

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

ANÁLISE ESPACIAL DE UMA TRANSEÇÃO DE SOLO AGRÍCOLA CULTIVADO COM SOJA

MARCIO PAULO DE OLIVEIRA

Cascavel - Paraná - Brasil

Fevereiro – 2010

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

ANÁLISE ESPACIAL DE UMA TRANSEÇÃO DE SOLO AGRÍCOLA CULTIVADO COM SOJA

MARCIO PAULO DE OLIVEIRA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola com área de concentração em Engenharia de Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental.

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Maria Hermínia Ferreira Tavares

Co-orientador: Prof. Dr. Miguel Angel Uribe Opazo

Co-orientador: Prof. Dr. Luís Carlos Timm.

Cascavel - Paraná - Brasil
Fevereiro – 2010

Oliveira, Marcio Paulo de
O48 Análise espacial de uma transeção de solo agrícola cultivado
com soja. / Marcio Paulo de Oliveira. – Cascavel, 2010.
108 f.

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Maria Hermínia Ferreira
Tavares.

Dissertação(Mestrado) – Universidade Estadual do
Oeste do Paraná.

1. Solo - Agricultura. 2. Geoestatística. 3. Soja –
Cultura. 4. Solo – Variabilidade Espacial. 5. Krigagem.
I. Tavares, Maria Hermínia Ferreira. II. Título.

CDD – 631.4
631.43

Ficha Catalográfica – Sandra Regina Mendonça CRB – 9/1090

MARCIO PAULO DE OLIVEIRA

ANÁLISE ESPACIAL DE UMA TRANSEÇÃO DE SOLO AGRÍCOLA CULTIVADO COM SOJA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola com área de concentração em Engenharia de Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental.

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Maria Hermínia Ferreira Tavares
Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, UNIOESTE – Cascavel – PR

Prof. Dr. Eduardo Godoy de Souza
Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, UNIOESTE – Cascavel – PR

Prof. Dr. Manuel Jesus Galea Rojas.
Universidad de Valparaiso, Chile

Cascavel, 04 de fevereiro de 2010

*Aos meus pais
João Paulo de Oliveira e
Maria Eugênia de Oliveira,
dedico.*

AGRADECIMENTOS

À orientadora Prof^a. Dr^a. Maria Hermínia Ferreira Tavares pelas orientações e auxílio para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao co-orientador Prof. Dr. Miguel Angel Uribe Opazo pelo incentivo, apoio e auxílio com sugestões, ensinamentos e pela presença ao longo deste trabalho.

Ao co-orientador Prof. Dr. Luis Carlos Timm pela ajuda com informações, orientações e sugestões para melhoria de parte deste trabalho.

Ao grupo do Laboratório de Estatística Aplicada – LEA da UNIOESTE, pelo auxílio com sugestões pertinentes para este trabalho.

À UNIOESTE por propiciar condições para o meu aperfeiçoamento acadêmico.

A João Paulo de Oliveira, Roberto Paulo de Oliveira, José Nolasco de Oliveira e Ademir Martins Motta pequena parte de minha família pelo auxílio em atividades de campo.

A Rosana Krauss e Valmir Krauss pelo auxílio em atividades de campo e laboratório.

A Fauri Krauss produtor rural que cedeu a área para a realização do experimento.

À Fundação Araucária e CAPES, pelo apoio financeiro para a realização desta pesquisa.

Aos meus pais João Paulo de Oliveira e Maria Eugênia de Oliveira, que sempre valorizaram a busca pelo conhecimento, pelo apoio irrestrito nesse segundo passo da minha vida acadêmica.

A todos que de algum modo contribuíram para a realização deste trabalho, mas não foram citados acima.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS.....	vi
LISTA DE FIGURAS.....	vii
RESUMO.....	xi
ABSTRACT	xii
1 INTRODUÇÃO.....	13
2 REVISÃO DE LITERATURA.....	15
2.1 Produtividade da soja e atributos físico hídricos do solo.....	15
2.2 Espaço de estados	17
2.2.1 Série de Dados.....	17
2.2.2 Autocorrelação	17
2.2.3 Correlação cruzada	18
2.2.4 Modelos em espaço de estados	19
2.2.5 Critérios de seleção de modelos.....	21
2.3 Geoestatística.....	22
2.3.1 Variável regionalizada	23
2.3.2 Semivariograma	24
2.3.3 Modelos teóricos de semivariograma	25
2.3.4 Métodos de estimação dos modelos.....	27
2.3.5 Critério de validação cruzada	28
2.3.6 Krigagem ordinária	29
3 MATERIAL E MÉTODOS.....	31
3.1 Localização e caracterização da área experimental.....	31
3.2 Amostragem e obtenção de dados	32
3.2.1 Produtividade da soja ($t\ ha^{-1}$).....	32
3.2.2 Teor de água no solo ($kg\ kg^{-1}$)	33
3.2.3 Resistência do solo à penetração (MPa)	33
3.2.4 Macroporosidade, microporosidade e porosidade total ($m^3\ m^{-3}$)	33
3.2.5 Densidade do solo ($Mg\ m^{-3}$).....	34
3.4 Análise dos dados	34
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	36
4.1 Estatísticas descritivas das variáveis	36
4.2 Autocorrelação das variáveis.....	44
4.3 Correlação cruzada da produtividade da soja com os atributos do solo.....	51
4.4 Modelos em espaço de estados e de regressão linear simples e múltipla	53
4.5 Análise em espaço de estados e em regressão linear simples e múltipla	54
4.6 Geoestatística.....	57

4.6.1	Produtividade da soja ($t\ ha^{-1}$).....	57
4.6.2	Resistência do solo à penetração camada de 0,0-0,10 m (MPa).....	58
4.6.3	Resistência do solo à penetração camada de 0,10-0,20 m (MPa).....	59
4.6.4	Teor de água no solo camada de 0,0-0,10 m ($kg\ kg^{-1}$).....	61
4.6.5	Teor de água no solo camada 0,10-0,20 m ($kg\ kg^{-1}$).....	62
4.6.6	Densidade do solo camada de 0,0-0,10 m ($Mg\ m^{-3}$).....	64
4.6.7	Densidade do solo camada de 0,10-0,20 m ($Mg\ m^{-3}$).....	65
4.6.8	Microporosidade do solo camada de 0,0-0,10 m ($m^3\ m^{-3}$).....	67
4.6.9	Microporosidade do solo camada de 0,10-0,20 m ($m^3\ m^{-3}$).....	68
4.6.10	Macroporosidade do solo camada 0,0-0,10 m ($m^3\ m^{-3}$).....	69
4.6.11	Macroporosidade do solo camada de 0,10-0,20 m ($m^3\ m^{-3}$).....	71
4.6.12	Porosidade total do solo camada de 0,0-0,10 m ($m^3\ m^{-3}$).....	72
4.6.13	Porosidade total do solo camada 0,10-0,20 m ($m^3\ m^{-3}$).....	74
5	CONCLUSÕES.....	84
	ANEXO A – COORDENADAS E DADOS EXPERIMENTAIS.....	89
	ANEXO B – MODELOS AJUSTADOS E CRITÉRIOS DE SELEÇÃO.....	94

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Caracterização física e químicos do solo da área experimental.....	32
Tabela 2 Estatística descritiva das variáveis produtividade da soja (PD), resistência do solo à penetração (RSP), densidade do solo (DS), teor de água no solo (US), microporosidade (MI), macroporosidade (MA) e porosidade total (PT), nas camadas de 0,0-0,10 m e 0,10-0,20 m	37
Tabela 3 Coeficientes de correlação linear de Pearson para a produtividade da soja e atributos do solo camadas de 0,0-0,10 e 0,10-0,20 m.....	42
Tabela 4 Coeficientes de correlação não linear de Spearman para a produtividade da soja e atributos do solo camadas de 0,0-0,10 e 0,10-0,20 m.....	43
Tabela 5 Modelos autoregressivos em espaço de estados (AEE) para a produtividade da soja (PD) estimada com dados de resistência do solo a penetração na camada 0,0-0,10 m (RSP1) e na camada 0,10-0,20 m (RSP2).	53
Tabela 6 Modelos de regressão linear para a produtividade da soja (PD) estimada com dados da resistência do solo a penetração na camada de 0,0-0,10 m (RSP1) e na camada de 0,10-0,20 m (RSP2).	54
Tabela 7 Área das classes do mapa da produtividade da soja (PD)	82
Tabela 8 Área das classes do mapa da variável RSP1 e RSP2	82
Tabela 9 Área das classes do mapa da variável US1 e US2	82
Tabela 10 Área das classes do mapa da variável DS1 e DS2	82
Tabela 11 Área das classes do mapa da variável MI1 e MI2	83
Tabela 12 Área das classes do mapa da variável MA1 e MA2	83
Tabela 13 Área das classes do mapa da variável PT1 e PT2.....	83

