,1,4)	0,310	0,152	0,083	0,155	1,222	1,139	0,664	0,938

exp(0,1,5)	0,124	0,226	0,074	0,176	0,961	0,987	0,628	0,973
esf(0,1,5)	0,377	0,388	0,114	0,434	1,622	1,597	0,813	1,526
exp(0,1,2)	0,011	0,771	0,102	0,143	0,271	2,153	0,733	0,981
exp(0,1,3)	0,142	0,568	0,105	0,119	1,010	1,734	0,836	0,851

O Estimador de Semivariância Relativa Pairwise apresentou “saltos” nos valores de semivariância em todos os modelos estudados e, conseqüentemente, uma grande diferença entre os demais, em razão de ao fato dos valores de semivariância simulada terem médias próximas de zero.

Para o modelo esf(0,1,4), os estimadores New2 e New1 são mais semelhantes à semivariância simulada, pela soma dos quadrados das diferenças e soma do valor absoluto das diferenças, respectivamente, por apresentarem menores diferenças a semivariância simulada.

Quando os dados foram simulados de acordo com o modelo exp(0,1,4), o estimador que apresentou valores de semivariância mais parecidos com a semivariância simulada foi o Estimador de Matheron, por ambos os critérios. O Estimador New2 foi o segundo em termos de semelhança com a semivariância simulada, segundo o critério da soma dos quadrados das diferenças e de acordo com o critério do valor absoluto da diferença, o segundo estimador a apresentar valores de semivariância mais semelhantes à semivariância simulada foi o Estimador Cressie e Hawkins.

Segundo o modelo exp(0,1,5), os estimadores que apresentaram valores mais próximos à semivariância simulada foram os estimadores Matheron e New1, nessa ordem, por ambos os critérios. Com estes mesmos parâmetros, mas utilizando o modelo esférico, os resultados mostram que o Estimador Matheron apresentou melhores resultados.

Quando os dados apresentam estrutura de dependência espacial, segundo o modelo exp(0,1,2), o Estimador New1 apresenta resultados mais semelhantes de semivariância estimada com a semivariância simulada, segundo ambos os critérios.

Quando os dados que possuíam uma estrutura de dependência espacial do modelo exp(0,1,3) foram aplicados aos estimadores de semivariância, mostrou-se mais semelhante o Estimador Matheron. O segundo estimador mais

semelhante foi o Estimador de Cressie e Hawkins, segundo ambos os critérios de avaliação utilizados.

Uma análise geral da Tabela 8 permite verificar que são semelhantes à semivariância, nesta ordem, os estimadores: Matheron, New1, New2, Cressie e Hawkins. Considerando que o Estimador Matheron só pode ser usado quando os dados apresentam distribuição normal de probabilidade, sugere-se a implementação em *softwares* geoestatísticos dos estimadores New2 e New1, para que dessa forma os estimadores possam ser usados na análise da semivariância de conjuntos de dados georreferenciados. O Estimador Pairwise, embora apresente a mesma forma gráfica da semivariância simulada, apresenta os resultados numa escala menor que a simulada nas diferentes distâncias h .

Verifica-se também que com pequenos valores de distância h , os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, New1 e New2 têm o mesmo comportamento.

LI e LAKE (1994) concluíram que o Estimador New2 é o que melhor estima a semivariância mesmo a grandes distâncias, por não distorcer a representação da estrutura espacial, porém, neste estudo, o Estimador New1 mostrou-se mais eficiente que o New2.

4.2 ANÁLISE DE DADOS REAIS

4.2.1 Análise Exploratória dos dados

Nesta seção são apresentados os resultados das estatísticas descritivas das variáveis regionalizadas RSP [MPa] na profundidade de 0-30 cm, na qual

foram calculados os índices de cone das profundidades de 0-10, 10-20 e 20-30 cm, densidade do solo [Mg m^{-3}] e umidade volumétrica [%] nas camadas de 0-10, 10-20 e 20-30 cm e produtividade da soja [Mg ha^{-1}]. Os gráficos dos testes de normalidade de Anderson Darling, Shapiro Wilk e Kolmogorov-Smirnov são apresentados no Apêndice E. Segundo os testes de Box-Cox, apresentados no Apêndice F, todos os conjuntos de dados apresentaram distribuição normal de probabilidade.

Na Tabela 9, são apresentadas as estatísticas descritivas dos dados de RSP [MPa]. Observa-se que os dados não apresentam homogeneidade, pois os coeficientes de variação nas três profundidades são maiores que 10%.

Tabela 9 - Estatística descritiva da resistência do solo à penetração [MPa]

ESTATÍSTICAS	RSP 0-10 cm	RSP 10-20 cm	RSP 20-30 cm
Nº de Amostras	46	46	45
Mínimo	1,538	0,921	2,071
Quartil Inferior	2,154	2,731	2,794
Mediana	2,630	3,194	3,113
Quartil Superior	3,024	3,880	3,763
Máximo	4,391	4,910	4,929
Média	2,645	3,297	3,270
Desvio Padrão	0,627	0,856	0,676
Variância	0,393	0,456	0,732
Coef. de Variação (%)	23,710	25,960	20,660
Coef. de Assimetria	0,890	0,420	-0,154
Coef. de Curtose	0,973	-0,401	0,212
Teste de Anderson-Darling	0,044	0,438*	0,430*
Teste de Ryan-Joiner	0,030	> 0,100*	> 0,100*
Teste de Kolmogorov-Smirnov	> 0,150*	> 0,150*	> 0,150*

Nota: * possuem características da distribuição de normalidade segundo os testes de Anderson-Darling, Ryan-Joiner ou Kolmogorov-Smirnov, ao nível de 5% de significância.

Na Figura 17 apresentam-se os gráficos Box-Plot da variável RSP nas profundidades de 0-10, 10-20 e 20-30 cm. Verifica-se a presença de dois pontos discrepantes: um na profundidade de 0-10 cm, maior que os demais e um na profundidade de 20-30 cm, inferior aos demais.

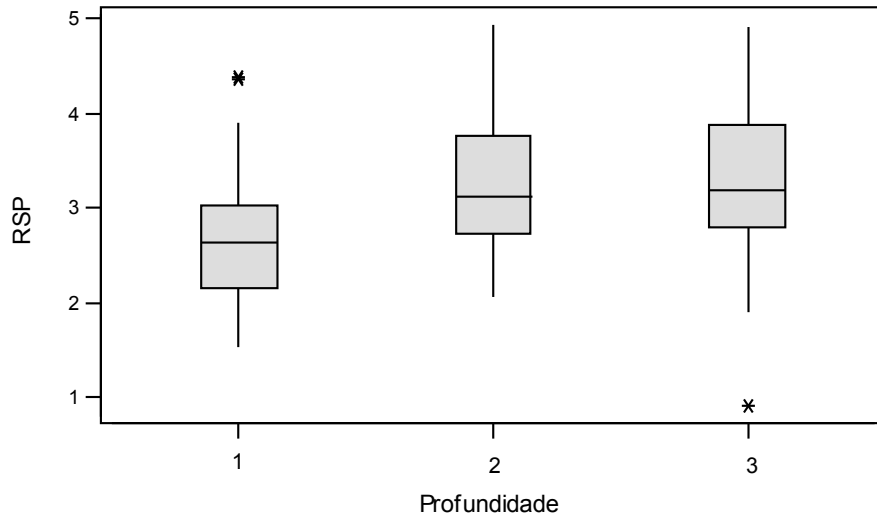


Figura 17 - Gráficos Box-Plot da variável regionalizada RSP nas profundidades de (1) 0-10, (2) 10-20 e (3) 20-30 cm.

A Tabela 10 apresenta as estatísticas descritivas dos dados de densidade do solo nas profundidades de 0-10, 10-20 e 20-30 cm. Foram observados maiores valores de densidade do solo na camada de 20-30 cm, o que justifica a RSP ter sido maior nessa profundidade, pois, segundo ARAÚJO, TORMENA e SILVA (2004), a densidade influencia os resultados de RSP. Como o coeficiente de variação é menor que 10%, considera-se que os dados apresentam homogeneidade.

Tabela 10 - Estatísticas descritivas da densidade do solo [Mg m^{-3}] em diferentes profundidades

ESTATÍSTICAS	DENSIDADE	DENSIDADE	DENSIDADE
	0-10 cm	10-20 cm	20-30 cm
Nº de Amostras	48	48	47
Mínimo	1,060	1,040	1,100
Quartil Inferior	1,170	1,100	1,160
Mediana	1,210	1,150	1,205
Quartil Superior	1,228	1,200	1,248
Máximo	1,290	1,550	1,350
Média	1,196	1,159	1,208
Desvio Padrão	0,051	0,088	0,062
Variância	0,003	0,004	0,008
Coef. de Variação (%)	4,262	7,602	5,149
Coef. de Assimetria	-0,855	0,318	1,938
Coef. de Curtose	0,669	-0,572	7,234
Teste de Anderson-Darling	0,014	0,014	0,407*
Teste de Ryan-Joiner	0,042	< 0,010	> 0,100*
Teste de Kolmogorov-Smirnov	0,142*	> 0,150*	> 0,150*

Nota: * possuem características da distribuição de normalidade segundo os testes de Anderson-Darling, Ryan-Joiner ou Kolmogorov-Smirnov, ao nível de 5% de significância.

Pelo gráfico Box-Plot apresentado na Figura 18, há três pontos discrepantes para esta variável, dois inferiores na profundidade de 0-10 cm e um maior que os demais na profundidade de 20-30 cm.

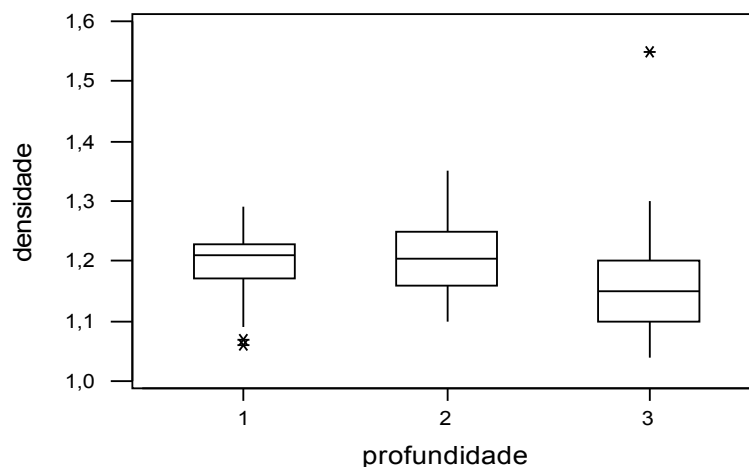


Figura 18 - Gráfico Box-Plot da variável regionalizada densidade do solo nas profundidades de (1) 0-10, (2) 10-20 e (3) 20-30 cm.

A Tabela 11 apresenta as estatísticas descritivas dos dados de umidade volumétrica nas camadas de 0-10, 10-20 e 20-30 cm.

Tabela 11 - Estatísticas descritivas da umidade volumétrica [%] em diferentes profundidades

ESTATÍSTICAS	UMIDADE	UMIDADE	UMIDADE
	0-10 cm	10-20 cm	20-30 cm
Nº de Amostras	48	48	47
Mínimo	0,260	0,300	0,290
Quartil Inferior	0,343	0,340	0,360
Mediana	0,360	0,360	0,370
Quartil Superior	0,390	0,380	0,388
Máximo	0,500	0,490	0,420
Média	0,366	0,363	0,372
Desvio Padrão	0,039	0,031	0,026
Variância	0,002	0,001	0,001
Coef. de Variação (%)	10,530	8,443	6,990
Coef. de Assimetria	0,486	-0,502	1,448
Coef. de Curtose	2,950	1,138	5,581
Teste de Anderson-Darling	0,017	0,009	0,042
Teste de Ryan-Joiner	0,028	< 0,010	> 0,100*
Teste de Kolmogorov-Smirnov	> 0,150*	> 0,150*	> 0,150*

Nota: * possuem características da distribuição de normalidade segundo os testes de Anderson-Darling, Ryan-Joiner ou Kolmogorov-Smirnov, ao nível de 5% de significância.

Observa-se na Tabela 11, menores valores de umidade volumétrica nas profundidades de 10-20 e 20-30 cm, o que pode ser observado pelos quartis superior e inferior, e pela média dos dados. Segundo SECCO (2003), isso se verifica, pois os dados de RSP apresentam relação inversa com os dados de umidade do solo. Os dados são homogêneos nas profundidades de 10-20 e 20-30 cm, pois o coeficiente de variação é menor que 10%, já na camada de 0-10 cm os dados são heterogêneos.

Pela análise dos gráficos Box-Plot, apresentados na Figura 19, para a variável umidade volumétrica nas profundidades 0-10, 10-20 e 20-30 cm verifica-se a presença de pontos discrepantes com valor superior nas

profundidades de 0-10 e 20-30 cm e com valores inferiores nas camadas de 0-10 e 10-20 cm.

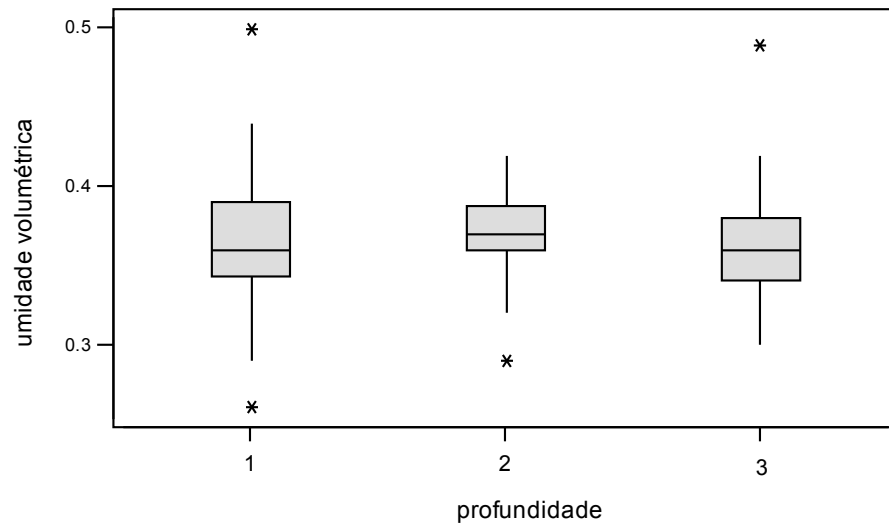


Figura 19 - Gráficos Box-Plot da variável regionalizada umidade volumétrica nas profundidades de (1) 0-10, (2) 10-20 e (3) 20-30 cm.

Na Tabela 12 apresentam-se as estatísticas descritivas dos dados da Produtividade da Soja [Mg ha^{-1}]. A produtividade foi baixa, de acordo com EMBRAPA (2004), que considera baixa a produtividade abaixo de $2,5 \text{ Mg ha}^{-1}$. Devido ao alto coeficiente de variação os dados são considerados heterogêneos.

Tabela 12 - Estatísticas descritivas da produtividade da soja [Mg ha⁻¹] no ano agrícola 2004/2005

ESTATÍSTICAS	PRODUTIVIDADE
Nº de Amostras	48
Mínimo	0,960
Quartil Inferior	1,650
Mediana	1,790
Quartil Superior	2,110
0,97-Percentil	2,563
0,98-Percentil	2,750
Máximo	3,970
Média	1,867
Desvio Padrão	0,459
Variância	0,210
Coef. De Variação (%)	24,570
Coef. De Assimetria	1,874
Coef. De Curtose	8,543
Teste de Anderson-Darling	0,003
Teste de Ryan-Joiner	< 0,010
Teste de Kolmogorov-smirnov	0,096*

Nota: * possuem características da distribuição de normalidade segundo os testes de Anderson-Darling, Ryan-Joiner ou Kolmogorov-Smirnov, ao nível de 5% de significância.

A Figura 20 apresenta o gráfico Box-Plot da variável Produtividade da Soja. Verifica-se a presença de um ponto discrepante, no qual a produtividade foi máxima de 3,97 Mg ha⁻¹.

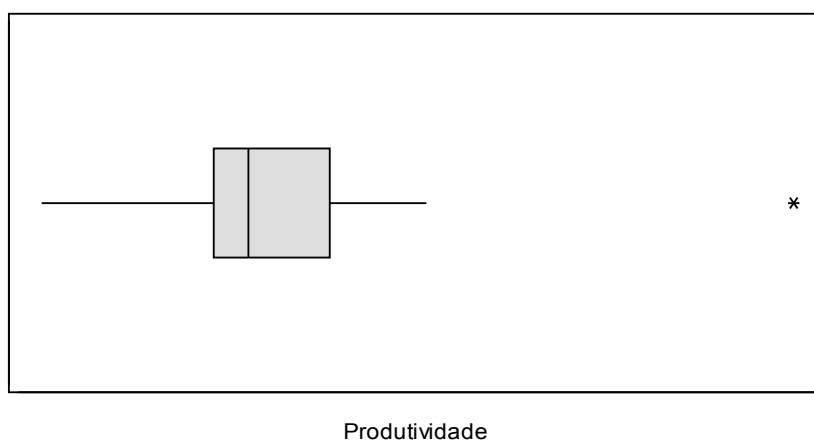


Figura 20 - Gráfico Box-Plot da produtividade da soja.

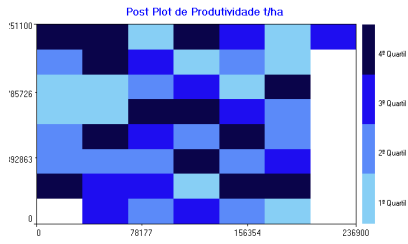
Segundo PARANÁ (2005), a produtividade média da soja no município de Cascavel no ano agrícola 2004/2005 foi de 2,75 Mg ha⁻¹ e no Estado do Paraná de 2,56 Mg ha⁻¹. Observa-se, pelos Percentis dados na Tabela 12, que 97% dos dados apresentam valores inferiores à média estadual e 98% dos dados apresentam valores abaixo da média regional, Por esse motivo, a área é considerada com de produtividade baixa.

A tabela com os resultados gerais da estatística clássica dos dados é apresentada no Apêndice G.