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Coordenadas UTM dos pontos amostrais na área experimental.	31
Figura 2 Gráfico de Box-plot da variável produtividade da soja (PD).....	38
Figura 3 Gráficos de Box-plot: variável resistência do solo à penetração nas camadas 0,0-0,10 m (RSP1) e 0,10-0,20 m (RSP2) de profundidade (a); variável densidade do solo nas camadas 0,0-0,10 m (DS1) e 0,10-0,20 m (DS2) de profundidade (b).	38
Figura 4 Gráficos de Box-plot: variável teor de água no solo nas camadas 0,0-0,10 m (US1) e 0,10-0,20 m (US2) de profundidade (a); variável microporosidade do solo nas camadas 0,0-0,10 m (MI1) e 0,10-0,20 m (MI2) de profundidade (b).....	39
Figura 5 Gráficos de Box-plot: variável macroporosidade do solo nas camadas 0,0-0,10 m (MA1) e 0,10-0,20 m (MA2) de profundidade (a); variável porosidade total do solo nas camadas 0,0-0,10 m (PT1) e 0,10-0,20 m (PT2) de profundidade (b).	40
Figura 6 Série de dados observados de produtividade da soja (PD) (a) e autocorrelograma para os dados de produtividade da soja (PD) (b).	45
Figura 7 Série de dados observados de resistência do solo à enetração na camada de 0,0-0,10 m (RSP1) (a) e autocorrelograma para os dados de resistência do solo à enetração na camada de 0,0-0,10 m (RSP1) (b).	45
Figura 8 Série de dados observados de resistência do solo à penetração na camada de 0,10-0,20 m (RSP2) (a) e autocorrelograma para os dados de resistência do solo à penetração na camada de 0,10-0,20 m (RSP2) (b).....	46
Figura 9 Série de dados observados de densidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (DS1) (a) e autocorrelograma para os dados de densidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (DS1) (b).....	46
Figura 10 Série de dados observados de densidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (DS2) (a) e autocorrelograma para os dados de densidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (DS2) (b).....	47
Figura 11 Série de dados observados de teor de água no solo na camada de 0,0-0,10 m (US1) (a) e autocorrelograma para os dados de teor de água no solo na camada de 0,0-0,10 m (US1) (b).....	47
Figura 12 Series de dados observados de teor de água no solo na camada de 0,10-0,20 m (US2) (a) e autocorrelograma para os dados de teor de água no solo na camada de 0,10-0,20 m (US2) (b).	48
Figura 13 Série de dados de microporosidade do solo na camada de 0,0-0,10 m observados (a) e autocorrelograma para os dados de microporosidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (b).....	48

Figura 14 Série de dados observados de microporosidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (MI2) (a) e autocorrelograma para os dados de microporosidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (MI2) (b).....	49
Figura 15 Série de dados observados de macroporosidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (MA1) (a) e autocorrelograma para os dados de macroporosidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (MA1) (b).....	49
Figura 16 Série de dados observados de macroporosidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (MA2) (a) e autocorrelograma para os dados de macroporosidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (MA2) (b).....	50
Figura 17 Série de dados observados de porosidade total do solo na camada de 0,0-0,10 m (PT1) (a) e autocorrelograma para os dados de porosidade total do solo na camada de 0,0-0,10 m (PT1) (b).	50
Figura 18 Series de dados observados de porosidade total do solo na camada de 0,10-0,20 m (PT2) (a) e autocorrelograma para os dados de porosidade total do solo na camada de 0,10-0,20 m (PT2) (b).	51
Figura 19 Correlograma cruzado da produtividade da soja (PD) com (a) teor de água 0,0-0,10 m (US1); (b) resistência a penetração 0,0-0,10 m (RSP1); (c) teor de água 0,10-0,20 m (US2); (d) resistência a penetração 0,10-0,20 m (RSP2); (e) densidade 0,0-0,10 m (DS1) e (f) densidade 0,10-0,20 m (DS2).....	52
Figura 20 Análise em espaço de estados, com dados normalizados, de produtividade da soja (PD) em função da resistência do solo a penetração na camada de 0,0-0,10 m (RSP1) e na camada de 0,10-0,20 m (RSP2) (a) e modelo de regressão entre os dados normalizados observados e estimados (b).....	55
Figura 21 Análise em regressão linear múltipla dos dados de produtividade da soja (PD) em função dos dados de resistência do solo a penetração na camada de 0,0-0,10 m (RSP1) e na camada de 0,10-0,20 m (RSP2) (a) e modelo de regressão entre os dados observados entre os dados observados e estimados (b).	56
Figura 22 Gráfico post-plot para a produtividade da soja (PD).....	57
Figura 23 Semivariograma experimental, por Matheron, e envelopes para a variável produtividade da soja (PD).....	57
Figura 24 Gráfico post-plot da resistência solo a penetração camada de 0,0-0,10 m (RSP1).	58
Figura 25 Semivariograma experimental e envelopes para a variável resistência do solo a penetração camada de 0,0-0,10 m (RSP1).....	59
Figura 26 Gráfico post-plot da resistência do solo a penetração camada de 0,10-0,20 m (RSP2).....	60
Figura 27 Semivariograma experimental e envelopes para a variável resistência do solo a penetração camada de 0,10-0,20 m (RSP2).....	60

Figura 28 Gráfico post-plot para teor de água no solo camada de 0,0-0,10 m (US1).	61
Figura 29 Semivariograma experimental e envelopes para a variável teor de água no solo camada de 0,0-0,10 m (US1).	62
Figura 30 Gráfico post-plot para teor de água no solo camada de 0,10-0,20 m (US2).	63
Figura 31 Semivariograma experimental e envelopes para a variável teor de água no solo camada 0,10-0,20 m (US2).	63
Figura 32 Gráfico post-plot para densidade do solo camada de 0,0-0,10 m (DS1).	64
Figura 33 Semivariograma experimental e envelopes para a variável densidade do solo camada 0,0-0,10 m (DS1).	65
Figura 34 Gráfico post-plot para densidade do solo camada de 0,10-0,20 m (DS2).	66
Figura 35 Semivariograma experimental para a variável densidade do solo camada de 0,10-0,20 m (DS2) (a) e envelopes para o semivariograma experimental (b).	66
Figura 36 Gráfico post-plot para microporosidade do solo camada de 0,0-0,10 m (MI1).	67
Figura 37 Semivariograma experimental para a variável microporosidade do solo camada de 0,0-0,10 m (MI1) (a) e envelopes para o semivariograma experimental (b).	67
Figura 38 Gráfico post-plot para microporosidade do solo camada de 0,10-0,20 m (MI2).	68
Figura 39 Semivariograma experimental e envelopes para a variável microporosidade do solo camada 0,10-0,20 m.	69
Figura 40 Gráfico post-plot para macroporosidade do solo camada 0,0-0,10 m (MA1).	70
Figura 41 Semivariograma experimental e envelopes para a variável macroporosidade do solo camada 0,0-0,10 m (MA1).	70
Figura 42 Gráfico de post-plot para macroporosidade do solo camada 0,10-0,20 m (MA2).	71
Figura 43 Semivariograma experimental para a variável macroporosidade do solo camada 0,10-0,20 m (a) e envelopes para o semivariograma experimental (b).	72
Figura 44 Gráfico post-plot para porosidade total do solo camada de 0,0-0,10 m (PT1).	73
Figura 45 Semivariograma experimental para a variável porosidade total do solo camada 0,0-0,10 m (PT1) (a) e envelopes para o semivariograma experimental (b).	73
Figura 46 Gráfico post-plot para porosidade total do solo camada 0,10-0,20 m (PT2).	74
Figura 47 Semivariograma experimental para a variável porosidade total do solo camada 0,10-0,20 m (PT2) (a) e envelopes para o semivariograma experimental (b).	75
Figura 48 Mapa temático da variável produtividade da soja (PD).	77
Figura 49 Mapa temático da resistência do solo a penetração camada 0,0-0,10 m (RSP1).	78
Figura 50 Mapa temático da resistência do solo a penetração camada de 0,10-0,20 m (RSP2).	78
Figura 51 Mapa temático do teor de água do camada de 0,0-0,10 m (US1).	78
Figura 52 Mapa temático do teor de água no solo camada de 0,10-0,20 m (US2).	78
Figura 53 Mapa temático da densidade do solo camada 0,0-0,10 m (DS1).	79
Figura 54 Mapa temático da densidade do solo camada de 0,10-0,20 m (DS2).	79