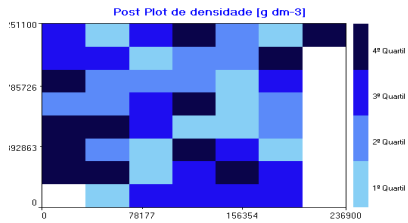
4.3 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA

Pela análise dos gráficos Post-Plot (Figura 21) verifica-se que os dados não apresentam tendência direcional, mas, pelos gráficos de dispersão de média móvel *versus* desvio padrão de ordem 3 (Figura 22), verifica-se que os dados da umidade volumétrica na profundidade de 10-20 cm apresentam indícios de tendência direcional.

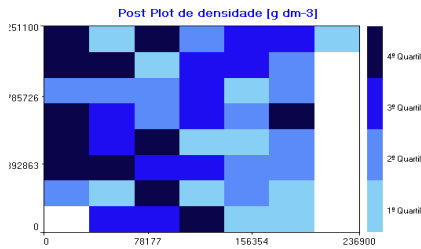
(a) Post Plot da Produtividade



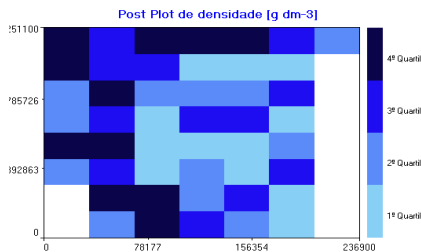
(b) Post Plot da Densidade na Profundidade de 0-10 cm



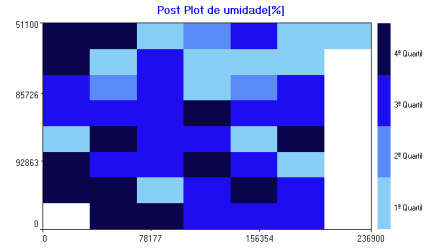
(c) Post Plot da Densidade na Profundidade de 10-20 cm



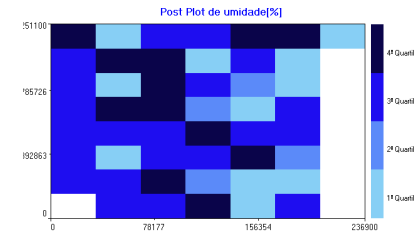
(d) Post Plot da Densidade na Profundidade de 20-30 cm



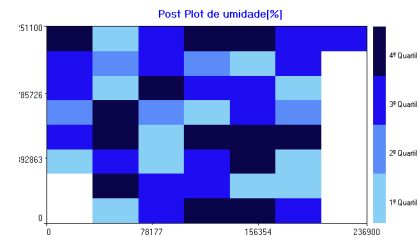
(e) Post Plot da Umidade na Profundidade de 0-10 cm



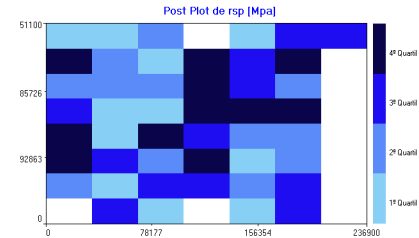
(f) Post Plot da Umidade na Profundidade de 10-20 cm



(g) Post Plot da Umidade na Profundidade de 20-30 cm



(h) Post Plot da RSP na Profundidade de 0-10 cm



(j) Post Plot da RSP na Profundidade de 10-20 cm

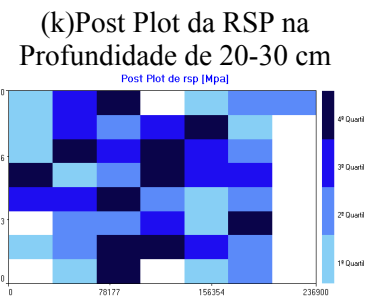
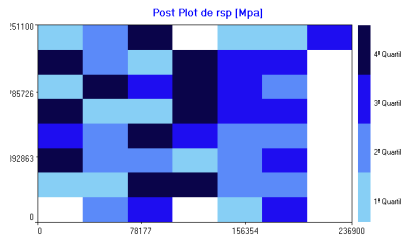


Figura 21 - Gráficos Post Plot das variáveis regionalizadas em estudo.

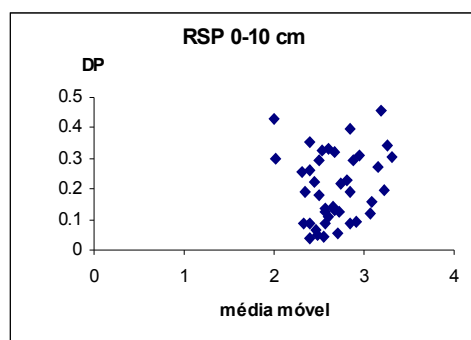
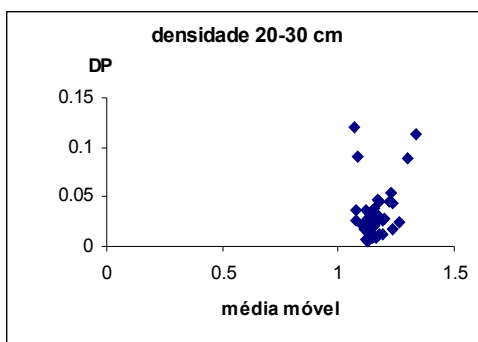
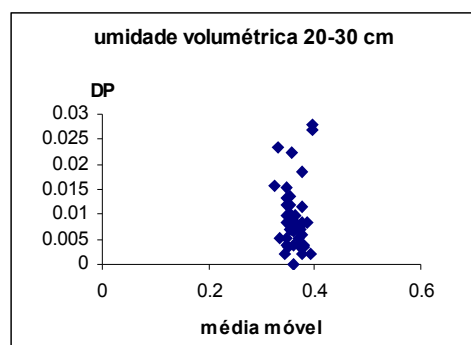
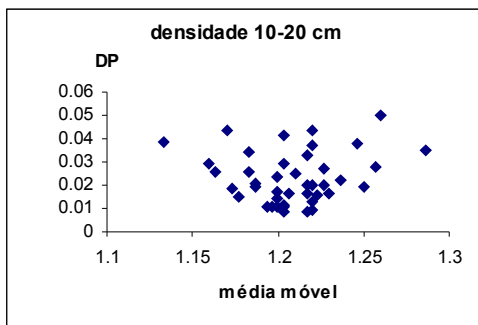
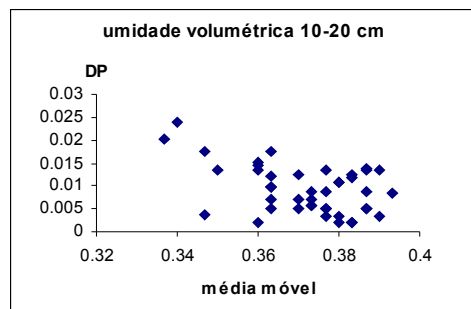
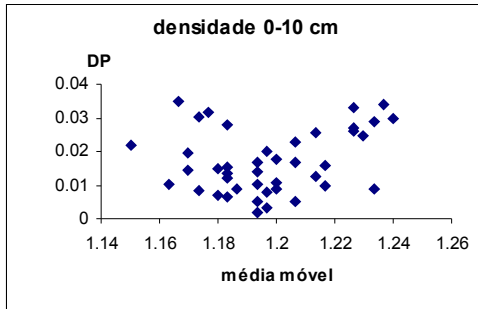
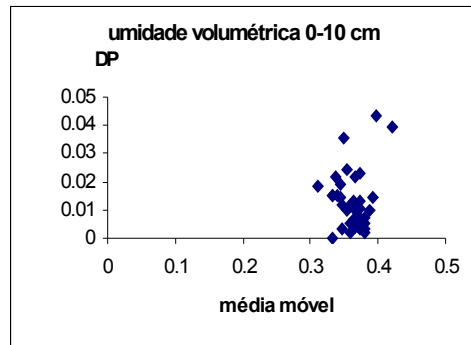
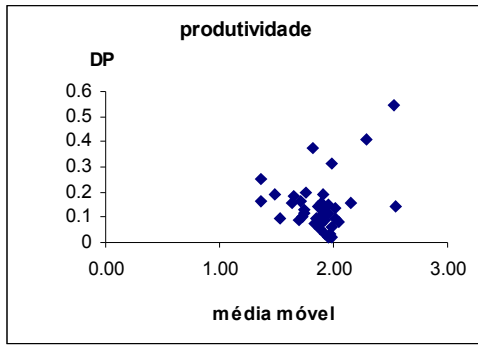


Figura 22 - Gráficos de dispersão da média *versus* desvio padrão.

4.4 SEMIVARIOGRAMAS

A distância máxima entre os pontos na área em estudo é de 860,2325 m. Utilizou-se um *cutoff* de até 50% como distância máxima para a construção dos semivariogramas e o método de ajuste utilizado na determinação dos parâmetros foi o WLS2, definido na equação (21), em todos os semivariogramas.

A Figura 23 apresenta os semivariogramas da Produtividade da Soja, segundo os cinco métodos de estimação da função semivariância.

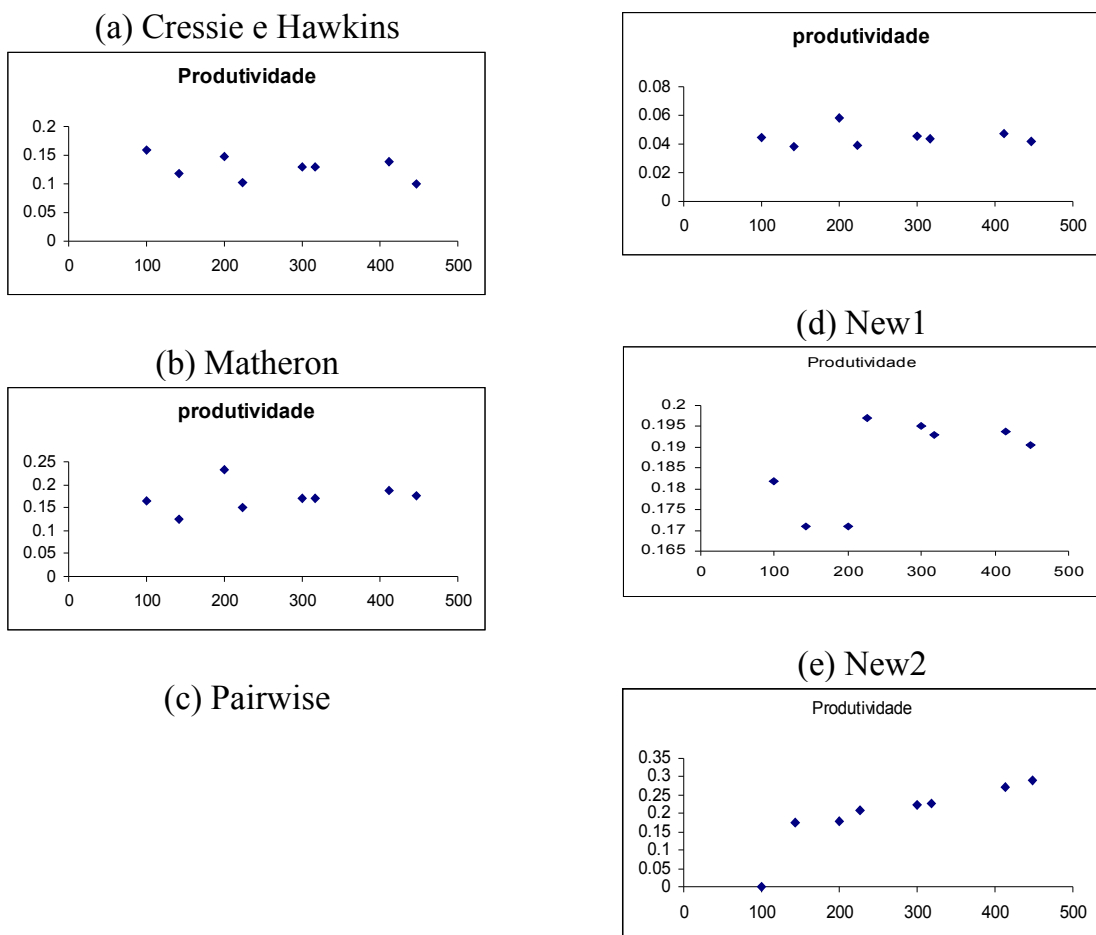


Figura 23 - Semivariogramas da variável produtividade da soja, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.

Observa-se, na Figura 23, que nos dados da Produtividade da Soja foi detectada uma estrutura de dependência espacial pelos estimadores New1 e New2, já pelos demais métodos de estimação a variável não apresenta estrutura de dependência espacial, assim pode-se dizer que a variável apresenta efeito pepita puro – epp.

A Tabela 13 apresenta os modelos e os parâmetros apresentados pelos estimadores para a produtividade da soja e o valor do coeficiente de efeito pepita relativo, definido na equação (14).

Tabela 13 - Parâmetros do semivariograma para a produtividade da soja

	CRESSIE E HAWKINS	MATHERON	NEW1	NEW2	PAIRWISE
Modelo	epp	epp	gaussiano	esférico	epp
C0	0,1256	0,17	0,175	0,0001	0,044821
C1	-	-	0,020	0,3300	-
<i>a</i>	-	-	300	400	-
Coeficiente de efeito pepita relativo (ε)	1	1	0,988	0,0003	1

Nota: epp – efeito pepita puro.

Pela análise do coeficiente de efeito pepita relativo, observa-se que pelo Estimador New1, a dependência espacial é fraca ($\varepsilon = 0,988$) com estrutura de dependência espacial de modelo gaussiano e alcance de 300 m, ou seja, os dados são dependentes espacialmente num raio de 300 m. Pelo Estimador New2, há dependência espacial forte de modelo esférico com alcance de 400 m.

A Figura 24 apresenta o mapa temático da Produtividade da Soja obtido pelos parâmetros dados pelo método de estimação New2.

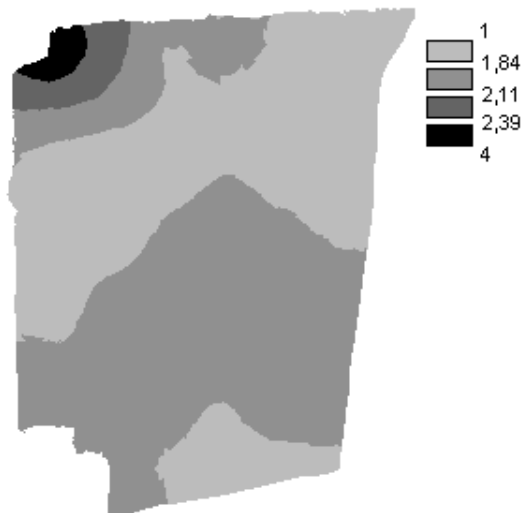


Figura 24 - Mapa temático da produtividade da soja pelo método New1 de estimação da função semivariância.

O canto superior esquerdo é o local em que foi verificada a produtividade máxima de $3,97 \text{ Mg ha}^{-1}$. Nesse local há baixa densidade do solo (Figuras 26 e 30) e baixa RSP (Figuras 38, 40 e 42).

Na Figura 25 são apresentados os semivariogramas da variável densidade do solo na camada de 0-10 cm.

Pela análise da Figura 25, observa-se que a densidade do solo na camada de 0-10 cm apresenta estrutura de dependência espacial pelos métodos de estimação da função semivariância New1 e New2.

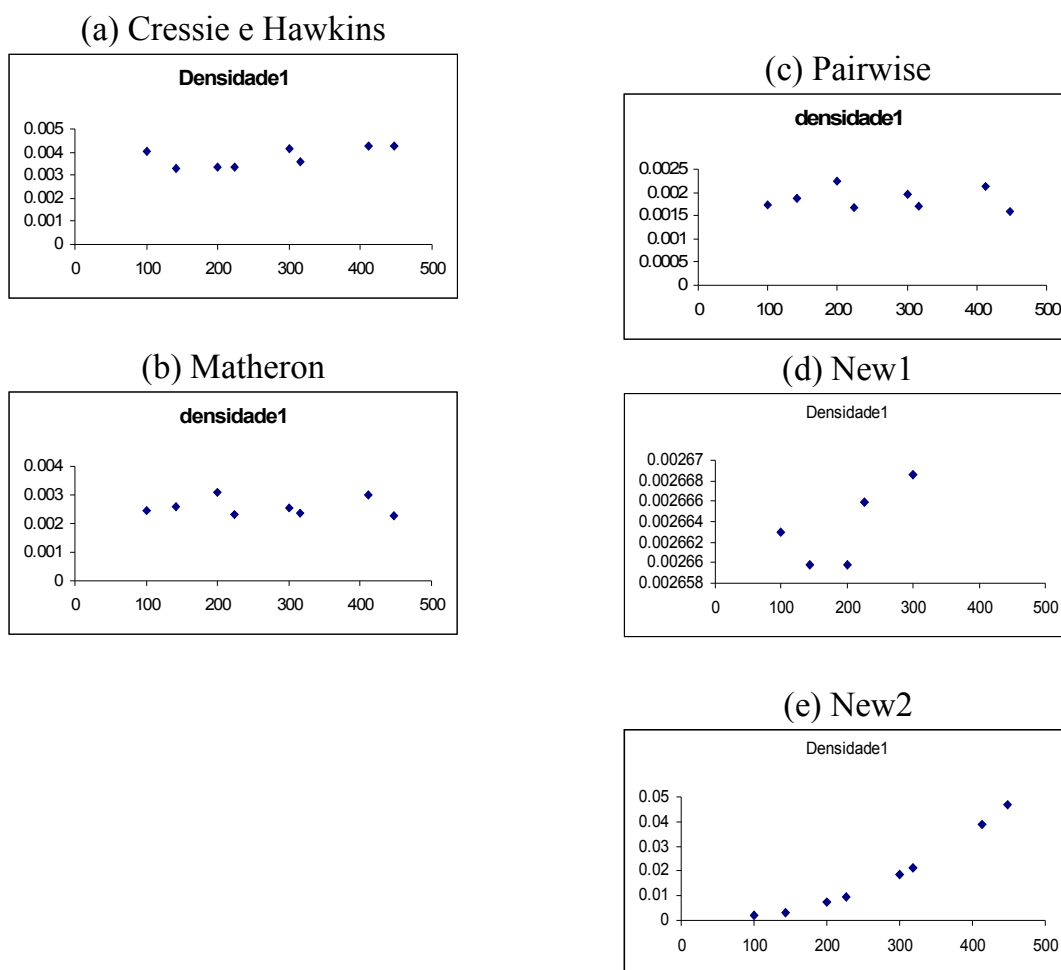


Figura 25 - Semivariogramas da variável densidade do solo de 0-10 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.