Figura 55 Mapa temático da microporosidade do solo camada 0,0-0,10 m (MI1).....	79
Figura 56 Mapa temático da microporosidade do solo camada 0,10-0,20 m (MI2).....	79
Figura 57 Mapa temático da macroporosidade do solo camada 0,0-0,10 m (MA1).	80
Figura 58 Mapa temático macroporosidade do solo camada 0,10-0,20 m (MA2).	80
Figura 59 Mapa temático da porosidade total do solo camada 0,0-0,10 m (PT1).	80
Figura 60 Mapa temático da porosidade total do solo camada 0,10-0,20 m (PT2).	80

RESUMO

O conhecimento do comportamento dos atributos do solo e da planta é importante para a melhoria das práticas agrícolas. A intensa atividade de cultivo pode provocar modificações dos atributos do solo e reduzir a produtividade de uma cultura em determinada região. Os estudos que visam identificar a variabilidade espacial dos atributos do solo e da planta e a relação entre esses atributos surgem como um recurso para a agricultura, podendo ser utilizados para realização de um manejo adequado dos recursos disponíveis, ampliando a produtividade e preservando o meio-ambiente. Os dados para a realização deste estudo foram obtidos em um Latossolo Vermelho distroférico, em uma área cultivada há mais de cinco anos com alternância entre as culturas de soja e trigo, com o sistema de plantio direto. Em uma transeção de 252 m de comprimento foram demarcados 84 elementos amostrais, espaçados de 3 m entre si. As relações da produtividade da soja com os seguintes atributos físicos e hídricos do solo: teor de água no solo, microporosidade, macroporosidade e porosidade total do solo, densidade do solo e resistência mecânica do solo à penetração, nas camadas 0,0-0,10 m e 0,10-0,20 m, foram avaliadas bem como a variabilidade espacial desses atributos. A relação entre a produtividade da soja e os atributos do solo foi determinada através das correlações simples e cruzada entre os elementos amostrais de cada atributo, seguida da estimação dos modelos em espaço de estados, comparados aos modelos equivalentes em regressão linear múltipla. Os resultados mostraram que as variáveis produtividade da soja e resistência do solo a penetração apresentaram estrutura de autocorrelação e de correlação cruzada entre si. Os modelos estimados em espaço de estados, relacionando a produtividade da soja em um ponto i com a produtividade da soja e resistência do solo a penetração nas duas camadas no ponto $i - 1$ mostraram-se mais eficientes do que os modelos equivalentes estimados em regressão linear simples e múltipla. Por meio da geoestatística, a estrutura de dependência espacial foi avaliada por meio dos envelopes e modelos para os semivariogramas experimentais, permitindo identificar e classificar a dependência espacial das variáveis em estudo. Os mapas temáticos foram obtidos por meio de interpolação por krigagem ordinária e indicaram o comportamento dos atributos do solo ligadas a produtividade da soja.

Palavras-chave: autocorrelação, correlação cruzada, dependência espacial, krigagem, espaço de estado, regressão linear múltipla, variabilidade espacial.

ABSTRACT

SPATIAL ANALYSIS OF AN AGRICULTURAL SOIL TILLED WITH SOYBEAN

The knowledge about soil and plant attributes is important for the improvement of agricultural management. Intense tillage activities may induce not only alterations in the soil attributes but also decrease in productivity. Studies directed to the soil and plant spatial variability identification and the relations amid these variables are tools for agriculture, with the potential to increase productivity. The data set for this study was sampled in a Rhodic Acrudox soil, at a farmland that has been being cultivated for over five years under no-tillage system, with soybean and wheat in crop succession. At 252 m long transect, 84 points were demarcated, with 3 m of spacing between each of them. The relations between soybean productivity and soil water content, micro, macro and total porosity, soil density and soil resistance to penetration at 0,0-0,10 m and 0,10-0,20 m deep layers, were evaluated, as well as the respective variabilities. The relations between soybean productivity and soil attributes were determined using simple and cross correlations, followed by the state space models determinations, compared to linear and multiple regression models. The results have shown that the soybean productivity and soil mechanical resistance variables presented not only autocorrelation structure but also crosscorrelation structure. The state space models, relating to the soybean productivity at a point i , with the same attribute at point $i-1$, at the two layers, were more efficient than the equivalent models in simple and multiple regression. With geostatistics, the spatial dependence structure was determined with envelopes and models for the semivariograms, allowing identification and classification of the spatial dependence for the variables under study. The thematic maps were obtained with simple kriging and indicated the soil attributes behavior, related to the soybean productivity.

Keywords: autocorrelation, crosscorrelation, spatial dependence, kriging, state space, multiple linear regression, spatial variability.

1 INTRODUÇÃO

O suprimento de água disponível, o clima da região, o uso de insumos adequados, as condições do solo e seu manejo são exemplos de fatores que podem influenciar a produção agrícola. Dentre estes, a condição inicial do solo (teor de água, cobertura vegetal, etc) e o manejo a ser adotado (sistema convencional, sistema direto, etc) são fatores importantes que devem ser levados em conta no momento de se planejar as operações agrícolas.

No caso do solo para a agricultura sua situação pode ser avaliada por meio do comportamento de atributos como resistência mecânica do solo a penetração, teor de água, densidade e porosidade do solo, dentre outros, bem como por meio das relações entre esses atributos. Por exemplo, Souza et al. (2006) avaliaram a correlação entre a resistência mecânica do solo a penetração e o teor de água e constataram que o acréscimo do teor de água no solo causou um decréscimo da resistência mecânica a penetração em um Latossolo Vermelho Distrófico nas camadas de 0-0,15 m, 0,15-0,30 m e 0,30-0,45 m de profundidade.

As relações entre os atributos do solo e da planta, também, são de importância para avaliar o efeito de um atributo sobre outro. Por exemplo, segundo Beutler e Centurion (2004a) o aumento da compactação do solo, que pode ser observada pelo aumento da resistência do solo a penetração, causou decréscimo no desenvolvimento e na produtividade da soja.

As análises dos atributos do solo e da planta podem ser realizadas por meio da estatística tradicional. No entanto, as observações adjacentes de um dado atributo podem apresentar uma estrutura de dependência espacial em uma determinada região. Nestes casos a estatística tradicional, que considerava independência entre os elementos amostrais, deve ser substituída por alguma abordagem estatística que identifique a estrutura de dependência espacial da amostra e considere essa estrutura no momento de realizar estimativas para os valores de um atributo.

Li et al. (2002) destacaram a importância de se estudar tanto a variabilidade espacial quanto a variabilidade temporal dos atributos do solo bem como ressaltaram que elas também devem ser levadas em consideração no momento de se incorporar novos procedimentos e tecnologias à agricultura. Para que isso ocorra de forma eficiente, é necessário utilizar técnicas estatísticas como os modelos em espaço de estados e a geoestatística os quais permitam estudar ambas as variabilidades dos dados obtidos em campo.

O emprego dos modelos autoregressivos em espaço de estados para relacionar atributos do solo e da planta é realizado após uma análise da estrutura de correlação entre os elementos amostrais de um determinado atributo e da análise da estrutura de correlação cruzada entre os atributos que serão relacionados pelo modelo. Os modelos em espaço de estados permitem mensurar a contribuição que cada variável explicativa sobre a variável explicada, considerando a estrutura de dependência espacial entre os atributos estudados.

A geoestatística fundamentada na chamada Teoria das Variáveis Regionalizadas é uma abordagem que considera a estrutura de dependência espacial entre os elementos amostrais e

permite estabelecer um raio, distância máxima, de dependência espacial em que os elementos são considerados espacialmente dependentes. A modelagem da estrutura de dependência espacial é utilizada para determinar os parâmetros que serão aplicados nas estimativas por meio do processo de interpolação, por krigagem, que deve minimizar os erros e a variância.