A Tabela 14 apresenta os modelos e os parâmetros do semivariograma para a densidade do solo de 0-10 cm e o valor do coeficiente de efeito pepita relativo.

Tabela 14 - Parâmetros do Semivariograma para a Densidade de 0-10 cm

	CRESSIE E HAWKINS	MATHERON	NEW1	NEW2	PAIRWISE
Modelo	epp	epp	gaussiano	potência	epp
C0	0,029	0,002579	0,0027	0,0001	0,000976
C1	-	-	0,0028	$b = 8 \times 10^{-6}$	-
<i>a</i>	-	-	300	$a = 1,99$	-
Coefficiente de efeito pepita relativo (ϵ)	1	1	0,49	-	1

Nota: epp – efeito pepita puro.

Segundo o Estimador New1, os dados apresentam estrutura de dependência espacial moderada que atende ao modelo gaussiano. Foi utilizado um *cutoff* de 25%. Assim, em um raio de 300 m, os dados são relacionados espacialmente. Pelo método de estimação New2 a estrutura de dependência espacial apresentada pela densidade do solo de 0-10 cm atende ao modelo de potência sem patamar.

Na Figura 26 apresenta-se o mapa temático da densidade do solo na profundidade de 0-10 cm.

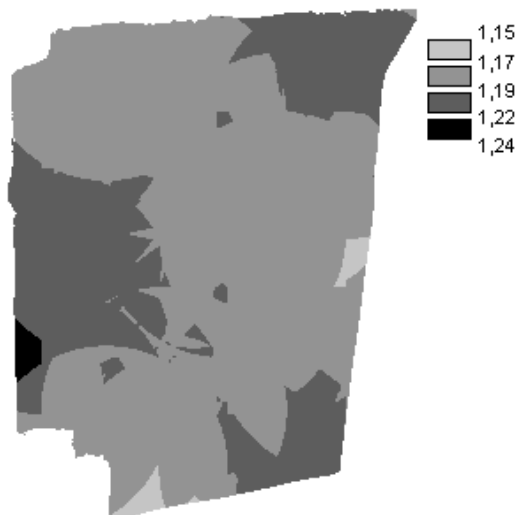


Figura 26 - Mapa temático da densidade do solo na profundidade de 0-10 cm pelo Estimador New1.

Os semivariogramas da densidade do solo na profundidade de 10-20 cm, são apresentados na Figura 27.

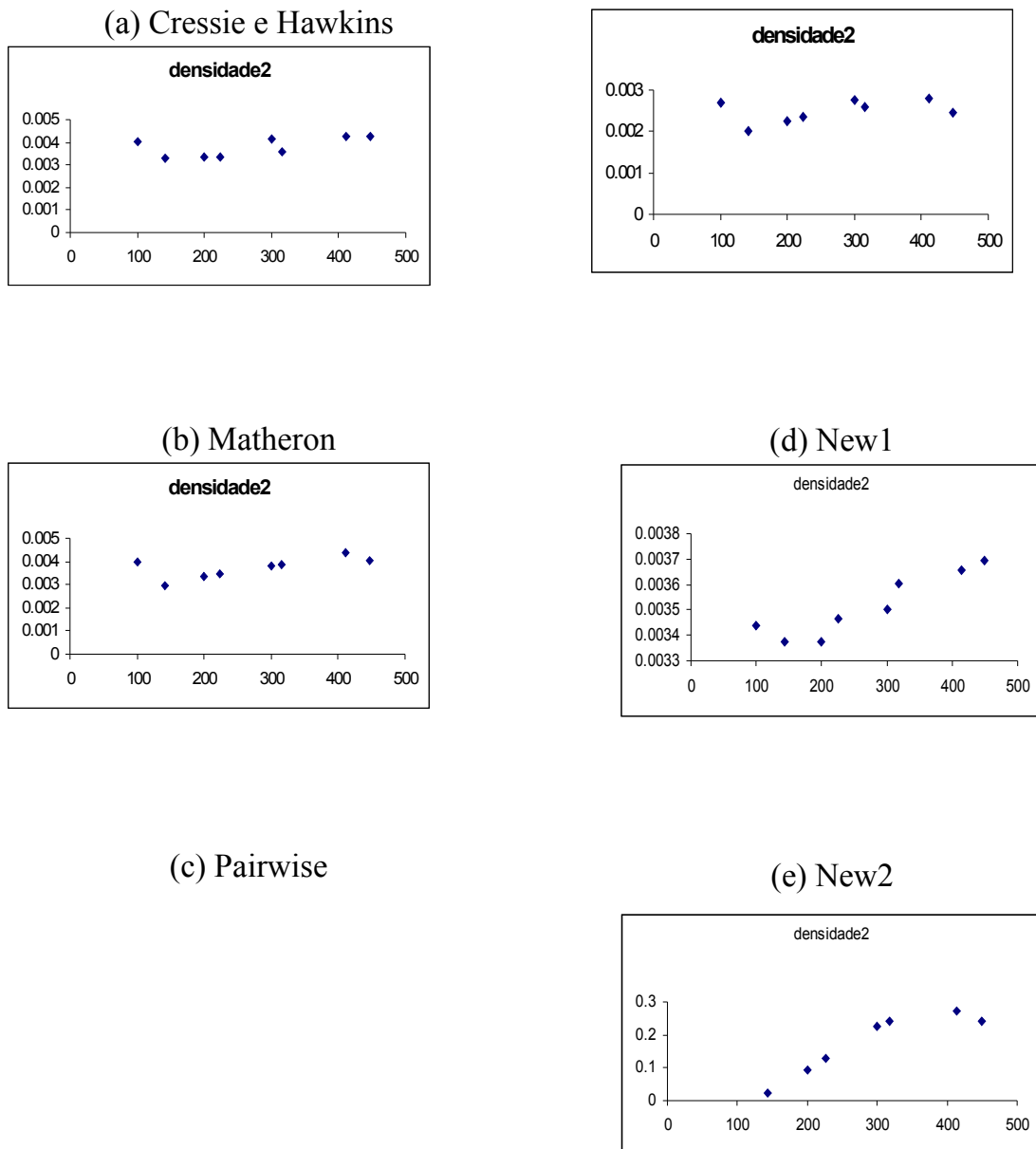


Figura 27 - Semivariogramas da densidade do solo na profundidade de 10-20 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.

Segundo o Estimador New1, a densidade do solo na camada de 10-20 cm apresenta estrutura de dependência espacial, do tipo gaussiano. Já pelo Estimador New2 a estrutura atende ao modelo esférico.

A Tabela 15 apresenta os modelos e os parâmetros ajustados pelos estimadores para a densidade do solo de 10-20 cm e o valor do coeficiente de efeito pepita relativo.

Tabela 15 - Parâmetros do Semivariograma para a Densidade de 10-20 cm

	CRESSIE E HAWKINS	MATHERON	NEW1	NEW2	PAIRWISE
Modelo	epp	epp	gaussiano	esférico	epp
C0	0,029	0,0037	0,0035	0,001	0,002475
C1	-	-	0,0002	0,207	-
<i>a</i>	-	-	400	310	-
Coefficiente de efeito pepita relativo (ε)	1	1	0,95	0,005	1

Nota: epp – efeito pepita puro.

Pelo Estimador New1, a variável apresenta dependência espacial fraca, segundo o coeficiente de efeito pepita relativo ($\varepsilon = 0,95$) e raio de dependência espacial de 400 m. Segundo o Estimador New2, há estrutura de dependência espacial forte ($\varepsilon = 0,005$) que atende ao modelo esférico com patamar atingido aos 310 m.

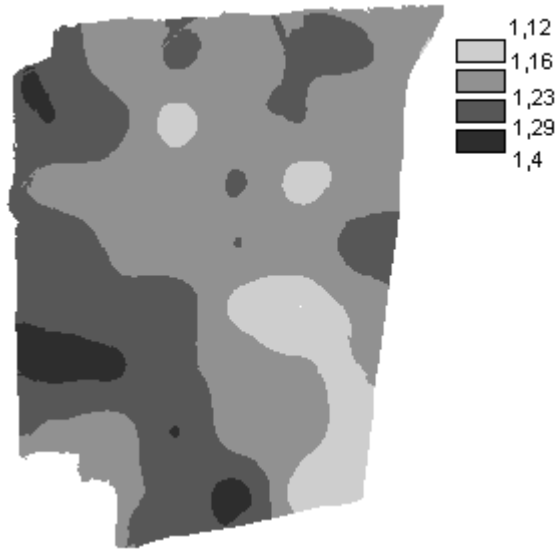
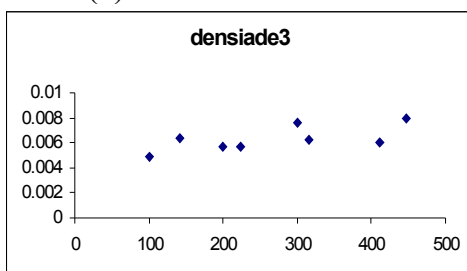


Figura 28 - Mapa temático da densidade do solo 10-20 cm pelo Estimador New2.

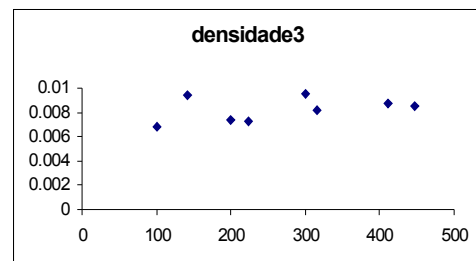
A Figura 28, acima, apresenta o mapa temático da variável densidade do solo na profundidade de 10-20 cm.

Na Figura 29 são apresentados os semivariogramas da densidade do solo na profundidade de 20-30 cm.

(a) Cressie e Hawkins



(b) Matheron



(c) Pairwise

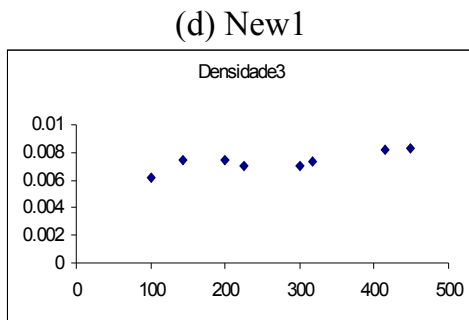
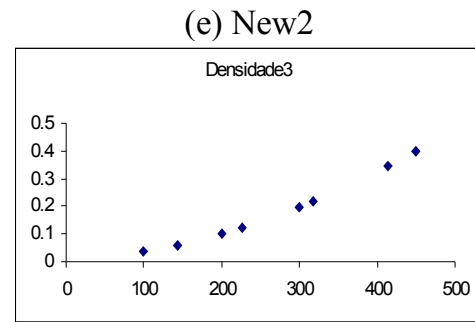
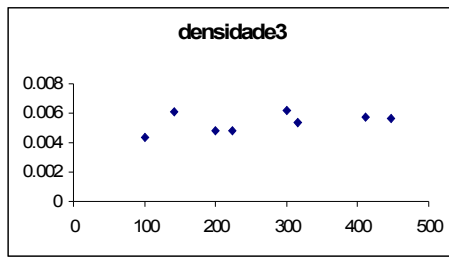


Figura 29 - Semivariogramas da densidade do solo na profundidade de 20-30 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.

A densidade na camada de 20-30 cm apresenta estrutura de dependência espacial do tipo exponencial, pelo Estimador New2. Pelos demais estimadores, essa variável apresenta efeito pepita puro. A Tabela 16 apresenta os parâmetros do semivariograma para esta variável e o coeficiente de efeito pepita relativo.

Tabela 16 - Parâmetros do Semivariograma para a Densidade de 20-30 cm

	CRESSIE E HAWKINS	MATHERON	NEW1	NEW2	PAIRWISE
Modelo	epp	epp	epp	exponencial	epp

C0	0,05768	0,0086	0,002	0,0005	0.004
C1	-	-	-	0,39	-
<i>a</i>	-	-	-	435	-
Coefficiente de efeito pepita relativo (ϵ)	1	1	1	0,00128	1

Nota: epp – efeito pepita puro.

Verifica-se, pelo coeficiente de efeito pepita relativo ($\epsilon = 0,00128$) que, segundo o Estimador New2, a densidade do solo de 20-30 cm apresenta dependência espacial forte com raio de dependência de 435 m. O mapa temático dessa variável é apresentado na Figura 30.

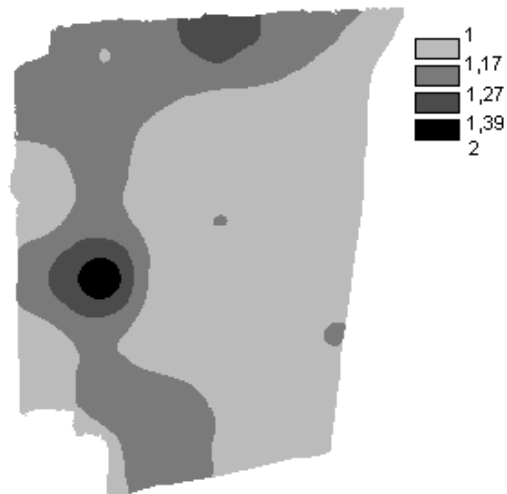
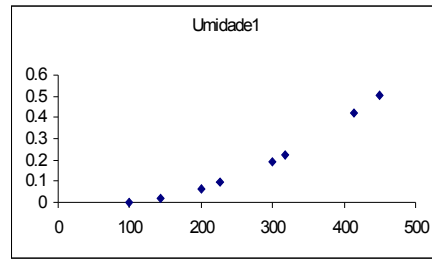
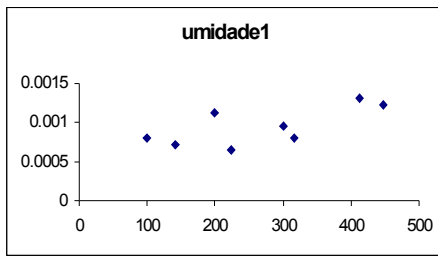


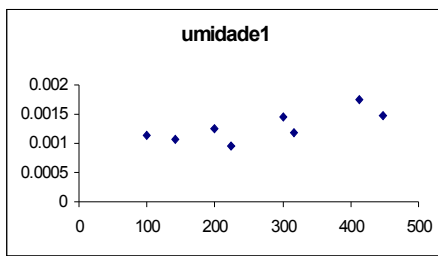
Figura 30 - Mapa temático da densidade do solo na camada de 20-30 cm pelo Estimador New2.

A Figura 31 apresenta os semivariogramas da umidade volumétrica na camada de 0-10 cm, segundo os cinco estimadores de semivariância em estudo.

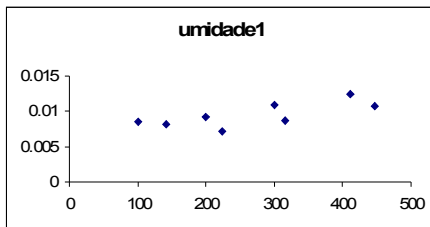
(a) Cressie e Hawkins



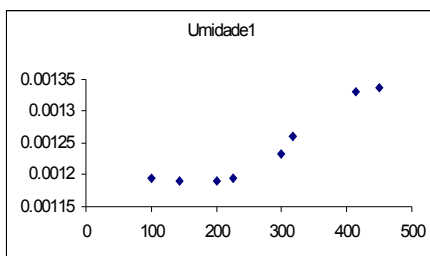
(b) Matheron



(c) Pairwise



(d) New1



(e) New2

Figura 31 - Semivariogramas da umidade volumétrica de 0-10 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.

Observa-se na Figura 31 que a umidade volumétrica na profundidade de 0-10 cm apresenta estrutura de dependência espacial que atende ao modelo gaussiano pelo Estimador New1 e segundo o Estimador New2 a variável não apresenta patamar, ou seja, à medida que a distância h aumenta, o valor da semivariância é maior e se comporta segundo um modelo de potência sem patamar.

A Tabela 17 apresenta os valores dos parâmetros estimados pelo método WLS2.

Tabela 17- Parâmetros do semivariograma para a umidade de 0-10 cm

	CRESSIE E HAWKINS	MATHERON	NEW1	NEW2	PAIRWISE
Modelo	epp	epp	gaussiano	potência	epp
C0	0,01036	0,001	0,0012	0,0012	0,002601
C1	-	-	0,0002	$b = 3 \times 10^{-6}$	-
<i>a</i>	-	-	300	<i>a</i> = 1,99	-
Coefficiente de efeito pepita relativo (ϵ)	1	1	0,8571	-	1

Nota: epp – efeito pepita puro.

O coeficiente de efeito pepita relativo ($\epsilon = 0,8571$) mostra que a umidade volumétrica na profundidade de 0-10 cm apresenta estrutura de dependência espacial fraca de modelo gaussiano, segundo o Estimador New1 com raio de dependência de 300 m. A estrutura de dependência apresentada pelo Estimador New2 é de potência sem patamar. Pelos demais estimadores, essa variável não apresenta estrutura de dependência espacial. A Figura 32 representa o mapa temático para esta variável segundo o Estimador New1.

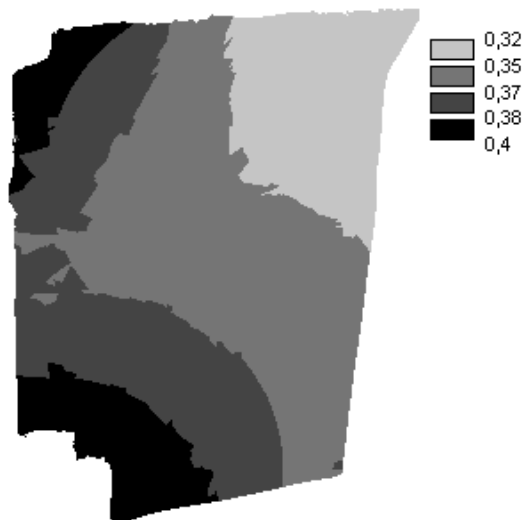
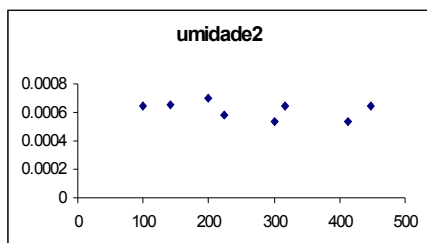


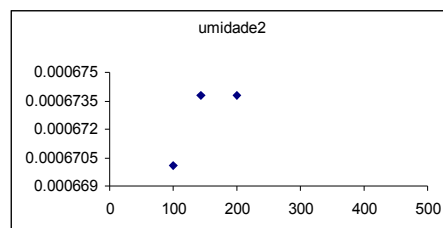
Figura 32 - Mapa temático da umidade volumétrica de 0-10 cm pelo Estimador New1.