Este trabalho teve como objetivos estudar em uma transeção espacial (0,1621 ha de uma área comercial) com espaçamento regular de três metros entre os elementos: a) o relacionamento entre os atributos produtividade da soja, teor de água no solo, microporosidade, macroporosidade, porosidade total do solo, densidade do solo e resistência do solo à penetração por meio da aplicação de modelos em espaço de estados e avaliar seu desempenho em relação aos modelos de regressão simples e múltipla; b) modelar a estrutura de dependência espacial e apresentar mapas temáticos para os atributos produtividade da soja, teor de água no solo, microporosidade, macroporosidade, porosidade total do solo, densidade do solo e resistência do solo à penetração.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Produtividade da soja e atributos físico hídricos do solo

A resistência do solo à penetração é uma medida indireta da compactação do solo que pode ser limitante ao crescimento das plantas. Beutler e Centurion (2003) avaliaram os valores críticos de resistência à penetração no solo para a cultura da soja em um Latossolo Vermelho de textura média e Latossolo Vermelho de textura argilosa. Os autores encontraram para a camada de 0,0-0,20 m, valores de resistência à penetração no solo de 1,66 a 2,22 MPa para um Latossolo Vermelho de textura média como valores críticos que causaram uma redução de, aproximadamente, 13 g/planta para 6 g/planta na produtividade da soja. Já no caso de um Latossolo Vermelho de textura argilosa os valores críticos foram 2,81 a 3,05 MPa com redução foi de aproximadamente 18 g/planta para 11 g/planta.

Beutler, Centurion e Roque (2004b) identificaram correlação negativa entre a resistência à penetração no solo e a produtividade da soja em um solo Latossolo Vermelho de textura média, na camada de 0,0-0,20 m. Johann et al. (2004) trabalhando em um solo Latossolo Bruno distrófico, profundidade de 0,0-0,10 m, detectaram que a resistência mecânica do solo à penetração foi um dos atributos do solo que apresentou maior correlação negativa com a produtividade da soja.

Beutler et al. (2008), trabalhando em um Latossolo Vermelho, identificaram que o trânsito de máquinas agrícolas promoveu a compactação do solo na camada de 0,0-0,20 m de profundidade o que ocasionou um decréscimo da produtividade de grãos de soja com valores entre 1,64 e 2,35 MPa e densidade do solo de 1,50 e 1,53 Mg m⁻³.

O desenvolvimento do sistema radicular da soja poderá ser afetado devido à presença de camadas compactadas de solo, o qual tenderá a se desenvolver na direção de locais que ofereçam menor resistência mecânica ao seu crescimento podendo, inclusive, ser na direção das fissuras do solo (CARDOSO et al., 2006).

A resistência do solo à penetração é um atributo físico do solo que dependente do teor de água no solo. Trabalhando em um Latossolo Vermelho, Souza et al. (2006) detectaram que o teor de água no solo influenciou a variabilidade espacial da resistência do solo à penetração e que o acréscimo do teor de água no solo causou redução na faixa de dependência espacial entre as observações adjacentes da resistência do solo à penetração, nas camadas de 0,0-0,15 m, 0,15-0,30 m e 0,30-0,45 m.

Pereira et al. (2002) avaliaram em um Latossolo Roxo distrófico com textura argilosa na camada de 0,0-0,30 m sob sistemas de cultivo mínimo (escarificações mais semeadura)

e plantio direto o efeito do teor de água no solo sobre a resistência mecânica do solo à penetração. Neste estudo, os autores constataram que o teor de água volumétrico de 33% causou redução da resistência do solo à penetração e os teores de 37% e 39% propiciaram aumento.

Ribon e Filho (2008) construíram modelos estatísticos de regressão múltipla para estimar a resistência do solo à penetração em função da densidade do solo, do teor de água, do teor de argila e de matéria orgânica. Os modelos obtidos apresentaram coeficientes de determinação acima de 90%, o que indicou a adequação dos modelos para representar as relações entre os atributos associados à resistência do solo a penetração.

O teor de água no solo pode influenciar a resistência do solo a penetração originando índices críticos, restritivos ao desenvolvimento das culturas. Genro Junior, Reinert e Reichert (2004), trabalhando em um Latossolo Vermelho distroférico, observaram que a resistência mecânica do solo à penetração variou conjuntamente com o teor de água no solo em cada condição de compactação e que os valores críticos de resistência na camada de profundidade de 0,03 m a 0,23 m foram atingidos nos teores de água no solo entre 0,14 e 0,28 kg kg⁻¹.

A densidade do solo é um atributo que possui relação com a resistência do solo à penetração e com o desenvolvimento e distribuição do sistema radicular das culturas. Em um Latossolo Vermelho de textura média, Beutler et al. (2007) identificaram que ocorreu um decréscimo da produtividade da soja de aproximadamente 3,5 t ha⁻¹ para 2,6 t ha⁻¹ com valores de resistência do solo à penetração a partir de 2,33 MPa e de densidade do solo a partir de 1,51 Mg m⁻³, na camada de 0,03-0,30 m de profundidade.

O aumento da densidade do solo, promovido pela atividade de máquinas agrícolas, pode causar acréscimo da resistência do solo a penetração, que por sua vez, pode reduzir a condutividade hidráulica do solo em condições de saturação. No experimento utilizando-se colunas de solo acondicionadas em tubos de PVC de 25 cm de diâmetro e 40 cm de altura, Stone, Guimarães e Moreira (2002) identificaram que o acréscimo da densidade do solo provocou um decréscimo da porosidade total do solo e da macroporosidade.

Secco *et al.* (2004) constataram que o efeito da compactação do solo foi menor na camada de 0,0-0,10 m de um Latossolo Vermelho distroférico. Nesse estudo, os autores também observaram uma relação direta entre a densidade do solo e o volume de microporos com a resistência do solo a penetração e uma relação inversa entre a densidade e o volume de macroporos do solo.

O espaço poroso existente no solo é importante para o desenvolvimento da planta e para a infiltração da água no solo. Os macroporos (diâmetro maior do que 100 μ m) do solo são os responsáveis pelos processos de aeração e infiltração de água que ocorrem no solo sendo o principal espaço pelo qual o sistema radicular da planta se desenvolve. Os

microporos (diâmetro menor do que $30 \mu\text{m}$) são os principais responsáveis pela retenção e armazenamento de água no solo a qual será disponibilizada para a manutenção da demanda hídrica da planta (KHIL, 2005).

2.2 Espaço de estados

2.2.1 Série de Dados

As séries de dados temporais discretas são um conjunto de observações de uma dada variável coletadas ao longo do tempo no intuito de estudar o comportamento desta variável ou de algum fenômeno associado a ela. É comum fixar um intervalo de tempo Δt entre as observações, bem como explorar a dependência serial existente na série de observações. Os dados de uma série temporal discreta podem ser representados por modelos estatísticos com o objetivo de realizar inferências e previsões sobre o comportamento da variável em análise (REICHARDT e TIMM, 2008).

As séries temporais contínuas são obtidas quando é possível mensurar uma variável continuamente no tempo com intervalos de tempo entre as medidas suficientemente pequenos. Nestes casos, a obtenção de modelos estatísticos pode ser realizada fixando um intervalo de tempo para a coleta de dados construindo uma série discreta a fim de possibilitar a representação do fenômeno pelo modelo estatístico e permitir que inferências e previsões possam ser realizadas (REICHARDT e TIMM, 2008).

As séries de dados espaciais possuem a mesma característica das séries temporais, mas são observadas no espaço e não no tempo. O objetivo ao coletar e analisar séries espaciais são os mesmos das séries temporais, ou seja, realizar inferências e previsões das variáveis em estudo. A observação dessas séries pode ser empregada para avaliar as relações entre os atributos do solo (TIMM et al., 2004). Entre os modelos empregados para representar séries temporais e espaciais pode-se citar: AR: modelo auto-regressivo; MA: modelo média móvel; ARMA: modelo auto-regressivo de média móvel; ARIMA: modelo auto-regressivo integrado de média móvel; STATE-SPACE: modelo em espaço de estado.