A Figura 33 apresenta os semivariogramas da umidade volumétrica na profundidade de 10-20 cm, segundo os estimadores de semivariância em estudo.

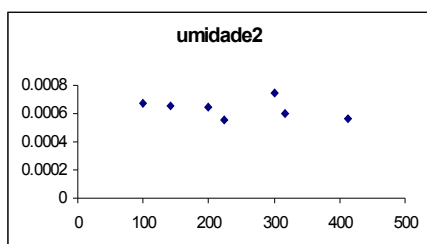
(a) Cressie e Hawkins



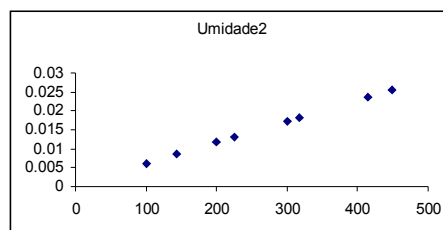
(d) New1



(b) Matheron



(e) New2



(c) Pairwise

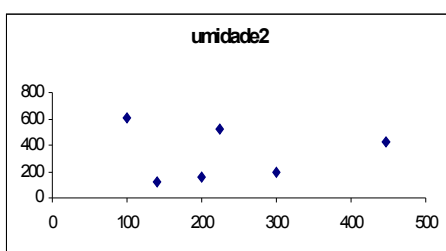


Figura 33 - Semivariogramas da umidade volumétrica de 10-20 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.

A Tabela 18 apresenta os valores dos parâmetros dos semivariogramas e o coeficiente de efeito pepita para essa variável. Segundo o Estimador New1, a unidade volumétrica de 10-20 cm apresenta estrutura de dependência espacial fraca ($\varepsilon = 0,96$), de modelo esférico e pelo Estimador New2 a estrutura é do tipo linear sem patamar.

Tabela 18 - Parâmetros do semivariograma para a unidade de 10-20 cm

	CRESSIE E HAWKINS	MATHERON	NEW1	NEW2	PAIRWISE
Modelo	epp	epp	esférico	linear sem patamar	epp
C0	0,00665	0,0007	0,000600	0,0005	334,67
C1	-	-	0,000025	$b = 6 \times 10^{-5}$	-
<i>a</i>	-	-	165	$a = 1$	-
Coefficiente de efeito pepita relativo (ε)	1	1	0,96	-	1

Nota: epp – efeito pepita puro.

Na Figura 34 é apresentado o mapa de temático desta variável.

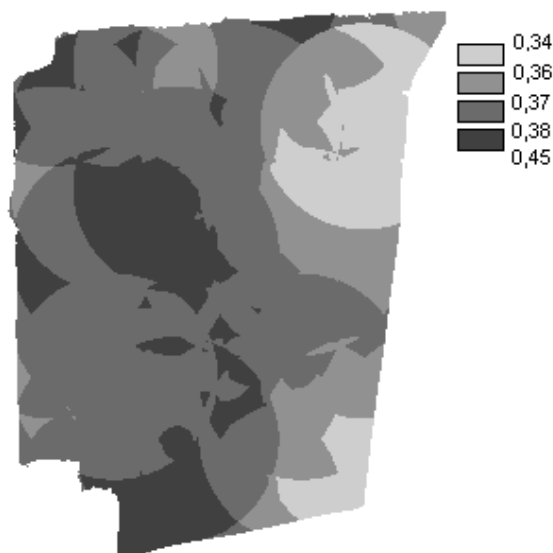
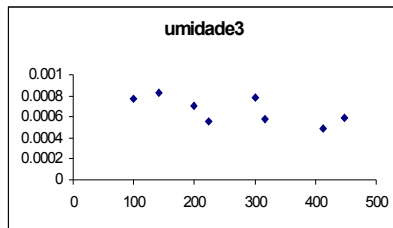


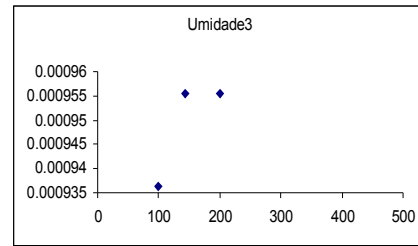
Figura 34 - Mapa temático da umidade volumétrica de 10-20 cm pelo Estimador New1.

A Figura 35 apresenta os semivariogramas da variável umidade volumétrica na profundidade de 20-30 cm segundo os cinco estimadores.

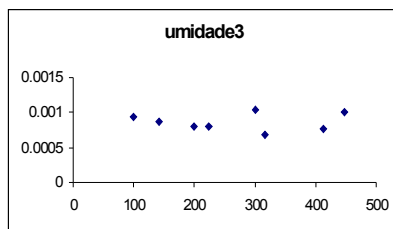
(a) Cressie e Hawkins



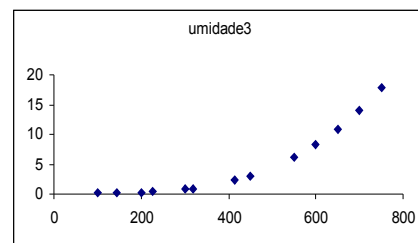
(d) New1



(b) Matheron



(e) New2



(c) Pairwise

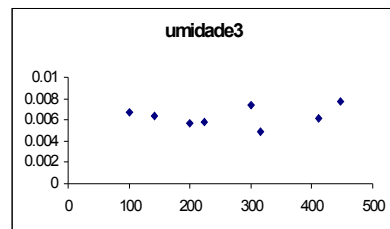


Figura 35 - Semivariogramas da umidade volumétrica de 20-30 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.

A Tabela 19 apresenta os valores dos parâmetros dos semivariogramas e o coeficiente de efeito pepita para a umidade volumétrica de 20-30 cm.

Tabela 19 - Parâmetros do semivariograma para a umidade de 20-30 cm

	CRESSIE E HAWKINS	MATHERON	NEW1	NEW2	PAIRWISE
Modelo	epp	epp	esférico	Potência	epp
C0	0,00757	0,000908	0,00001	0,0000100	0,0062
C1	-	-	0,00088	$b = 0,00006$	-
a	-	-	150	$a = 1,99$	-
Coefficiente de efeito pepita relativo (ε)	1	1	0,011	-	1

Nota: epp – efeito pepita puro.

Segundo o Estimador New2, a variável umidade volumétrica de 20-30 cm apresenta estrutura de dependência espacial de modelo sem patamar de potência. Para construir o semivariograma dessa variável, segundo o Estimador New1, foi utilizado um *cutoff* de 16%. Observa-se uma estrutura de dependência espacial forte de acordo com o modelo esférico e alcance de 150 m, por esse estimador.

O mapa temático para a variável umidade volumétrica de 20-30 cm é apresentado na Figura 36.

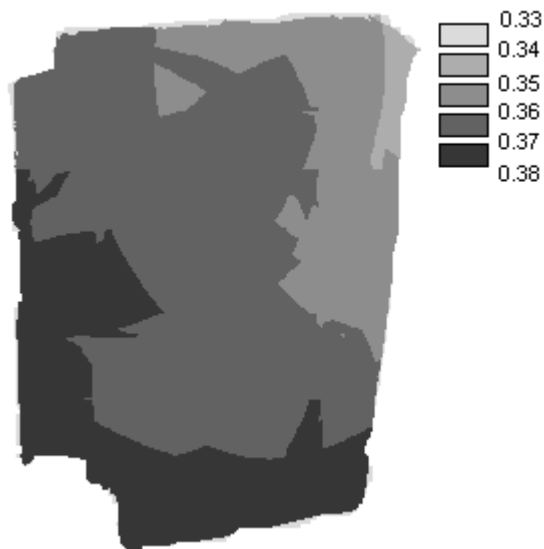
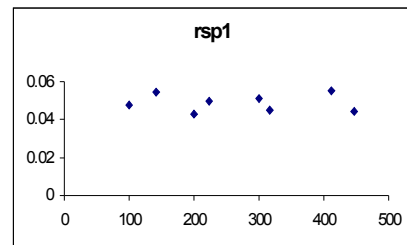
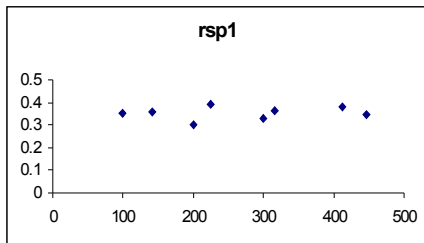


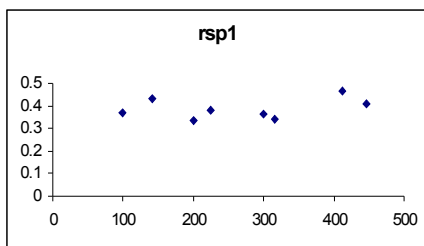
Figura 36 - Mapa temático da umidade volumétrica de 20-30 cm pelo Estimador New1.

A Figura 37 apresenta os semivariogramas da variável RSP na profundidade de 0-10 cm, segundo os cinco estimadores em estudo. A RSP na camada de 0-10 cm apresenta estrutura de dependência espacial da forma exponencial pelo Estimador New2. Segundo os demais estimadores, essa variável apresenta efeito pepita puro.

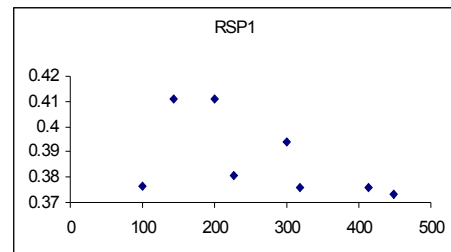
(a) Cressie e Hawkins



(b) Matheron



(d) New1



(c) Pairwise

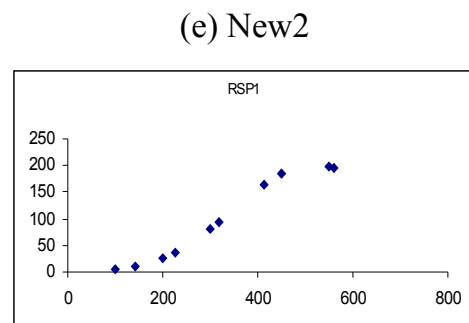


Figura 37 - Semivariogramas da RSP na camada de 0-10 cm segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.

A Tabela 20 apresenta os valores dos parâmetros dos semivariogramas e o coeficiente de efeito pepita para a RSP de 0-10 cm.

Tabela 20 - Parâmetros do semivariograma para a RSP de 0-10 cm

	CRESSIE E HAWKINS	MATHERON	NEW1	NEW2	PAIRWI SE
Modelo	epp	epp	epp	esférico	epp
C0	0,3465	0,3842	0,38	0,00001	0,0488
C1	-	-	-	150	-
<i>a</i>	-	-	-	550	-
Coeficiente de efeito pepita relativo (ϵ)	1	1	1	0,000000007	1

Nota: epp – efeito pepita puro.

A RSP na camada de 0-10 cm apresenta estrutura de dependência espacial forte ($\epsilon \cong 0$) de modelo esférico, segundo o Estimador New2.

A Figura 38 apresenta o mapa temático para essa variável segundo o Estimador New2.

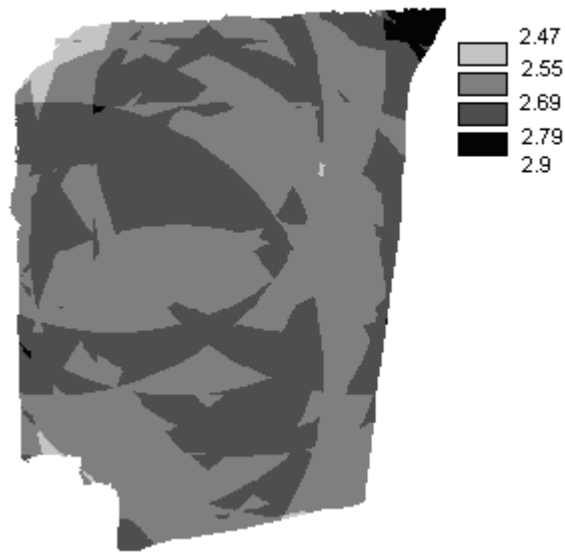
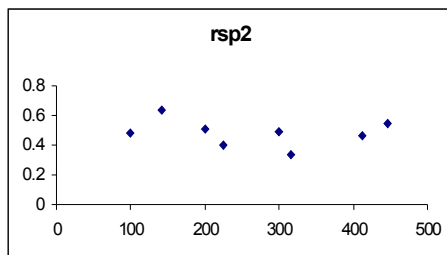


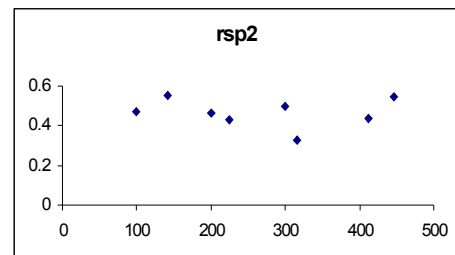
Figura 38 Mapa temático da RSP de 0-10 cm pelo Estimador New2.

A Figura 39 apresenta os semivariogramas da RSP na profundidade de 10-20 cm pelos cinco estimadores de semivariância. Observa-se nessa figura que a RSP na camada de 10-20 cm apresenta estrutura de dependência espacial segundo os estimadores New1 e New2.

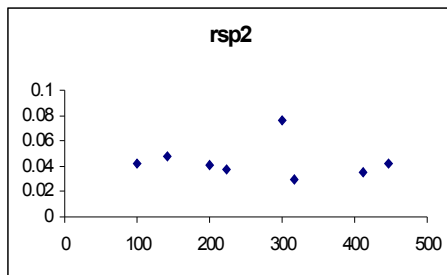
a) Cressie e Hawkins



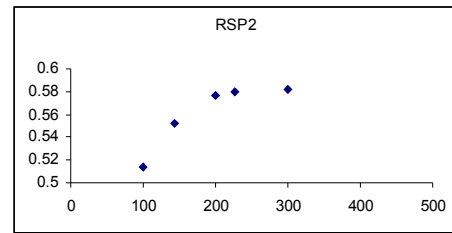
(b) Matheron



(c) Pairwise



(e) New2



(d) New1

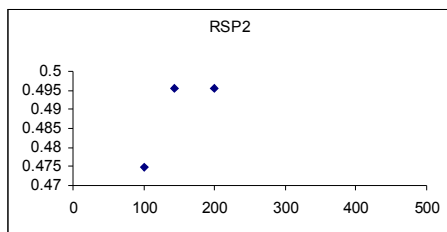


Figura 39 - Semivariogramas da RSP na camada de 10-20 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.

A Tabela 21 apresenta os parâmetros do semivariograma e o valor do coeficiente de efeito pepita relativo para a RSP na camada de 10-20 cm.

Tabela 21 - Parâmetros do semivariograma para a RSP de 10-20 cm

	CRESSIE E HAWKINS	MATHERON	NEW1	NEW2	PAIRWISE
Modelo	epp	epp	esférico	esférico	epp
C0	0,4887	0,4699	0,47	0,5	0,0364
C1	-	-	0,002	0,08	-
<i>a</i>	-	-	150	200	-
Coefficiente de efeito pepita relativo (ε)	1	1	0,95	0,86	1

Nota: epp – efeito pepita puro.

A variável RSP na profundidade de 10-20 cm apresentou estrutura de dependência espacial fraca ($\varepsilon = 0,95$) pelo Estimador New1, que atende ao modelo esférico, com um *cutoof* de 16% e, segundo o Estimador New2, uma estrutura de dependência espacial fraca ($\varepsilon = 0,86$) de modelo esférico com alcance de 200 m, com *cutoff* de 24%. A Figura 40 apresenta o mapa temático para essa variável.

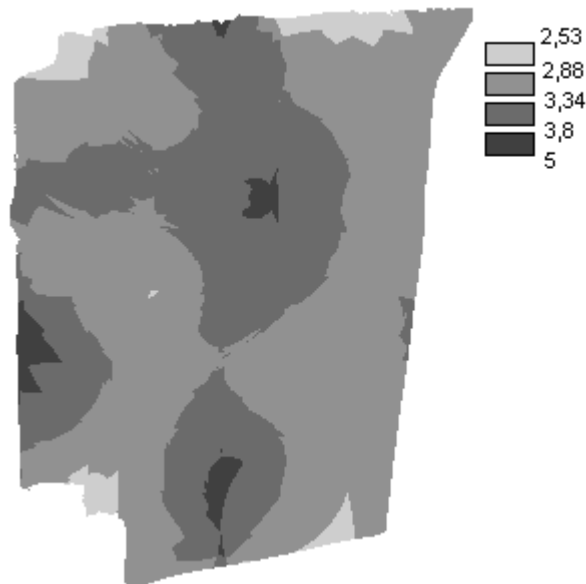


Figura 40 - Mapa temático da RSP na profundidade de 10-20 cm de acordo com o Estimador New2.

A área no centro da Figura 40 representa um local de alta densidade do solo nessa profundidade e pode-se comparar com a Figura 34, em que, no mesmo local, para essa camada a umidade volumétrica é baixa.

A Figura 41 apresenta os semivariogramas da variável RSP na profundidade de 20-30 cm, segundo os estimadores em estudo.

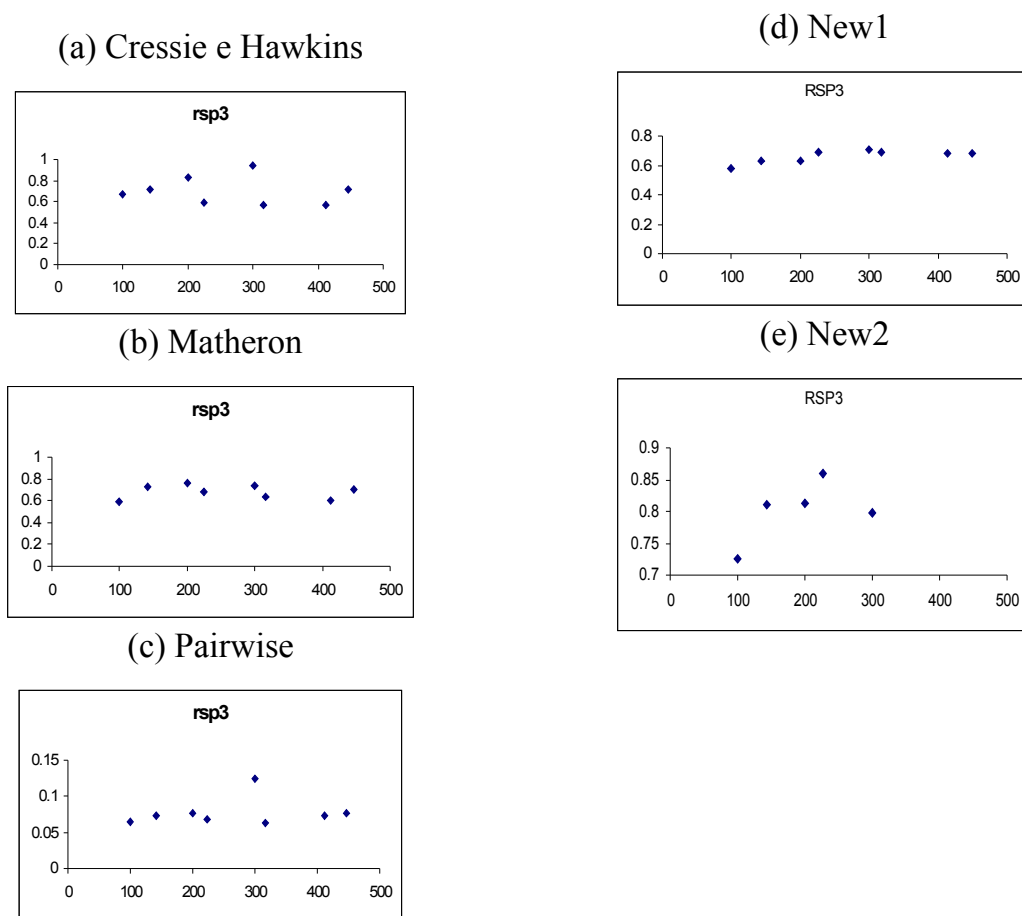


Figura 41 - Semivariogramas da RSP na camada de 20-30 cm, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise, New1 e New2.

A Tabela 22 apresenta os parâmetros do semivariograma e o valor do coeficiente de efeito pepita para essa variável.

Tabela 22 - Parâmetros do semivariograma para a RSP de 20-30 cm

	CRESSIE E HAWKINS	MATHERON	NEW1	NEW2	PAIRWISE
Modelo	epp	epp	epp	esférico	epp
C0	0,7199	0,6815	0,6783	0,00001	0,0754
C1	-	-	-	0,85	-
<i>a</i>	-	-	-	300	-
Coefficiente de efeito pepita relativo (ϵ)	1	1	1	0,000012	1

Nota: epp – efeito pepita puro.

A variável RSP na camada de 20-30 cm não apresenta dependência espacial, somente efeito pepita puro, segundo os estimadores Matheron, Cressie e Hawkins, Pairwise e New1. Pelo Estimador New2, em que foi utilizado um *cutoff* de 30%, os dados apresentam dependência espacial forte ($\epsilon = 0,000012$) num raio de 300 m, segundo o modelo esférico. A Figura 42 apresenta o mapa temático dessa variável.

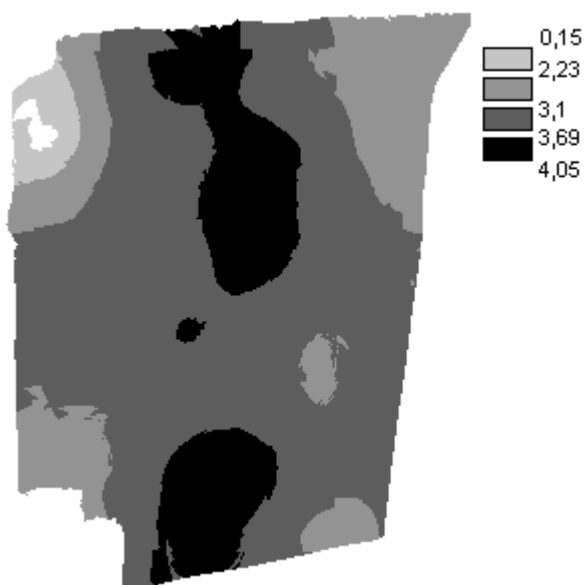


Figura 42 - Mapa temático da RSP de 20-30 cm pelo Estimador New2.

Comparando-se os mapas apresentados nas Figuras 24 e 28 e em seguida os mapas das Figuras 24 e 30, observa-se que os pontos nos quais a densidade do solo de 10-20 cm é menor há maior produtividade da soja. Da mesma forma, observa-se que uma baixa densidade do solo na profundidade de 20-30 cm gera alta produtividade da soja nessa mesma profundidade.

Comparando os mapas das Figuras 24 e 32, 24 e 36 observa-se que quanto maior a umidade maior a produtividade. Assim, uma alta umidade volumétrica repercute no aumento da produtividade da soja.

4.5 CORRELAÇÃO ESPACIAL

Pela análise dos semivariogramas cruzados da produtividade com as variáveis em estudo, apresentados no Apêndice H, os dados não apresentam correlação espacial. As variáveis não apresentam correlação espacial entre si, pela análise dos gráficos apresentados no Apêndice I, Por essas razões, fez-se um estudo da correlação clássica entre as variáveis, o que é apresentado na Seção 4.6. O Apêndice J apresenta os resultados da estatística espacial dos dados.

4.6 ESTUDO DAS CORRELAÇÕES CLÁSSICAS DOS ATRIBUTOS FÍSICOS DO SOLO E PRODUTIVIDADE DA SOJA

Esta Seção apresenta o estudo das correlações dos atributos físicos do solo e da produtividade da soja pelos coeficientes de correlação linear simples de Pearson e de correlação de dados não-paramétricos de Spearman e τ de Kendall. A Tabela 23 apresenta a matriz de correlação linear de Pearson e testes de significância.

Tabela 23 - Matriz de correlação linear de Pearson

		PS	Ds	Ds	Ds	Uv	Uv	Uv	RSP	RSP	RSP
			0-10	10-20	20-30	0-10	10-20	20-30	0-10	10-20	20-30
PS	Pearson	1,000									
	p-valor	-									
	n	48									
Ds 0-10	Pearson	0,045	1,000								
	p-valor	0,762	-								
	n	48	48								
Ds 10-20	Pearson	0,058	0,091	1,000							
	p-valor	0,695	0,539	-							
	n	48	48	48							
Ds 20-30	Pearson	0,215	0,159	0,232	1,000						
	p-valor	0,146	0,287	0,117	-						
	n	47	47	47	47						
Uv 0-10	Pearson	0,147	-0,200	0,037	0,191	1,000					
	p-valor	0,318	0,173	0,805	0,199	-					
	n	48	48	48	47	48					
Uv 10-20	Pearson	0,269	-0,233	0,280	0,177	0,125	1,000				
	p-valor	0,064	0,110	0,054	0,235	0,399	-				
	n	48	48	48	47	48	48				
Uv 20-30	Pearson	0,396*	0,099	0,055	0,351*	0,115	0,525*	1,000			
	p-valor	0,006	0,506	0,715	0,016	0,443	0,000	-			
	n	47	47	47	47	47	47	47			
RSP 0-10	Pearson	-0,267	0,193	0,438*	-0,246	-0,109	-0,326*	-0,288	1,000		
	p-valor	0,073	0,200	0,002	0,103	0,471	0,027	0,055	-		
	n	46	46	46	45	46	46	45	46		
RSP 10-20	Pearson	-0,425*	-0,048	0,360*	-0,096	-0,049	-0,157	-0,399*	0,631*	1,000	
	p-valor	0,003	0,750	0,014	0,531	0,746	0,298	0,007	0,000	-	
	n	46	46	46	45	46	46	45	46	46	
RSP 20-30	Pearson	-0,176	-0,170	0,162	0,133	0,024	-0,001	-0,352*	-0,011	0,643*	1,000
	p-valor	0,246	0,264	0,288	0,390	0,875	0,996	0,019	0,944	0,000	-
	n	45	45	45	44	45	45	44	45	45	45

Nota: * Correlação significativa ao nível de 5% de probabilidade; n: número de dados. Ds.: Densidade do Solo; Uv: Umidade Volumétrica; RSP: Resistência do Solo à Penetração; PS: Produtividade da soja.

Pela análise da Tabela 23 observa-se que a Produtividade da Soja e a variável umidade volumétrica na profundidade de 20-30 cm estão correlacionadas diretamente, porém a produtividade está correlacionada inversamente com a RSP na camada de 10-20 cm, assim, um aumento na RSP

nessa camada repercute numa menor produtividade, já um aumento na umidade volumétrica gera um aumento na produtividade. Esses resultados haviam sido alertados por LETEY (1985) quando afirma que uma alta RSP afeta a produtividade vegetal.

Observa-se ainda que a umidade volumétrica na camada de 20-30 cm correlaciona-se diretamente com a densidade do solo nessa mesma profundidade e com a umidade volumétrica na camada de 10-20 cm. Um aumento na RSP na profundidade de 10-20 cm causa aumento da RSP nas demais profundidades. A densidade do solo de 20-30 cm está correlacionada diretamente com a umidade volumétrica nessa mesma profundidade. Esses resultados são compatíveis com os encontrados por MARIA, CASTRO e DIAS (1999).

Ainda, segundo a Tabela 24, são correlacionadas inversamente a umidade volumétrica na camada de 10-20 cm com a RSP na profundidade de 0-10 cm e a umidade volumétrica de 20-30 cm com a RSP nas camadas de 10-20 e 20-30 cm. A densidade do solo na camada de 10-20 cm está correlacionada diretamente com a RSP nas profundidades de 0-10 e 10-20 cm. SECCO et al. (2004) encontraram resultados semelhantes ao trabalharem com dados não georreferenciados.

Na Tabela 24 apresentam-se as correlações não-paramétricas de Spearman e seus respectivos testes de significância.

Tabela 24 - Matriz de correlação não-paramétrica de Spearman

		PS	Ds 0-10	Ds 10-20	Ds 20-30	Uv 0-10	Uv 10-20	Uv 20-30	RSP 0-10	RSP 10-20	RSP 20-30
PS	Spearman	1,000									
	p-valor	-									
	n	48									
Ds 0-10	Spearman	0,160	1,000								
	p-valor	0,278	-								
	n	48	48								
Ds 10-20	Spearman	-0,064	0,092	1,000							
	p-valor	0,667	0,532	-							
	n	48	48	48							
Ds 20-30	Spearman	0,146	0,150	0,294*	1,000						
	p-valor	0,326	0,313	0,045	-						
	n	47	47	47	47						
Uv 0-10	Spearman	0,200	0,128	0,059	0,133	1,000					
	p-valor	0,173	0,385	0,692	0,372	-					
	n	48	48	48	47	48					
Uv 10-20	Spearman	0,124	-0,180	0,261	0,135	0,135	1,000				
	p-valor	0,401	0,222	0,073	0,364	0,361	-				
	n	48	48	48	47	48	48				
Uv 20-30	Spearman	-0,038	0,062	-0,094	0,206	0,072	0,522*	1,000			
	p-valor	0,802	0,677	0,528	0,166	0,630	0,000	-			
	n	47	47	47	47	47	47	47			
RSP 0-10	Spearman	-0,262	0,094	0,350*	-0,266	-0,226	-0,33*	-0,324*	1,000		
	p-valor	0,078	0,533	0,017	0,077	0,131	0,024	0,030	-		
	n	46	46	46	45	46	46	45	46		
RSP 10-20	Spearman	-0,376*	-0,077	0,355*	-0,065	-0,232	-0,247	-0,37*	0,646*	1,000	
	p-valor	0,010	0,611	0,015	0,671	0,121	0,097	0,012	0,000	-	
	n	46	46	46	45	46	46	45	46	46	
RSP 20-30	Spearman	-0,099	-0,153	0,241	0,144	-0,151	-0,129	-0,40*	0,243	0,713*	1,000
	p-valor	0,518	0,316	0,111	0,351	0,321	0,397	0,007	0,107	0,000	-
	n	45	45	45	44	45	45	44	45	45	45

Nota: * Correlação significativa ao nível de 5% de probabilidade; n: número de dados; Ds.: Densidade do Solo; Uv: Umidade Volumétrica RSP: Resistência do Solo à Penetração; PS: Produtividade da soja.

Além das correlações já apresentadas na Tabela 23, observa-se na Tabela 24 correlação direta para a densidade do solo nas profundidades de 10-20 e 20-30 cm, inversamente proporcionais às variáveis umidade volumétrica na camada de 10-20 cm com a RSP de 0-10 cm e a umidade volumétrica de 20-30 cm com a RSP nas três profundidades. Na Tabela 25 apresentam-se os valores da correlação τ de Kendall e seus respectivos testes de significância.

Tabela 25 - Matriz de correlação não-paramétrica de Kendall

		PS	Ds 0-10	Ds 10-20	Ds 20-30	Uv 0-10	Uv 10-20	Uv 20-30	RSP 0-10	RSP 10-20	RSP 20-30
PS	Kendall	1,000									
	p-valor	-									
	N	48									
Ds 0-10	Kendall	0,106	1,000								
	p-valor	0,304	-								
	N	48	48								
Ds 10-20	Kendall	-0,042	0,070	1,000							
	p-valor	0,682	0,502	-							
	N	48	48	48							
Ds 20-30	Kendall	0,105	0,115	0,202	1,000						
	p-valor	0,308	0,276	0,052	-						
	n	47	47	47	47						
Uv 0-10	Kendall	0,151	0,129	0,045	0,098	1,000					
	p-valor	0,148	0,227	0,673	0,358	-					
	n	48	48	48	47	48					
Uv 10-20	Kendall	0,086	-0,137	0,192	0,090	0,101	1,000				
	p-valor	0,412	0,205	0,072	0,402	0,354	-				
	n	48	48	48	47	48	48				
Uv 20-30	Kendall	-0,034	0,046	-0,060	0,152	0,054	0,405*	1,000			
	p-valor	0,752	0,674	0,577	0,157	0,626	0,000	-			
	n	47	47	47	47	47	47	47			
RSP 0-10	Kendall	-0,157	0,053	0,243*	-0,184	-0,163	-0,240*	-0,225*	1,000		
	p-valor	0,125	0,614	0,019	0,079	0,124	0,025	0,037	-		
	n	46	46	46	45	46	46	45	46		
RSP 10-20	Kendall	-0,258*	-0,049	0,249*	-0,040	-0,167	-0,182	-0,262*	0,467*	1,000	
	p-valor	0,012	0,641	0,016	0,702	0,115	0,089	0,016	0,000	-	
	n	46	46	46	45	46	46	45	46	46	
RSP 20-30	Kendall	-0,073	-0,113	0,164	0,091	-0,122	-0,101	-0,285*	0,196	0,558*	1,000
	p-valor	0,481	0,288	0,119	0,389	0,256	0,351	0,009	0,058	0,000	-
	n	45	45	45	44	45	45	44	45	45	45

Nota: * Correlação significativa ao nível de 5% de probabilidade; n: número de dados.
Ds.: Densidade do Solo; Uv: Umidade Volumétrica; RSP: Resistência do Solo à Penetração; PS: Produtividade da soja.

Os resultados do teste apresentados na Tabela 25, não mostram resultados diferentes dos encontrados no teste de correlação não-paramétrica de Spearman e Linear de Pearson.

4.7 ANÁLISES DE REGRESSÃO

A fim de construir um modelo estatístico que possa ser utilizado para estimar a produtividade da soja, foram realizadas análises de regressão múltipla utilizando os atributos físicos em estudo. O modelo de regressão encontrado é dado na equação (42).

$$\begin{aligned} Pr = & - 1,49 - 0,50*Dens(0-10) + 0,91*Dens(10-20) - 0,310*Dens(20-30) \\ & + 4,31*Umd(0-10) - 0,07*Umd(10-20) + 5,03*Umd(20-30) + 0,253*RSP(0-10) - \\ & 0,484*RSP(10-20) + 0,222*RSP(20-30) \end{aligned} \quad (42)$$

Na Tabela 26 apresentam-se os testes de significância dos parâmetros do modelo de regressão múltipla.

Tabela 26 - Resultado da análise de regressão da produtividade da soja

Variáveis	Valor dos Coeficientes	D.P.	T	p-valor	Decisão
Constante	-1,491	2,253	-0,66	0,512	ns
Ds (0-10)	-0,495	1,352	-0,37	0,716	ns
Ds (10-20)	0,912	1,289	0,71	0,484	ns
Ds (20-30)	-0,310	0,850	-0,37	0,717	ns
Uv(0-10)	4,308	1,688	2,55	0,015	*
Uv(10-20)	0,069	3,192	-0,02	0,983	ns
Uv(20-30)	5,027	2,789	1,80	0,080	ns
RSP(0-10)	2,253	0,188	1,34	0,188	ns
RSP(10-20)	-0,484	0,203	-2,39	0,022	*
RSP(20-30)	0,222	0,123	1,80	0,080	ns

Nota: D.P.: desvio padrão dos parâmetros estimados; T: Estatística do teste de significância; Se p-valor $\leq 0,05$ * o parâmetro é significativo ao nível de 5% de probabilidade, ns: Não significativo.

O modelo ajustado definido na equação (41) apresenta: Desvio padrão $S = 0,394420$; Coeficiente de Determinação $R^2 = 43,5\%$; e um Coeficiente de determinação corrigida R^2 (ajustado) = 28,5%.

O coeficiente de determinação indica a capacidade do modelo para explicar as condições reais. Assim, esse modelo explica 43,5% do que realmente ocorre entre as variáveis em estudo e a produtividade da soja. Verifica-se que, ao nível de 5% de significância, a variável umidade volumétrica de 0-10 cm afeta a

produtividade positivamente. A RSP na camada de 10-20 cm afeta negativamente a produtividade da soja, logo um aumento na RSP nessa camada causa uma diminuição da produtividade. Foi determinado o melhor ajuste de regressão pelo método Stepwise, tendo como modelo a equação (43).

$$\text{Prod} = 0,913 + 4,49* U_v(0-10) - 0,214*RSP(10-20) \quad (43)$$

A Tabela 27 apresenta os resultados da análise de regressão do novo modelo.