As séries de dados temporais ou espaciais podem ser estacionárias ou não estacionárias. Uma série pode ser considerada estacionária quando os valores observados ao longo do tempo ou do espaço oscilam em torno da média dessa série. No caso de séries não estacionárias pode-se verificar que a dispersão dos valores observados indicam uma tendência (SHUMWAY, 1988).

2.2.2 Autocorrelação

A correlação entre as variáveis $Z_j(x_i)$ na posição x_i com $Z_j(x_i+h)$ na posição x_i+h , em que h é o espaçamento (também denominado *lag*) e $i = 0,1,2,\dots,k$ é o número de observações da variável Z_j , é denominada autocorrelação, pois relaciona a mesma variável em posições diferentes no tempo ou no espaço. Essa correlação entre um ponto e seu vizinho pode ser determinada por meio das Equações (1)-(2):

$$C_j(h) = \frac{1}{(n-1-h)} \left[\sum_{i=1}^{n-h} (Z_j(x_i) - \bar{Z}_j)(Z_j(x_i+h) - \bar{Z}_j) \right] \quad (1)$$

em que Z_j é a variável que está sendo estudada, $C_j(h)$ é a covariância entre $Z_j(x_i)$ e $Z_j(x_i+h)$, n é o número de pares $[Z_j(x_i), Z_j(x_i+h)]$ e \bar{Z}_j é a média aritmética da variável $Z_j(x)$ (LI et al, 2002; REICHARDT e TIMM, 2008).

O coeficiente de autocorrelação é obtido dividindo a covariância $C_j(h)$ pela variância S_j^2 amostral de $Z_j(x_i)$.

$$r_j(h) = \frac{C_j(h)}{S_j^2} \quad (2)$$

em que $r_j(h)$ é coeficiente de autocorrelação da variável Z_j com $-1 \leq r_j(h) \leq 1$ e S_j^2 a variância amostral de Z_j (REICHARDT e TIMM, 2008).

O gráfico de $r_j(h)$ obtido em função de $h = 0,1,\dots,k$ é chamado de autocorrelograma e fornece a variação do coeficiente de autocorrelação em função da distância (ou em função do número de lags h) que separa os dados observados. Se o valor de $r_j(h)$ decresce rapidamente para zero, as observações adjacentes da variável $Z_j(x_i)$ não são autocorrelacionadas e eles podem ser considerados independentes entre si (REICHARDT e TIMM, 2008).

2.2.3 Correlação cruzada

Considerando dois conjuntos de variáveis $Z_j(x_i)$ e $Z_u(x_i)$ distintos, observados no mesmo instante x_i , no caso de séries temporais ou no ponto x_i no caso de séries espaciais pode-se, também, estudar a estrutura espacial de correlação entre esses dados por meio do coeficiente de correlação cruzada $r_j^c(h)$. O gráfico da função de correlação cruzada,

analogamente ao que ocorre com a autocorrelação, correlaciona duas séries em que a primeira série no instante x_i está relacionada com a segunda série no instante $x_i + \Delta t$, em que Δt é o intervalo fixado entre as observações da série temporal. No caso de séries espaciais isso ocorre de modo análogo, a observação no ponto x_i será relacionada com a observação no ponto $x_i + h$, em que h é a distância entre as observações. O coeficiente de correlação cruzada é dado pela Equação (3):

$$r_{ju}^c(h) = \frac{C(Z_j(x_i), Z_u(x_i + h))}{\sqrt{S_{z_j}^2 S_{z_u}^2}} \quad (3)$$

em que $r_{ju}^c(h)$ é o coeficiente de correlação cruzada entre $Z_j(x_i)$ e $Z_u(x_i)$, $C(Z_j(x_i), Z_u(x_i + h))$ é a covariância entre $Z_j(x_i)$ e $Z_u(x_i)$, $S_{z_j}^2$ é a variância amostral da variável $Z_j(x_i)$ e $S_{z_u}^2$ é a variância amostral da variável $Z_u(x_i)$ (REICHARDT e TIMM, 2008).

O correlograma cruzado representa a correlação entre $Z_j(x_i)$ e $Z_u(x_i)$, considerando os pontos vizinhos. Deve-se observar que as autocorrelações entre $Z_j(x_i)$ e $Z_u(x_i)$ são idênticas às de $Z_u(x_i)$ e $Z_j(x_i)$. No entanto, para o caso da correlação cruzada, a correlação entre $Z_j(x_i)$ e $Z_u(x_i)$ é diferente de $Z_u(x_i)$ e $Z_j(x_i)$ (REICHARDT e TIMM, 2004).

Uma equação que pode ser utilizada para calcular os limites do intervalo de confiança no intuito de verificar até que *lag* as observações adjacentes de uma dada variável são espacialmente dependentes (autocorrelação) ou até que *lag* observações de duas variáveis são correlacionadas espacialmente (correlação cruzada) é a que utiliza a probabilidade acumulada p (por exemplo, para 95% de confiança) para uma distribuição normal padronizada (DAVIS, 1986) e o número de observações n da variável, tem-se que o Intervalo de Confiança (IC) é calculado pela Equação (4):

$$IC = \pm \frac{P}{\sqrt{n}} \quad (4)$$

2.2.4 Modelos em espaço de estados

Os modelos estatísticos em espaço de estados são modelos de regressão dinâmica empregados para obter representação de séries de dados temporais e espaciais.

O modelo em espaço de estados é uma forma de representar um sistema linear ou não linear a partir de um sistema de duas equações dinâmicas. A forma pela qual o vetor

das observações $Y(x_i)$ do processo é gerado em função do vetor de estado não observado $Z(x_i)$, denominada equação das observações, é dada pela Equação (5) para cada elemento $Y(x_i)$, para $i = 1, \dots, n$:

$$Y(x_i) = M_{ii}Z(x_i) + v_i \quad (5)$$

em que o elemento do vetor de observação $Y(x_i)$ é relacionado ao vetor de estado $Z(x_i)$ por meio do i -ésimo elemento da matriz de observação M e por um erro aleatório (ou ruído) de observação v_i (SHUMWAY, 1988).

A evolução dinâmica do vetor de estado não-observado $Z(x_i)$, denominada de equação de estado do sistema dado pela Equação (6), para cada elemento $Z(x_i)$ com $i = 1, \dots, n$:

$$Z(x_i) = \phi_{ii}Z(x_{i-1}) + w_i \quad (6)$$

em que o elemento do vetor de estado $Z(x_i)$ na posição x_i é relacionado ao mesmo na posição $(i-1)$ por meio dos elementos da matriz dos coeficientes de estado (matriz de transição ϕ_{ii}) e um erro aleatório (ou ruído) associado ao estado w_i . Assume-se que os erros aleatórios v_i e w_i são variáveis aleatórias normalmente distribuídas, independentes e não correlacionadas entre si para todas as defasagens, com média zero e variância constante σ_v^2 e σ_w^2 , respectivamente (SHUMWAY, 1988).

Hui et al. (1998) sugeriram o emprego da transformação, Equação 7, em cada uma das séries em estudo para que se possa avaliar a contribuição na estimativa dos dados de uma dada série em função das outras séries que compõem o sistema em análise:

$$Z_j^*(x_i) = \frac{[Z_j(x_i) - (m - 2S_j)]}{4S_j} \quad (7)$$

em que $Z_j^*(x_i)$ é o dado normalizado, $Z_j(x_i)$ é o dado medido, m é a média amostral de Z_j e S_j o desvio padrão amostral Z_j .

A normalização dos dados por meio da Equação (7) faz com que a magnitude dos coeficientes ϕ da matriz de transição Φ torne-se diretamente proporcional à contribuição

de cada variável na estimativa de $Z_j(x_i)$. A média da série transformada passa a ser de 0,5 e desvio padrão de 0,25 (DOURADO-NETO et al., 1999).

O *Applied Statistical Time Series Analysis* (ASTSA) é um programa desenvolvido para análise de séries temporais que permite a construção de vários modelos estatísticos para séries de dados temporais e espaciais. Dentre estes modelos, também encontra-se implementada a formulação em Espaço de Estados (SHUMWAY, 1988). A aplicação do ASTSA para a obtenção de modelos de Espaço de Estados pode ser realizada por meio de suposições de que os erros são independentes, identicamente distribuídos, com média zero e variância constante com vetor de $E(v_i) = 0$ e $E(w_i) = 0$.