Tabela 27 - Resultado da análise de regressão da produtividade

Variáveis	Valor dos Coeficientes	D.P.	T	p-valor
Constante	0,9126	0,7211	1,27	0,212
U _v (0-10)	4,486	1,56	2,87	0,006*
RSP (10-20)	-0,21375	0,09087	-2,35	0,023*

Nota: D.P.: desvio padrão dos parâmetros estimados; T: Estatística do teste de significância; Se p-valor $\leq 0,05$ * o parâmetro é significativo ao nível de 5% de probabilidade.

O novo modelo ajustado, definido na equação (42), apresenta: Desvio padrão $S = 0,393077$; Coeficiente de Determinação $R^2 = 31,3\%$; e Coeficiente de determinação corrigida R^2 (ajustado) = 28,1%.

Verifica-se, pela análise da Tabela 28, que a produtividade da soja é afetada pelas variáveis umidade volumétrica na profundidade de 0-10 cm e pela RSP na profundidade de 10-20 cm e o modelo dado na equação (42) explica 31,3% da variabilidade da produtividade.

5 CONCLUSÕES

A análise e comparação das funções de semivariância estimada de Matheron, Pairwise, Cressie e Hawkins, New1 e New2, utilizando estruturas de dependência espacial conhecidas, por meio de simulações estocásticas, permite concluir que o Estimador Pairwise apresentou valores com a mesma estrutura gráfica da semivariância simulada, porém com parâmetros diferentes e numa escala menor. Segundo o estudo da simulação, os estimadores mais semelhantes à semivariância simulada foram Matheron, New1 e New2.

A produtividade da soja e as variáveis resistência do solo à penetração – RSP, densidade do solo e umidade volumétrica, nas três profundidades, apresentaram estrutura de dependência espacial em pelo menos um dos estimadores, porém não apresentam correlação espacial entre si, nem com a produtividade.

Com uma grade de 100 x 100 m, pode-se observar que existe fraca dependência espacial, conseqüentemente para trabalhar com essa distância mínima entre os pontos, deve-se utilizar sub-amostras aleatórias retiradas de pontos definidos da grade.

Pelas análises de correlação linear de Pearson, correlação não-paramétrica de Spearman e de Kendall, verifica-se correlação linear diretamente proporcional entre as variáveis: produtividade e umidade volumétrica na profundidade de 20-30 cm; densidade do solo nas profundidades de 10-20 e 20-30 cm; densidade do solo de 10-20 cm com a RSP nessa profundidade e na profundidade de 0-10 cm; densidade do solo e umidade volumétrica na profundidade de 20-30 cm; umidade volumétrica nas camadas de 10-20 e 20-30 cm; RSP de 0-10 e 10-20 cm; RSP nas camadas de 10-20 e 20-30 cm.

Verifica-se também, correlação inversamente proporcional entre as variáveis: produtividade da soja e RSP de 10-20 cm; umidade volumétrica de 10-20 cm e RSP de 0-10 cm; umidade volumétrica na camada de 20-30 cm com a RSP nas três profundidades.

Pela análise de regressão, a RSP na camada de 10-20 cm afeta negativamente a produtividade da soja.

REFERÊNCIAS

ABREU, S. L.; REICHERT, J. M.; SILVA, V. R.; REINERT, D. J.; BLUME, E. Variabilidade espacial de propriedades físico-hídricas do solo, da produtividade e da qualidade de grãos de trigo em argissolo franco arenoso sob plantio direto. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 33, n. 2, p. 275-282, mar-abr, 2003.

ARAÚJO, M. A.; TORMENA, C. A.; SILVA, A. P. Propriedades físicas de um latossolo vermelho distrófico cultivado sob mata nativa. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v. 28, p.337-345, 2004.

CARVALHO, J. R. P.; VIEIRA, S. R.; MARINHO, P. R.; DECHEN, S. C.; MARIA, I. C.; POTT, C. A.; DUFRANC, G. **Avaliação da variabilidade espacial de parâmetros físicos do solo sob plantio direto em São Paulo – Brasil**. Campinas-SP: EMBRAPA. 2001, 4 p. Comunicado Técnico 12.

CARVALHO, M. P.; TAKEDA, E. Y.; FREDDI, O. S. Variabilidade espacial de um solo sob videira em Vitória - Brasil. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v. 27 p. 695-703, 2003.

CLARK, I. **Practical geostatistic**. London: Applied science publishers LTD, 1979, 129 p.

COSTA, F. S.; ALBUQUERQUE, J. A.; BAYER, C.; FONTOURA, S. M. V.; WOBETO, C. Propriedades físicas de um latossolo bruno afetadas pelos sistemas plantio direto e preparo convencional. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v. 27, n. 3, p. 527-535, 2003.

CRESSIE, N.; HAWKINS, D. M. Robust estimation of the variogram, I. v.12, n. 2. **Mathematical Geology**. New York, 1980, p. 115-125.

CRESSIE, N. **Statistics for spatial data**. New York: John Wiley, 1993. 900 p.

DAVID, M. The geoestatistical estimation of porphyry-type deposits and scale factor problems. In: PRIBAM MINING CONGRESS, Praga, 1970. **Proceedings...** Praga: Pribam, 1970. p. 91-109.

EGUCHI, E. S.; SILVA, E. L.; OLIVEIRA, M. S. Variabilidade espacial da condutividade hidráulica do solo saturado e da taxa de infiltração básica determinadas *in situ*. **Ciências Agrotécnicas**. Lavras, MG. Ed. Especial, p. 1607-1613, dez./2003.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos. **Manual de métodos de análise do solo**. Rio de Janeiro: EMBRAPA. 1997, 212 p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Agricultura de precisão para a recomendação de adubação da soja sob plantio direto**. Disponível em: http://www.cnps.embrapa.br/search/pesqs/proj_04/proj_04.html. Acesso em: 29/07/2004.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. **Tecnologias de Produção de Soja – Paraná – 2004**. Londrina: Embrapa Soja, p. 11-30, 2003.

GONÇALVES, A. C. A.; FOLEGATTI, M. V.; MATA, J. D. V. Análises exploratória e geoestatística da variabilidade de propriedades físicas de um argissolo vermelho. **Acta Scientiarum**, Maringá, v. 23, n. 5, p. 1149-1157, 2001.

GUERRA, P. A. G. **Geoestatística operacional**. Brasília: Ministério das Minas e Energia, Departamento Nacional de Produção Mineral, 1988. 150 p.

HAKANSSON, I.; MEDVEDEV, V. W. Protection of soils from mechanical verloading by establishing limits for stresses caused by heavy vehicles. **Soil & Tillage Research**, Adelaide, v. 35, p. 85-97, 1995.

HAKANSSON, I.; VOORHEES, W. B. Soil compaction. In: LAL, R.; BLUM, W. H.; VALENTINE, C.; STEWARD, B. A. (Ed.). **Methods for assessment of soil degradation**. Boca Raton: CRS Press, p.167-179, 1998. (Advances in Soil Science).

HOEL, P. G.; PORT, S. C.; STONE, C. J. **Introduction to stochastic processes**. Boston: Houghton Mifflin Company, 1972. 203 p.

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

JOHANN, J. A.; URIBE-OPAZO, M. A.; SOUZA, E. G.; ROCHA, V. J. Variabilidade espacial dos atributos físicos do solo e da produtividade em um latossolo bruno distrófico da região de Cascavel, PR. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola**. Campina Grande. v. 8, n. 2/3, p. 212-219, 2004.

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, CH. J. **Mining geostatistics**. London: Academic Press, 1978. 600 p.

KAVANAGH, C. R. **Estimação de parâmetros no ajuste de modelos teóricos a semivariogramas experimentais**. Cascavel, PR, 2001. 85 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná.

KERTZMANN, F. F. **Modificações na estrutura e no comportamento de um latossolo roxo provocadas pela compactação**. São Paulo, 1996. 153 f. Tese (Doutorado em Geografia Física) - Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo.

KLEIN, V. A. **Propriedades físico-hídrico-mecânicas de um latossolo roxo, sob diferentes sistemas de uso e manejo**. São Paulo, 1998. 130 f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo.

KRIGE, D. G. A statistical approach to some basic mine evaluation problems on the Witwatersrand. **Journal Chem. Metall. Min. Soc. S. Africa**. Johannesburg, v. 52, p. 119-139, 1951.

LANDIM, P. M. B. **Introdução aos métodos de estimação espacial para confecção de mapas**. Rio Claro: Unesp, 2000. 20 p., Texto Didático 2.

LETEY, J. Relationship between soil physical properties and crop production. **Advances Soil Sciences**, Califórnia, v. 1 p. 277-294, 1985.

LI, D.; LAKE, L. W. A moving window semivariance estimator. **Water Resources Research**, Austin, v. 30, n. 5, p. 1479-1489, 1994.

LIMA, C. A. G.; SILANS, A. P. Variabilidade espacial da infiltração de água no solo. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. Brasília, v. 34, n. 12, p. 2311-2320, dez. 1999.

MARIA, I. C.; CASTRO, O. M.; SOUZA DIAS, H. Atributos Físicos do solo e crescimento radicular de soja em latossolo roxo sob diferentes métodos de preparo do solo. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v. 23, n. 3, p. 703-709, 1999.

MATHERON, G. **Traite de geostatistique appliquée**. 1962. v. 1.

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

MERCANTE, E.; URIBE-OPAZO, M. A.; SOUZA, E. G. Variabilidade espacial e temporal da resistência mecânica do solo à penetração em áreas com e sem manejo químico localizado. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**. Viçosa, v. 27, n. 6, p. 1149-1159, 2003.

OLIVEIRA, F. D. **Mapeamento dos teores de óleo e proteína de grãos de soja e análise de sua correlação com atributos do solo**. Piracicaba, SP, 2003. 132 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo.

OTTONI FILHO, T. B. Uma classificação físico-hídrica dos solos. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v. 27, n. 2, p. 211-22, mar./abr. 2003.

PANNANTIER, Y. **Variowin** - Software for spatial data analysis in 2D. New York: Springer-Verlag, Institute of Mineralogy, University of Lansanne, 1996, 91 p.

PARANÁ. Secretaria de Estado da Agricultura e do Abastecimento. SEAB. Disponível: em: www.pr.gov.br/seab/deral/'SOJANORMAL'!A7, Acesso em: 21/12/2005.

PEDROTTI, A.; PAULETTO, E. A.; CRESTANA, S.; FERREIRA, M. M.; DIAS JUNIOR, M. S.; GOMES, A. S.; TURATTI, A. L. Resistência mecânica do solo à penetração de um latossolo submetido a diferentes sistemas de cultivo. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**. Viçosa, v. 25, p. 521-529, 2001.

PROFFITT, A. P. B.; BENDOTTI, S.; MCGARRY, D. A comparison between continuous and controlled grazing on a red duplex soil. I. Effects on soil physical characteristics. **Soil & Till. Res**, Adelaide, v. 35, p. 199-210, 1995.

RIBEIRO JUNIOR, P. J. **Métodos geoestatísticos no estudo da variabilidade espacial de parâmetros do solo**. Piracicaba, SP, 1995, 99 f. Dissertação (Mestrado em Genética e Melhoramento) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo.

SECCO, D. **Estados de compactação de dois latossolos sob plantio direto e suas implicações no comportamento mecânico e na produtividade de culturas**. Santa Maria, RS, 2003, 108 f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Federal de Santa Maria.

SECCO, D.; REINERT, D. J.; REICHERT, J.M.; DA ROS, C. O. Produtividade de soja e propriedades físicas de um Latossolo submetido a sistemas de manejo e compactação. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v. 28, n. 5, p. 797-804, 2004.

SCHIMANDEIRO, A.; WEIRICH NETO, P. H. Variabilidade espacial de argila e silte conforme diferentes métodos de interpolação e seus padrões de utilização. In: BALASTREIRE, L. A. (org.) **Avanços na agricultura de precisão no Brasil no período de 1999-2001**. Piracicaba. 2002. p. 189-196. 1 CD-ROM.

SILVA, A. P.; LIBARDI, P. L.; VIEIRA, S. R. Variabilidade espacial da resistência à penetração de um latossolo vermelho-escuro ao longo de uma

transeção. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**. Viçosa, MG, v. 13, p. 1-5, 1989.

SILVA E. A. A. **Aplicação de um estimador robusto na análise de variabilidade espacial de um latossolo roxo**. Cascavel, PR, 2000. 109 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná.

SILVA, M. L. N.; CURI, N.; BLANCANEUX, P. Sistemas de manejo e qualidade estrutural de latossolo roxo. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. Brasília, v. 35, p. 2485-2492, 2000.

SILVA, V. R.; REINERT, D. J.; REICHERT, J. M. Densidade do solo, atributos químicos e sistema radicular do milho afetados pelo pastejo e manejo do solo. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**. Viçosa, v. 24, p. 191-199, 2000a.

SILVA, V. R.; REINERT, D. J.; REICHERT, J. M. Resistência mecânica do solo à penetração influenciada pelo tráfego de uma colhedora em dois sistemas de manejo do solo. **Ciência Rural**. Santa Maria, v. 30, p. 795-801, 2000b.

SOUZA, E. G.; JOHANN, J. A.; ROCHA, J. V.; RIBEIRO, S. R. A.; SILVA, M. S.; URIBE-OPAZO, M. A.; MOLIN, J. P.; OLIVEIRA, E. F.; NÓBREGA, L. H. P. Variabilidade espacial dos atributos químicos do solo em um latossolo roxo distrófico na região de Cascavel, PR. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 8, n. 3, p. 80-92, 1999.

SOUZA, Z. M.; MARQUES JUNIOR, J.; PEREIRA, G. T. Variabilidade espacial de atributos físicos do solo em diferentes formas do relevo sob cultivo de cana-de-açúcar. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, Viçosa, v. 28, p. 937-944, 2004.

SOUZA, Z. M.; SILVA, M. L. S.; GUIMARÃES, G. L.; CAMPOS, D. T. S.; CARVALHO, M. P.; PEREIRA, G. T. Variabilidade espacial de atributos físicos em um latossolo vermelho distrófico sob semeadura direta, em Selvíria, MS. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.25, n. 3, p.699-707, 2001.

SRIVASTAVA, R. M.; PARKER, H. M. Robust measures of spatial continuity. In: **Geostatistics**, on the 3rd Geostatistical Congress, Holland: Armstrong, p. 295-308, 1989.

STONE, L. F.; GUIMARÃES, C. M.; MOREIRA, J. A. A. Compactação do solo na cultura do feijoeiro - I: efeitos nas propriedades físico-hídricas do solo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 6, p. 207-212, 2002.

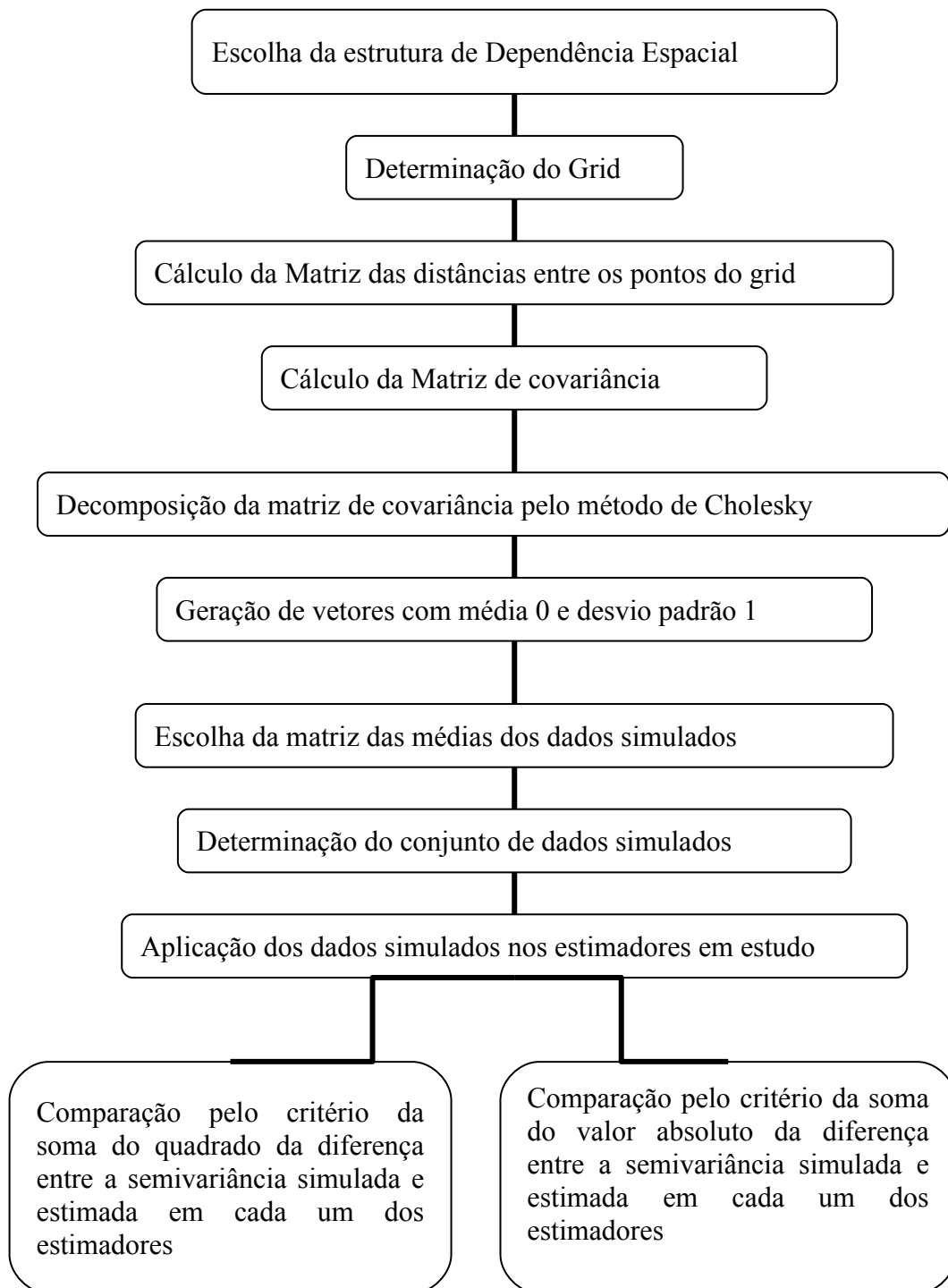
TIEPPO, R. C. **Desenvolvimento de um penetrômetro eletrônico manual**. Cascavel, PR, 2004. 40 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná.