O algoritmo recursivo implementado no ASTSA é inicializado por meio de valores da média e a variância de cada variável estudada bem como por meio do valor inicial para as matrizes dos coeficientes de transição Φ e de observação A . O ASTSA emprega um filtro recursivo, chamado de Filtro de Kalman, que permite a otimização das estimativas para os parâmetros do modelo por meio da minimização da média quadrada dos erros (KALMAN, 1960).

2.2.5 Critérios de seleção de modelos

A seleção de modelos de regressão pode ser realizada por meio do coeficiente de determinação que mede a variabilidade total da variável dependente que é explicada pelo modelo, isto é, mede a parcela da variação da variável dependente explicada pela variação das variáveis explicativas. O coeficiente de determinação, R^2 , pertence ao intervalo $[0;1]$, sendo que $R^2 = 1$ implica em ajuste perfeito. O coeficiente de determinação é definido (HILL; GRIFFITHS e JUDGE, 2003) como:

$$R^2 = \frac{SQR}{SQR + SQE} = \frac{SQR}{SQT} \quad (8)$$

em que $SQR = \sum_{i=1}^n (\hat{Z}(x_i) - m)^2$ é a soma de quadrados da regressão,

$SQE = \sum_{i=1}^n (Z(x_i) - \hat{Z}(x_i))^2$ soma de quadrados residual,

$SQT = SQR + SQE = \sum_{i=1}^n (\hat{Z}(x_i) - m)^2 + \sum_{i=1}^n (Z(x_i) - \hat{Z}(x_i))^2 = \sum_{i=1}^n (Z(x_i) - m)^2$ é a soma

de quadrados total. No cálculo do R^2 , quanto menor for o valor de SQE mais eficiente será o modelo, uma vez que a diferença entre os valores estimados e observados será menor e o valor de R^2 mais próximo de 1.

O critério de informação de Akaike (Akaike's Information Criterion – AIC) (AKAIKE, 1973) também pode ser empregado para avaliar modelos. O critério de Akaike busca demonstrar se dois modelos representam o conjunto de dados de modo satisfatório: com um modelo mais simples espera-se melhor desempenho na predição de valores. Portanto, o critério de Akaike busca simplicidade, penalizando a complexidade dos modelos de modo que se busca uma solução satisfatória entre o bom ajuste e o princípio da parcimônia.

O critério de Akaike é definido (AKAIKE, 1973) como:

$$AIC_{def} = -2l(\theta) + 2k \quad (9)$$

em que $l(\theta)$ é o logaritmo da função verossimilhança e k é o número de parâmetros do modelo. No caso normal clássico, eliminadas as constantes arbitrárias o AIC pode ser estimado por:

$$AIC = \ln\left(\frac{SQE}{n}\right) + 2k \quad (10)$$

em que $SQE = \sum_{i=1}^n (Z(x_i) - \hat{Z}(x_i))^2$ é a soma de quadrados residual, k é o número de parâmetros do modelo e n é o número de elementos amostrais (AKAIKE, 1973).

Ao utilizar o AIC para escolher o modelo deve-se selecionar àquele que apresentar menor valor de AIC .

2.3 Geoestatística

A variabilidade espacial dos atributos do solo pode influenciar a produtividade das culturas. Segundo Vieira et al. (1983), para um determinado atributo do solo que varia em uma área com algum grau de continuidade, identificado por meio da dependência espacial, o emprego da estatística tradicional deve ser substituído pela geoestatística.

Ao conjunto de procedimentos estatísticos que são aplicados em estudos cujos dados são referenciados no espaço, considerando não apenas o valor observado, mas também a característica de que observações mais próximas geograficamente tendem a possuir valores mais parecidos, chama-se de geoestatística (RIBEIRO JUNIOR, 1995).

Johann et al. (2004) empregou geoestatística para a construção de mapas temáticos para as variáveis de produtividade da soja, densidade do solo, teor de água no solo e

resistência do solo a penetração nas camadas 0,0-0,10 m, 0,10-0,20 m e 0,20-0,30 m, para modelar a variabilidade espacial dos atributos.

Uribe Opazo e Kavanagh (2006) estudaram modelos teórico para semivariogramas experimentais utilizados para modelar a estrutura de dependência espacial de dados obtidos em campo.

Faraco et al. (2008) ao avaliar a qualidade de ajuste de modelos teóricos espaciais segundo o Critério de Informação de Akaike, de Filliben, de Validação Cruzada e o valor máximo do logaritmo da função verossimilhança em dados de umidade do solo, densidade do solo e resistência do solo à penetração nas camadas 0,0-0,10 m, 0,10-0,20 m e 0,20-0,30 m e de produtividade da soja detectaram que o método de Validação Cruzada foi o mais adequado para seleção do melhor modelo.

Borssoi et al. (2009) empregaram técnicas de diagnósticos para avaliar a sensibilidade dos estimadores de máxima verossimilhança e máxima verossimilhança restrita a pequenas perturbações nos dados e ampliar a qualidade dos mapas temáticos.

Parfitt et al. (2009) empregaram geoestatística para avaliar a variabilidade espacial de atributos químicos, físicos e biológicos em uma área com solo de várzea com produção de arroz.

Os trabalhos citados acima apresentam a importância de considerar a estrutura de variabilidade dos atributos do solo e da planta.

2.3.1 Variável regionalizada

A variável regionalizada é distribuída no espaço ou no tempo e seus valores são relacionadas de algum modo com a posição espacial (GUERRA, 1988). A Teoria das Variáveis Regionalizadas, desenvolvida por Matheron (1963), descreve que alguma medida pode ser considerada como realização de uma função aleatória, ou processo estocástico.

Em geoestatística os elementos amostrais mais próximos possuem maior dependência do que os mais distantes (CRESSIE, 1993).

A teoria das variáveis regionalizadas considera em $S \subset R^2$, no qual se tem um conjunto de valores medidos $\{z(x_{ij}), x_{ij} = (u_i, v_j) = x \in S; i = 1, 2, \dots, n_1, j = 1, 2, \dots, n_2\}$ em que $n = n_1 \times n_2$ é o número de elementos amostrais. Para uma dada posição S_{kl} , cada valor medido da variável em estudo, $z(x_{kl})$, pode ser considerado como uma realização de uma certa variável aleatória $Z(x_{kl})$, que por sua vez, pode ser considerada uma realização do conjunto de variáveis aleatórias $\{Z(x_{ij}), \forall x_{ij} \in S\}$, denominado $Z(x)$ conhecida como variável regionalizada (URIBE-OPAZO et al., 2007).

2.3.2 Semivariograma

A dependência espacial de uma variável regionalizada pode ser avaliada por meio do semivariograma experimental que é um gráfico obtido com a função de semivariância $\gamma(h)$ definida como a metade da esperança matemática do quadrado da diferença do valor da variável regionalizada Z observada em dois pontos separados, no espaço, por um vetor h , sendo dada pela Equação (11):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E[(Z(x) - Z(x+h))^2] \quad (11)$$

em que $x \in S \subset R^2$.

A função de semivariância $\gamma(h)$ é estimada e os estimadores mais comuns são: o estimador clássico de Matheron (1963) e o estimador de Cressie e Hawkins (1980), definidos pelas Equações (12) e (13), respectivamente:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i+h)]^2 \quad (12)$$

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{\left\{ \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} |Z(x_i) - Z(x_i+h)|^{\frac{1}{2}} \right\}^4}{0,457 + \frac{0,494}{N(h)}} \quad (13)$$

em que $\hat{\gamma}(h)$ é a semivariância estimada, $N(h)$ é o número de pares de dados $[(Z(x_i), Z(x_i+h))]$, utilizados na estimativa, e h a distância entre as observações das variáveis aleatórias $Z(x_i)$.

Segundo Ribeiro Junior (1995) o estimador de Matheron é afetado por observações atípicas, principalmente as que produzem distribuições de caudas pesadas. Nestes casos recomenda-se o emprego do estimador de Cressie e Hawkins, Equação (13).

Os parâmetros estimados no semivariograma são: efeito pepita (C_0) que revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre os elementos amostrais, sendo que no cálculo do semivariograma a medida que a distância h aproxima-se de zero, o valor do semivariograma aproxima-se do valor do efeito

pepita, positivo; contribuição (C_1), também chamada de variância de dispersão que representa a diferença entre valores de uma variável tomada em dois pontos cuja distâncias são cada vez maiores; alcance (a) que é a distância na qual os elementos amostrais apresentam autocorrelação espacial, ou seja, o valor do alcance indica a distância de dependência espacial entre os elementos amostrais e a partir do qual as amostras são consideradas não correlacionadas; patamar ($C_1 + C_0$) que é o valor no qual o semivariograma estabiliza-se.

Na construção do semivariograma experimental, além da escolha de um estimador para a semivariância deve-se também escolher a distância máxima até a qual o semivariograma será construído. Essa distância de corte é definida como *cutoff* e pode ser definida de acordo com o bom senso do pesquisador.

No semivariograma experimental também é importante o número de pares que serão usados no cálculo das semivariâncias, sendo que segundo Journel e Huijbregts (1978), Guerra (1988) e Wollenhaupt et al. (1997) são sugeridos um mínimo de 30 pares, enquanto Webster e Oliver (1990) sugere um número mínimo de 100 pares.

2.3.3 Modelos teóricos de semivariograma

Os modelos teóricos com patamar são os comumente empregados no ajuste de um semivariograma experimental. Como exemplo pode-se citar os modelos esférico, exponencial e gaussiano.

a) Modelo esférico

O modelo esférico apresenta até um terço do alcance comportamento linear com um aumento rápido atinge o patamar a dois terços do alcance. Esse modelo é válido em R , R^2 e R^3 (CRESSIE, 1993) e é definido pela Equação (14):

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0, & h = 0 \\ C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right], & 0 < h \leq a \\ C_0 + C_1, & h > 0 \end{cases} \quad (14)$$

Pannatier (1996) destaca o comportamento linear desse modelo de semivariograma para pequenos valores de h e observa que a tangente a origem (reta que intercepta o eixo-y em C_0 e tangente aos primeiros pontos próximos de $h = 0$) atinge o patamar a dois terços do alcance. O modelo esférico não tem segunda derivada por conseguinte não permite a realização de análises de diagnóstico.

b) Modelo exponencial

O modelo exponencial possui comportamento aproximadamente linear na origem e atinge o patamar assintoticamente com o alcance prático definido como a distância na qual o valor estimado pelo modelo é 95% de C_1 (ISAACS e SRIVASTAVA, 1989), com alcance prático sendo $a = 3d$. Esse modelo é válido em R , R^2 e R^3 (CRESSIE, 1993) e é definido pela Equação (15):

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0, & h = 0 \\ C_0 + C_1 \left[1 - \exp\left(-\frac{h}{\phi_3}\right) \right], & 0 < h \leq d \\ C_0 + C_1, & h > d \end{cases} \quad (15)$$

Pannatier (1996) também verificou que a tangente à origem atinge o patamar a um terço do alcance, isto é, $a = 3d$. A diferença fundamental entre o modelo exponencial e o esférico é que o exponencial atinge o patamar apenas assintoticamente, enquanto que o modelo esférico o atinge no valor do alcance.

c) Modelo gaussiano

O modelo Gaussiano é um modelo transitivo, muitas vezes usado para modelar fenômenos extremamente contínuos. Esse modelo atinge o patamar assintoticamente e o parâmetro a é definido como o alcance prático na distância em que o valor estimado pelo modelo é 95% do patamar. O modelo Gaussiano é caracterizado por um comportamento parabólico próximo da origem (ISAACS e SRIVASTAVA, 1989). Esse modelo é válido em R , R^2 e R^3 (CRESSIE, 1993) e é definido pela Equação (16):

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0, & h = 0 \\ C_0 + C_1 \left[1 - \exp\left(-\frac{h}{\phi_3}\right)^2 \right], & 0 < h \leq d \\ C_0 + C_1, & h > d \end{cases} \quad (16)$$

O modelo atinge assintoticamente o patamar e o alcance prático é dado por $a = \sqrt{3} \cdot d$.

Para a análise do grau de dependência espacial entre observações de uma dada variável regionalizada pode-se utilizar uma avaliação quantitativa da variabilidade espacial

chamada de coeficiente efeito pepita relativo (ε), que é a relação percentual entre o efeito pepita (C_0) e o patamar (C_1+C_0) e é definido pela Equação (17):

$$\varepsilon = \frac{C_0}{(C_1 + C_0)} \times 100 \quad (17)$$

Quanto maior este coeficiente, menor a variabilidade espacial. O coeficiente de efeito pepita com valor até 25% é classificado como de forte dependência espacial, entre 25% e 75% como moderado e acima de 75% como de fraca dependência espacial (CAMBARDELLA et al., 1994).

Um dos recursos da geoestatística são os gráficos de post-plot, através dos quais avalia-se a tendência direcional dos dados (RIBEIRO JUNIOR, 1995). Nesses gráficos os valores são classificados dentro dos intervalos (valor mínimo até o primeiro quartil; primeiro quartil até a mediana; mediana até o terceiro quartil; terceiro quartil até o valor máximo) e permitem identificar quando existe uma tendência direcional nos dados, indicada pelo acréscimo ou decréscimo dos valores em uma direção.

Os gráficos de envelopes auxiliam na identificação, de forma exploratória, da continuidade espacial da variável regionalizada (DIGGLE e RIBEIRO JUNIOR, 2007). As semivariâncias fora dos limites de variações, independentes da localização dos dados, indicam que os dados possuem alguma continuidade espacial e que existe variabilidade espacial nas variáveis em estudo.

2.3.4 Métodos de estimação dos modelos

No ajuste de modelos teóricos a semivariogramas experimentais é necessário o emprego de um método estatístico para estimar os parâmetros efeito pepita (C_0), contribuição (C_1) e alcance (a) do modelo. Dentre os métodos apresentados na literatura encontram-se os métodos de mínimos quadrados ordinários (OLS), mínimos quadrados ponderados (WLS1), máxima verossimilhança (ML) e máxima verossimilhança restrita (MLR) (URIBE-OPAZO et al., 2007). O método OLS e WLS1 são definidos, respectivamente, pelas Equações (18) e (19) como:

$$\sum_{j=1}^d (\hat{\gamma}(h_j) - \gamma(h_j, \hat{\theta}))^2 \quad (18)$$

$$\sum_{j=1}^d w_j (\hat{\gamma}(h_j) - \gamma(h_j, \hat{\theta}))^2 \quad (19)$$

em que d é o número de semivariâncias estimadas do semivariograma experimental, $\hat{\gamma}(h_j)$ é o valor estimado da semivariância, $\gamma(h_j, \hat{\theta})$ é o valor da semivariância estimada pelo modelo teórico ajustado, $\hat{\theta}$ é o parâmetro a ser estimado, w_j são os pesos atribuídos às j semivariâncias do semivariograma experimental em função da distância h_j e é utilizado $w_j = N(h)$ o número de pares na distância h .

O método de estimação de ML que segundo Cox e Hinkley (1974) é considerado um estimador assintoticamente normal, não viciado e eficiente busca maximizar a função de densidade de probabilidade conjunta do processo $Z(x)$, em relação aos efeitos fixos do processo estacionário e aos componentes de efeitos aleatórios.

O método MLR para a estimativa dos parâmetros desconhecidos busca maximizar o logaritmo da função de verossimilhança restrita, também chamada de função log-verossimilhança restrita (CRESSIE, 1993).

2.3.5 Critério de validação cruzada

A validação cruzada é uma técnica estatística para avaliar erros de estimativas e comparar valores estimados e observados tendo como informação a amostra de dados (ISAAKS e SRIVASTAVA, 1989).

O método de validação cruzada retira o valor de uma amostra, em uma localização, temporariamente e substitui o valor retirado por um valor estimado por krigagem considerando os pontos restantes no conjunto de dados. O valor estimado é, então, comparado com o valor observado retirado do conjunto de dados. O procedimento é repetido para todas as amostras disponíveis e é chamado de método de “deixar-um-fora” (ISAAKS e SRIVASTAVA, 1989).

Espera-se que os erros das estimativas, Equação (20), tenham média nula, variância unitária e distribuição normal de probabilidade.

$$\varepsilon(x_i) = Z(x_i) - \hat{Z}(x_i) \quad (20)$$

em que $\hat{Z}(x_i)$ é o valor estimado por krigagem sem a observação $Z(x_i)$.

A comparação entre os modelos, em cada método de ajuste, pode ser realizada por meio do erro médio (EM), do erro médio reduzido (\overline{ER}), do desvio padrão do erro médio (SEM), do desvio padrão do erro reduzido (SER) e do erro absoluto (EA) (McBRATNEY e WEBSTER, 1986; CRESSIE, 1993).