URIBE-OPAZO, M. A.; JOHANN, J. A.; VILAS BOAS, M. A.; BORSSOI, J. A.; LUNKES, C. Métodos de ajuste a semivariogramas experimentais utilizando diferentes grades amostrais na produtividade da soja. **Revista Engenharia na Agricultura**, Viçosa, MG, 2005.

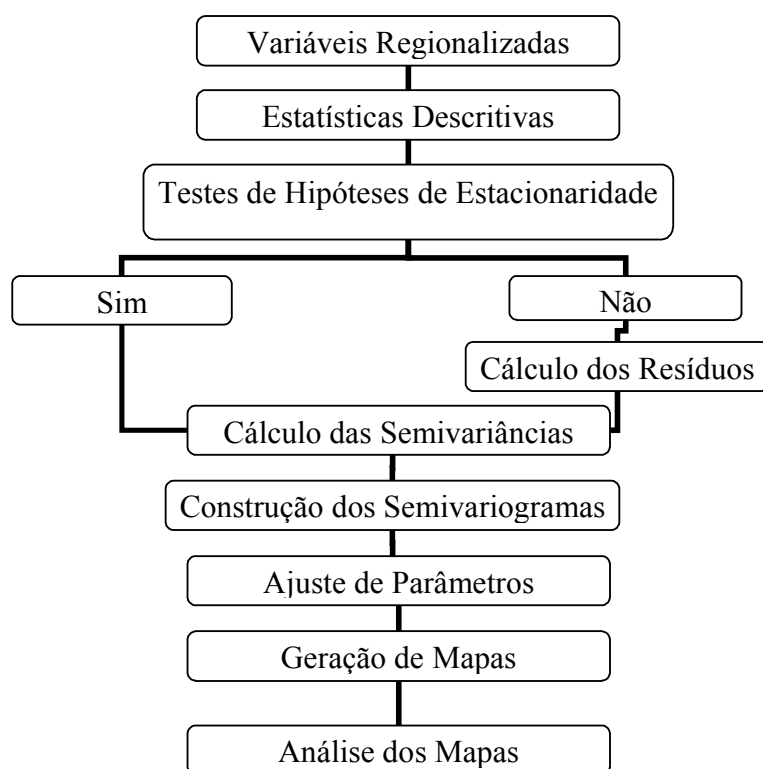
VIEIRA, S. R. **Geoestatística aplicada à agricultura de precisão**. In: SISTEMA DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS – GIS 98. Curitiba, 1998, Curso P, Curitiba: Sagres, 1998, 48 p.

APÊNDICES

APÊNDICE A – ANAGRAMA DOS DADOS SIMULADOS



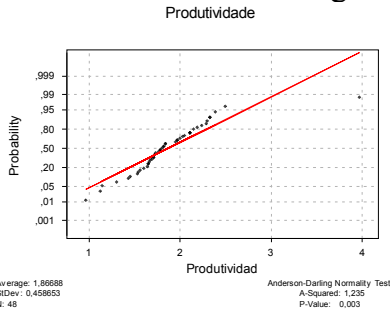
APÊNDICE B – ANAGRAMA DOS DADOS REAIS



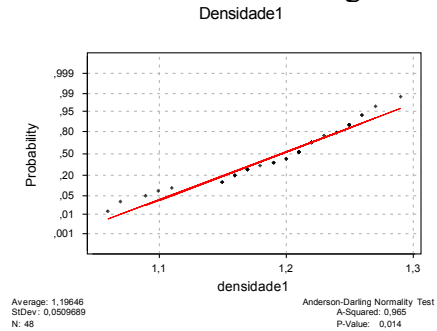
APÊNDICE D – MATRIZ DE COVARIÂNCIA Σ

APÊNDICE E - GRÁFICOS DE NORMALIDADE DOS DADOS

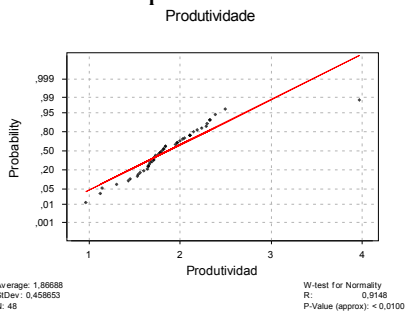
Produtividade Teste de Anderson-Darling



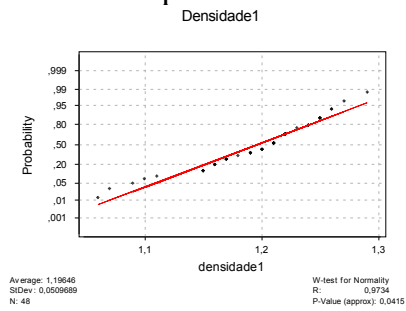
Densidade – profundidade 0-10 cm Teste de Anderson-Darling



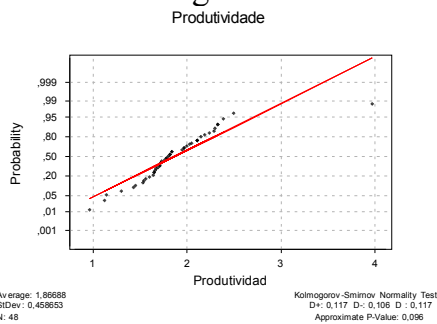
Produtividade Teste de Shapiro-Wilk



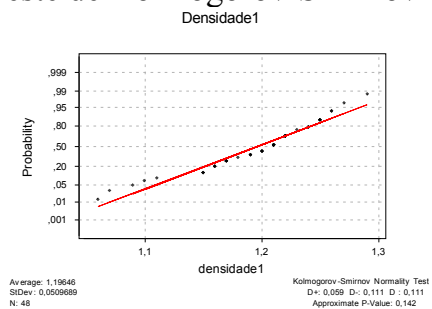
Densidade – profundidade 0-10 cm Teste de Shapiro-Wilk



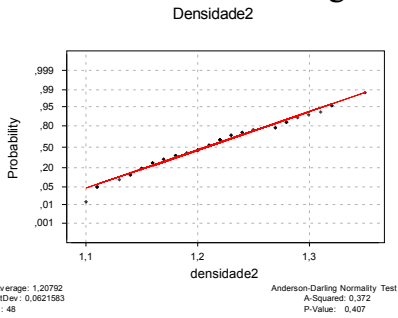
Produtividade Teste de Kolmogorov-Smirnov



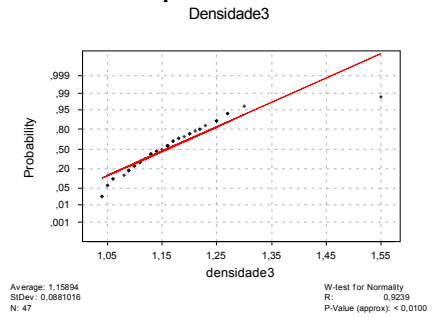
Densidade – profundidade 0-10 cm Teste de Kolmogorov-Smirnov



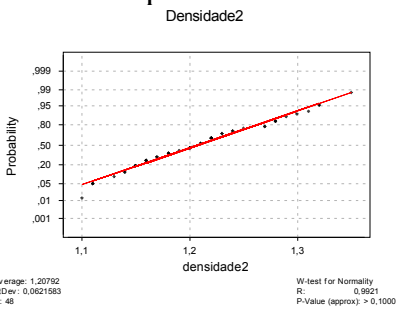
Densidade – profundidade 10-20 cm Teste de Anderson-Darling



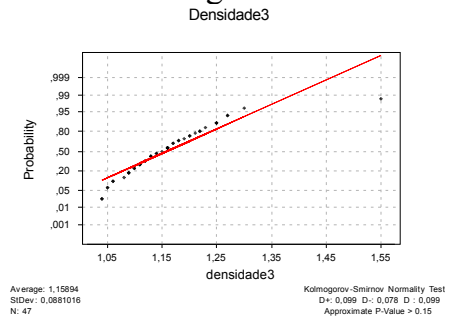
Densidade – profundidade 20-30 cm Teste de Shapiro-Wilk



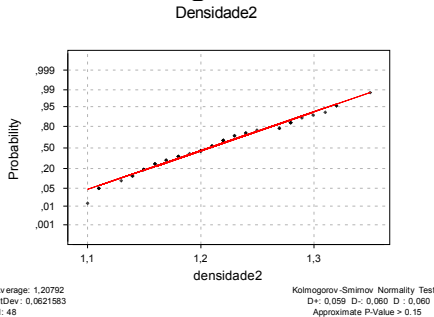
Densidade – profundidade 10-20 cm Teste de Shapiro-Wilk



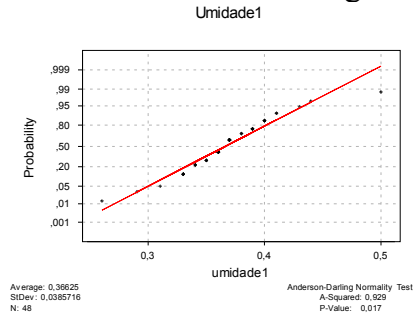
Densidade – profundidade 20-30 cm Teste de Kolmogorov-Smirnov



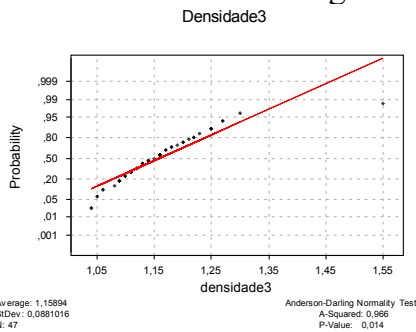
Densidade – profundidade 10-20 cm Teste de Kolmogorov-Smirnov



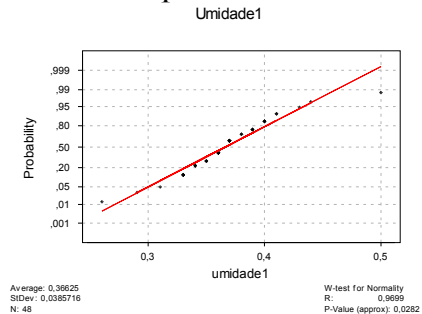
Umidade – profundidade 0-10 cm Teste de Anderson-Darling



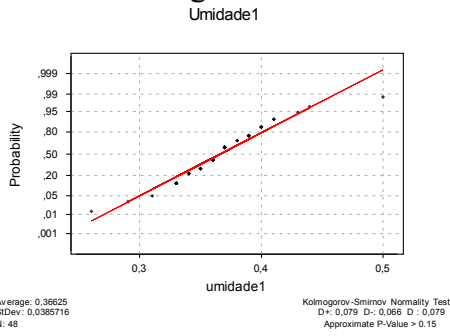
Densidade – profundidade 20-30 cm Teste de Anderson-Darling



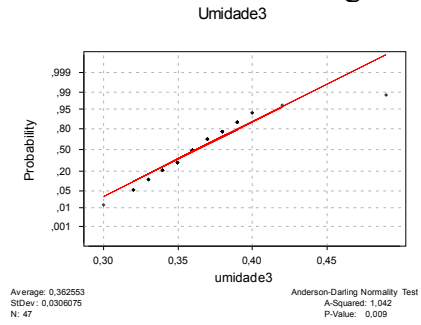
Umidade – profundidade 0-10 cm Teste de Shapiro-Wilk



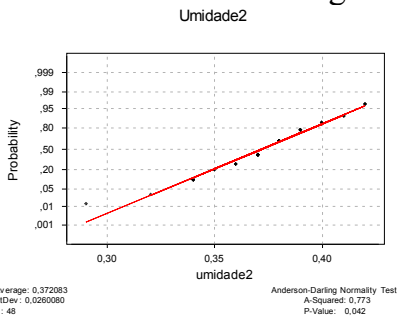
Umidade – profundidade 0-10 cm
 Teste de Kolmogorov-Smirnov



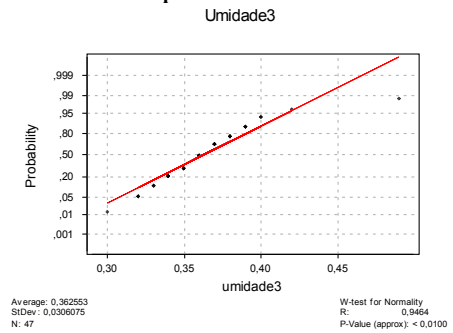
Umidade – profundidade 20-30 cm
 Teste de Anderson-Darling



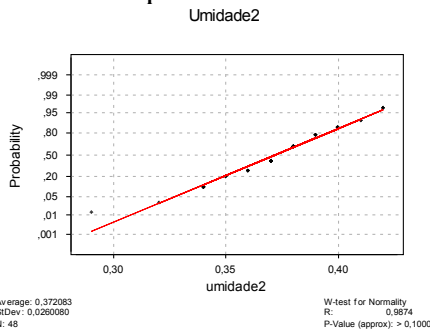
Umidade – profundidade 10-20 cm
 Teste de Anderson-Darling



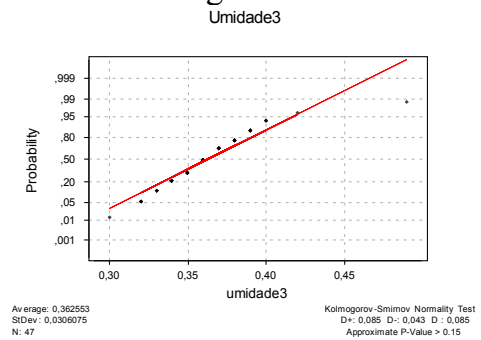
Umidade – profundidade 20-30 cm
 Teste de Shapiro-Wilk



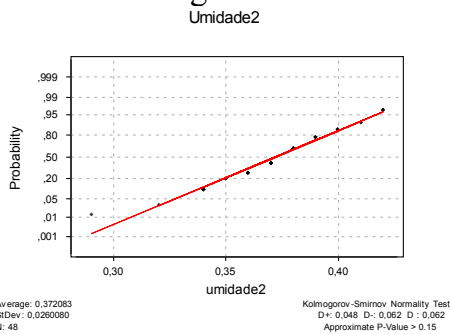
Umidade – profundidade 10-20 cm
 Teste de Shapiro-Wilk



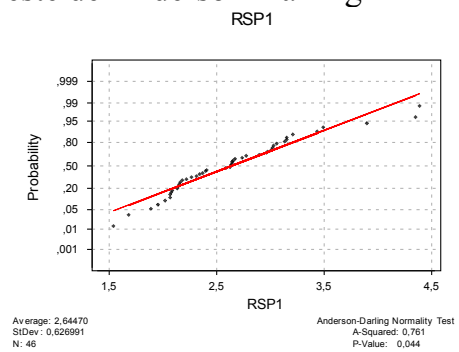
Umidade – profundidade 20-30 cm
 Teste de Kolmogorov-Smirnov



Umidade – profundidade 10-20 cm
 Teste de Kolmogorov-Smirnov

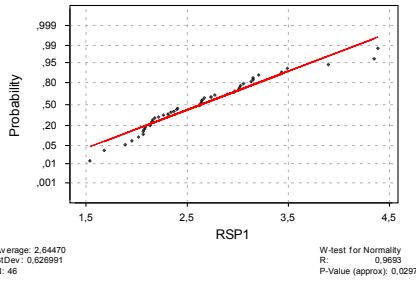


RSP – profundidade 0-10 cm
 Teste de Anderson-Darling



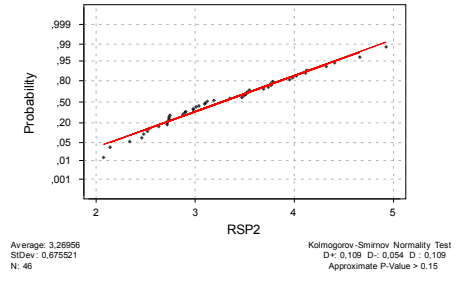
RSP– profundidade 0-10 cm
 Teste de Shapiro-Wilk

RSP1



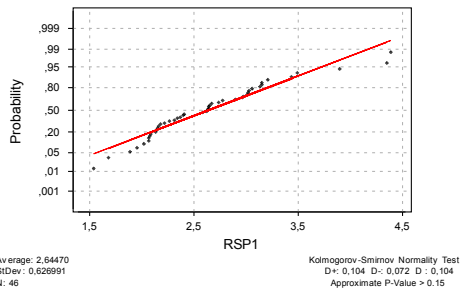
RSP– profundidade 10-20 cm
 Teste de Kolmogorov-Smirnov

RSP2



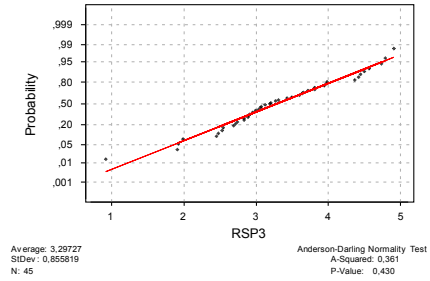
RSP– profundidade 0-10 cm
 Teste de Kolmogorov-Smirnov

RSP1



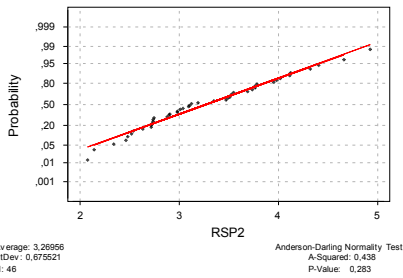
RSP – profundidade 20-30 cm
 Teste de Anderson-Darling

RSP3



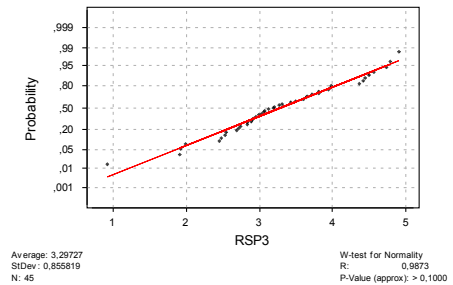
RSP – profundidade 10-20 cm
 Teste de Anderson-Darling

RSP2



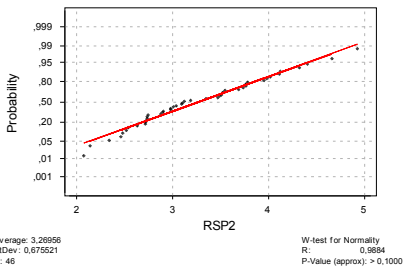
RSP– profundidade 20-30 cm
 Teste de Shapiro-Wilk

RSP3



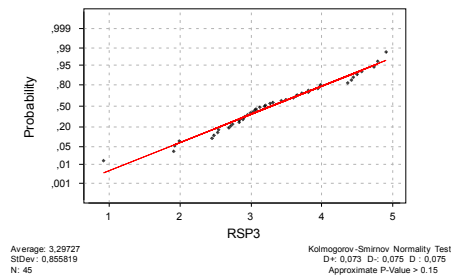
RSP– profundidade 10-20 cm
 Teste de Shapiro-Wilk

RSP2



RSP– profundidade 20-30 cm
 Teste de Kolmogorov-Smirnov

RSP3



APÊNDICE F - GRÁFICOS BOX-COX

Gráfico Box-Cox da Produtividade

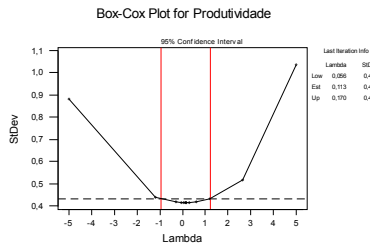


Gráfico Box-Cox da Densidade na profundidade de 10-20 cm

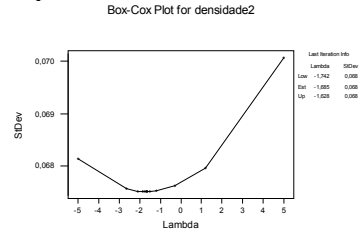


Gráfico Box-Cox da RSP na profundidade de 0-10 cm

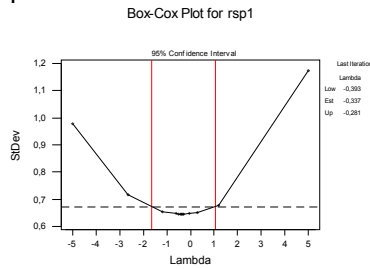


Gráfico Box-Cox da Densidade na profundidade de 20-30 cm

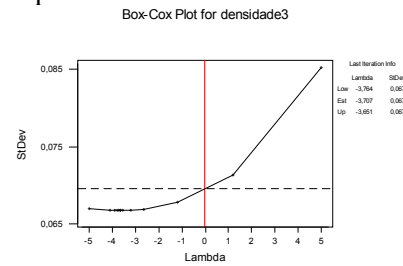


Gráfico Box-Cox da RSP na profundidade de 10-20 cm

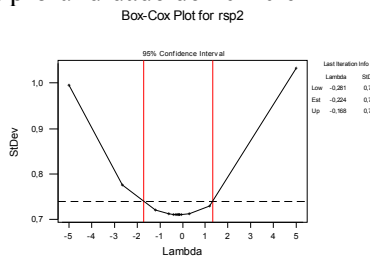


Gráfico Box-Cox da Umidade na profundidade de 0-10 cm

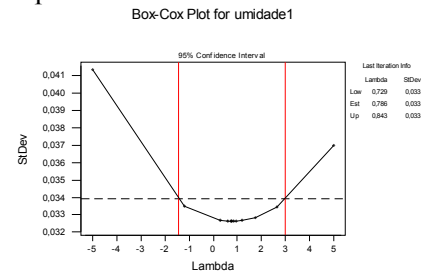


Gráfico Box-Cox da RSP na profundidade de 0-10 cm

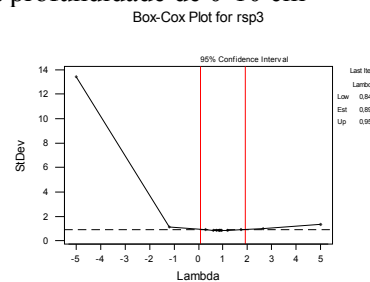


Gráfico Box-Cox da Umidade na profundidade de 10-20 cm

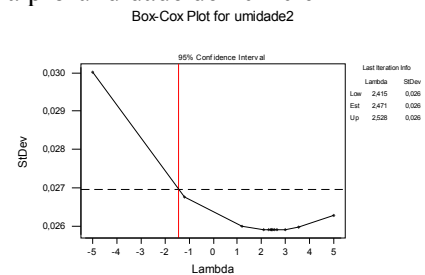


Gráfico Box-Cox da Densidade na profundidade de 0-10 cm

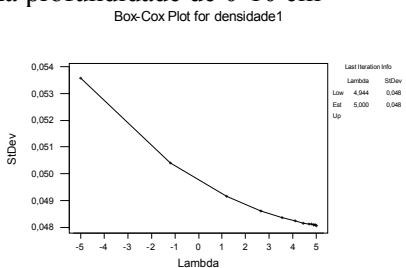
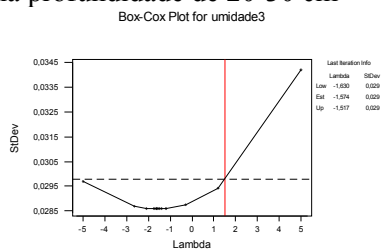


Gráfico Box-Cox da Umidade na profundidade de 20-30 cm

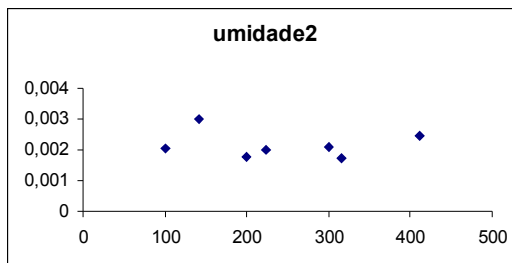
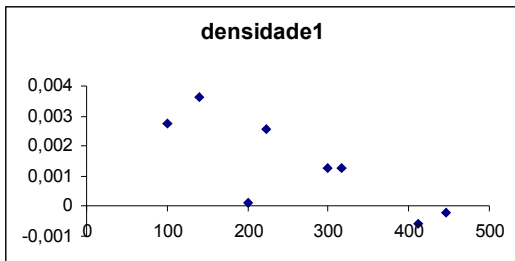


APÊNDICE G - ESTATÍSTICA CLÁSSICA

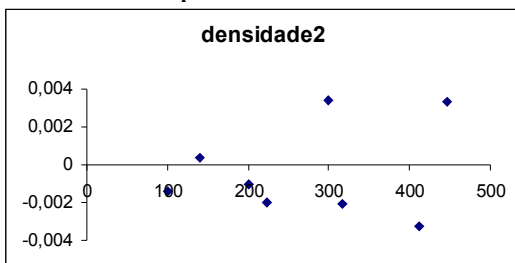
Variável	Norm.	Média	Desvio Padrão	Coefficiente de variação	Nº de pontos discrepantes	Correlação	forma
Prod	S	1,87	0,46	24,57	1	Uv3	+
						RSP2	-
Ds1	S	1,19	0,05	4,26	2		
Ds2	S	1,16	0,09	7,60	0	RSP1	+
						RSP2	+
Ds3	S	1,20	0,06	5,15	1	Ds2	+
Uv1	S	0,37	0,04	10,53	2		
Uv2	S	0,36	0,03	8,44	1	RSP1	-
Uv3	S	0,37	0,03	6,99	1	Ds3	+
						Uv2	+
RSP1	S	2,64	0,63	23,70	1	Uv3	-
RSP2	S	3,30	0,86	25,90	0	Uv3	-
RSP3	S	3,30	0,68	20,60	1	Uv3	-

APÊNDICE H - SEMIVARIOGRAMA CRUZADO – CORRELAÇÃO DA VARIÁVEL COM A PRODUTIVIDADE

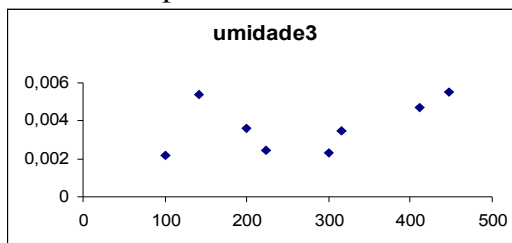
Densidade – profundidade 0-10 cm



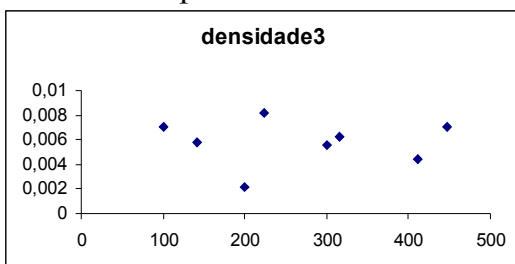
Densidade – profundidade 10-20 cm



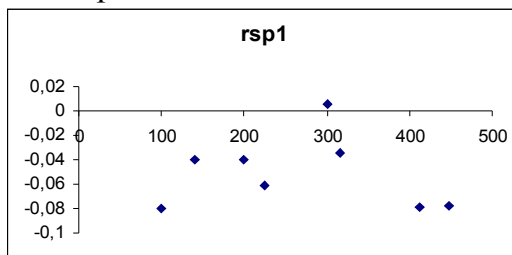
Umidade – profundidade 20-30 cm



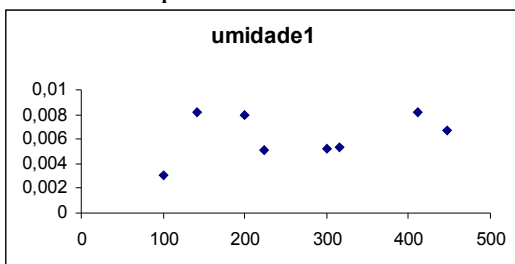
Densidade – profundidade 20-30 cm



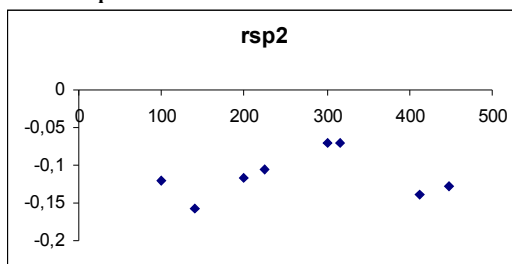
RSP – profundidade 0-10 cm



Umidade – profundidade 0-10 cm

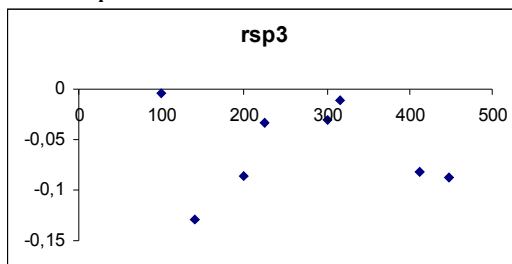


RSP – profundidade 10-20 cm

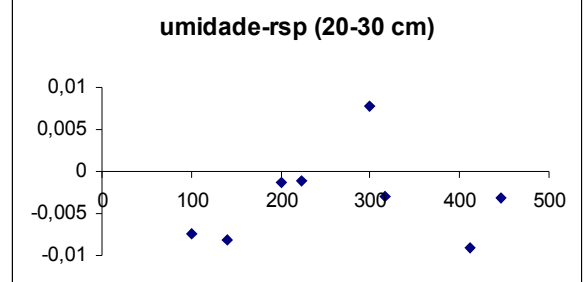
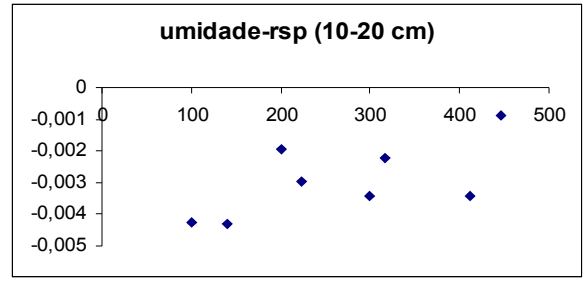
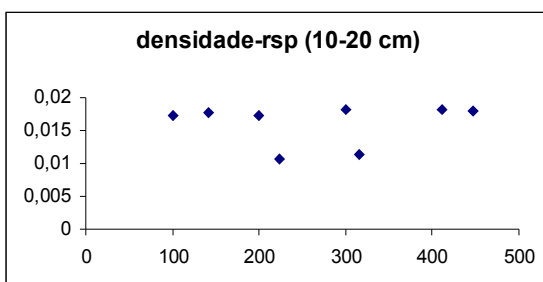
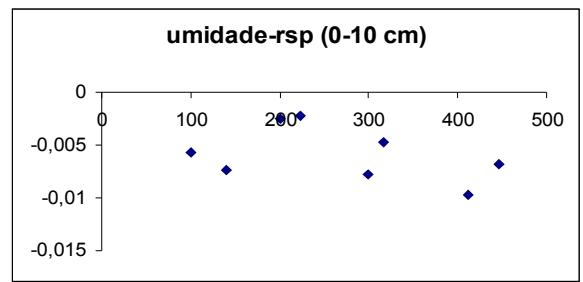
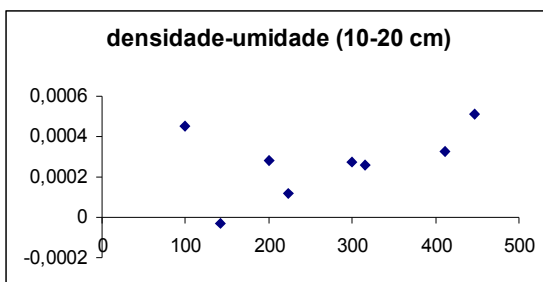
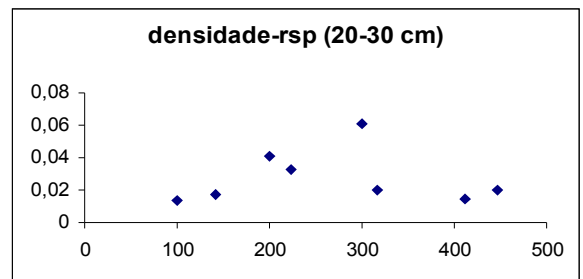
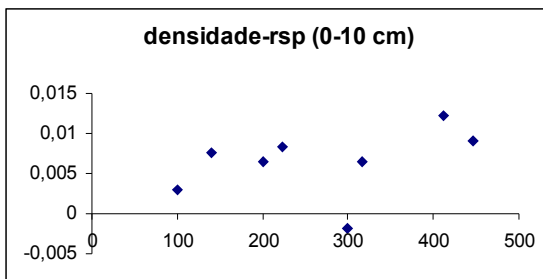
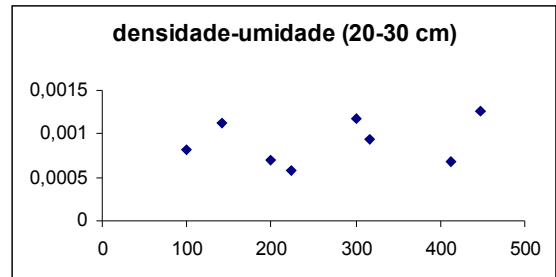
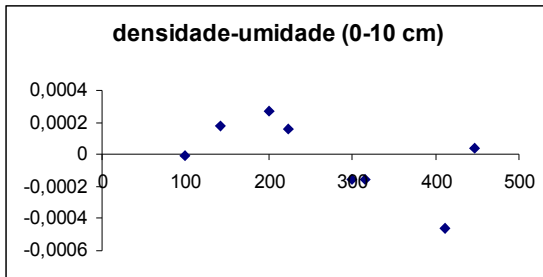


Umidade – profundidade 10-20 cm

RSP – profundidade 20-30 cm



APÊNDICE I - SEMIVARIOGRAMAS CRUZADOS DAS VARIÁVEIS DENSIDADE, UMIDADE E RSP




APÊNDICE J - ANÁLISE GEOESTATÍSTICA

Variável	Estac	Estimador	Modelo	C_0	C_1	a	ε	Dep
Prod	S	New1	Gaussiano	0,1750	0,0200	300	0,9880	fraca
		New2	Esférico	1×10^{-4}	0,3300	400	0,0003	forte
Ds1	S	New1	Gaussiano	0,0027	0,0028	300	0,4900	moderada
Ds2	S	New1	Gaussiano	0,0035	0,0002	400	0,9500	fraca
		New2	Esférico	0,0010	0,2070	310	0,0050	forte
Ds3	S	New2	Exponencial	0,0005	0,3900	435	0,0013	forte
Uv1	S	New1	Gaussiano	0,0012	0,0002	300	0,8571	fraca
Uv2	N	New1	Esférico	0,0006	3×10^{-5}	165	0,9600	fraca
Uv3	S	New1	Esférico	1×10^{-5}	0,0009	150	0,0110	forte
RSP1	S	New2	Esférico	1×10^{-5}	150	550	7×10^{-9}	forte
RSP2	S	New1	Esférico	0,4700	0,0020	150	0,9500	fraca
		New2	Esférico	0,5000	0,0800	200	0,8600	fraca
RSP3	S	New2	Esférico	1×10^{-5}	0,8500	300	12×10^{-5}	forte

ANEXOS

ANEXO A - ROTINA PARA DECOMPOSIÇÃO DE SHOLESKY NO PROGRAMA MAPLE® E SUB-ROTINAS NO *SOFTWARE* MINITAB 13

Para determinar a Matriz B pela decomposição de Sholesky, deve-se proceder da seguinte forma:


Antes de cada comando, clicar no botão , que irá inserir a abertura de um comando com o símbolo [> .

Digitar os comandos:

[> **with(linalg)** : {indica que os procedimentos envolvem conhecimentos de álgebra linear}

[> **S := matrix(n,n, [a₁₁, a₁₂, . . . , a_{nn}])** ; {escreve a matriz $S = \sum$ }

[> **B := cholesky(S)** ; {escreve a matriz B, tal que $BB' = \sum$ };

Clicar no botão , que realizará os comandos.

No *software* MINITAB 13, para determinar vetores com uma determinada estrutura de dependência espacial, segue-se:

Clicar no menu *Calc*, em seguida, escolher a opção *random data* e escolher a opção desejada.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)