O erro médio é definido pela Equação (21) por:

$$EM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z(x_i) - \hat{Z}(x_i)) \quad (21)$$

em que n é o número de elementos amostrais, $Z(x_i)$ é o valor observado em s_i , $\hat{Z}(x_i)$ é o valor predito por krigagem em x_i , sem considerar a observação $Z(x_i)$.

O erro médio reduzido é definido (McBRATNEY e WEBSTER, 1986; CRESSIE, 1993), pela Equação (22), como:

$$\overline{ER} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Z(x_i) - \hat{Z}(x_i)}{\sigma(x_i)} \quad (22)$$

em que $\sigma(x_i)$ é o desvio padrão da krigagem em x_i , sem considerar a observação $Z(x_i)$.

O desvio padrão dos erros reduzidos é definido, Equação (23), como:

$$SER = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Z(x_i) - \hat{Z}(x_i)|}{\sigma(x_i)}} \quad (23)$$

O erro absoluto é calculado, uma vez que o conjunto de valores observados e preditos por krigagem estejam disponíveis, pela Equação (24):

$$EA = \sum_{i=1}^n |\hat{Z}(x_i) - Z(x_i)| \quad (24)$$

Para a seleção do melhor modelo ajustado por validação cruzada, aplicando-se a condição de não tendenciosidade deve-se ter em conta que os valores do EM e \overline{ER} devem ser mais próximos de zero, (SEM) menor e (SER) mais próximo de um e EA menor (McBRATNEY e WEBSTER, 1986; CRESSIE, 1993; FARACO et al., 2008; MELLO et al., 2005).

2.3.6 Krigagem ordinária

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 em conta a dependência estocástica entre os dados espacialmente distribuídos.

É possível interpolar os valores em qualquer posição no campo de estudo, sem tendência e com variância mínima, desde que se conheça o semivariograma da variável em estudo e que exista dependência espacial entre as amostras (VIEIRA, 1998).

A krigagem, considerada um interpolador ótimo em função de suas propriedades estatísticas (JOURNEL e HUIJBREGTS, 1978), é um interpolador estatístico que estima valores em locais não amostrados a partir de dados provenientes de pontos amostrados. Esse procedimento utiliza a estrutura de variância espacial detectada no semivariograma. Considerando uma variável $Z_j(x_i)$ com $i = 1, 2, \dots, n$ em que n é o número de observações espaçadas por uma distância h na região Ω da variável j . Para estimar o valor de um ponto não observado da variável j , por exemplo, $Z_j^*(x_0)$, pode-se empregar a interpolação, Equação (25) como:

$$Z_j^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z_j(x_i) \quad (25)$$

em que $Z_j^*(x_0)$ é o valor estimado em x_0 não observado, λ_i são os pesos associados a cada valor $Z_j(x_i)$ observado. Para garantir que o estimador seja não tendencioso com variância mínima é necessário que ocorra a condição dada pela Equação (26), como:

$$\sum_{i=1}^k \lambda_i = 1 \quad (26)$$

A restrição imposta na Equação (29) faz com que seja nulo o erro médio, proveniente da hipótese do processo ser intrinsecamente estacionário definido pela Equação (27):

$$E[Z(x_0) - \hat{Z}(x_0)] = \mu - \mu \sum_{i=1}^n \lambda_i = \mu \left(1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i \right) \quad (27)$$

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Localização e caracterização da área experimental

Os experimentos necessários para a aquisição dos dados foram realizados no Sítio Santo Antônio lote rural nº 339-A, gleba Munhoz da Rocha, Município de Braganey – PR, Comarca de Corbélia. As coordenadas geográficas são: 24,54° latitude Sul e 53,08° longitude Oeste de Greenwich, altitude média 750 m. O clima da região é temperado mesotérmico e superúmido. O solo da região foi classificado como Latossolo Vermelho distroférico, substrato basalto e relevo suavemente ondulado (EMBRAPA, 2006). A área do experimento vem sendo cultivada há mais de cinco anos, com alternância entre as culturas de soja no verão e trigo no inverno, empregando-se o sistema de plantio direto. Na área experimental foram demarcados 84 elementos amostrais, com espaçamento de 3 m entre si, ao longo de uma transeção de 252 m, Figura 1. Os pontos foram demarcados com o auxílio de uma trena e georreferenciados com auxílio de GPS (Global Positioning System).

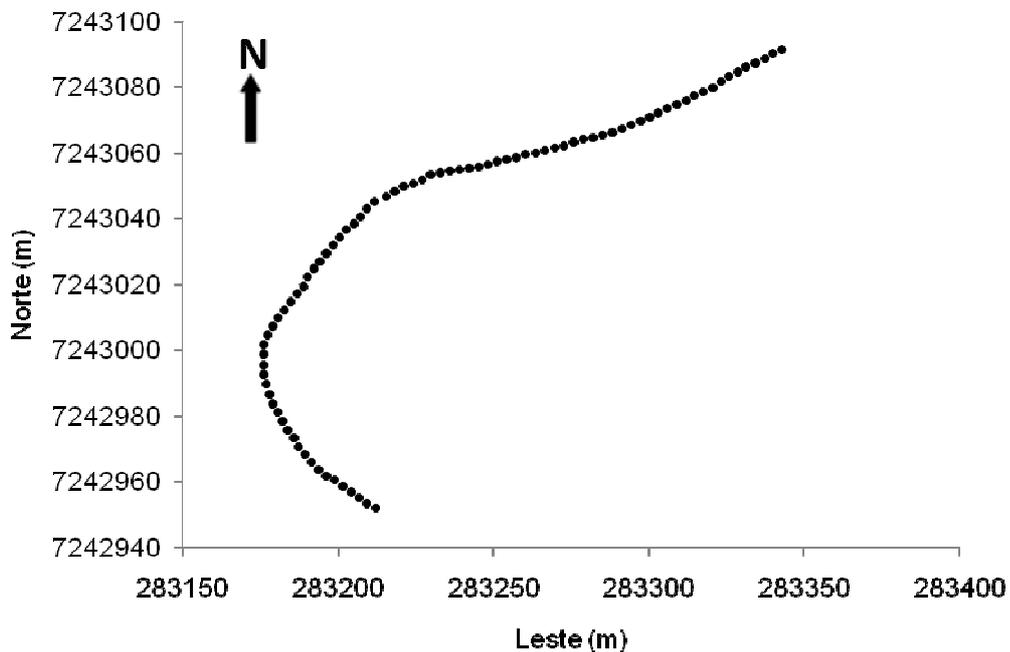


Figura 1 Coordenadas UTM dos pontos amostrais na área experimental.

Na Tabela 1 são apresentados os valores para caracterização física e química do solo da área experimental.

Tabela 1 Caracterização física e química do solo da área experimental

Atributo	Resultados
Areia (%)	20
Silte (%)	25
Argila (%)	55
pH (H ₂ O)	5,79
Ca (cmol _c dm ⁻³)	3,29
Mg (cmol _c dm ⁻³)	0,86
K (cmol _c dm ⁻³)	0,54
P (mg dm ⁻³)	2,40
CTC (cmol _c dm ⁻³)	12,64
V (%)	36,68
MO (g dm ⁻³)	47,58

Nota: Ca: cálcio; Mg: magnésio; K: potássio; P: fósforo; CTC: capacidade de troca de cátions; V: saturação por bases; MO: matéria orgânica.

3.2 Amostragem e obtenção de dados

Os dados experimentais foram obtidos na época de colheita da soja, sendo determinadas as seguintes variáveis: produtividade da soja (t ha⁻¹), teor de água no solo (kg kg⁻¹), resistência do solo à penetração (MPa), macroporosidade (m³ m⁻³), microporosidade (m³ m⁻³), porosidade total do solo (m³ m⁻³), densidade do solo (Mg m⁻³) nas camadas de 0,0-0,10 m e 0,10-0,20 m de profundidade.

3.2.1 Produtividade da soja (t ha⁻¹)

A unidade de análise em cada ponto de amostragem foi delimitada com auxílio de um quadro com um metro de lado, posicionado com o ponto de referência no centro do quadrado em cada ponto amostral ao longo da transeção.

A soja pertencente à unidade de análise foi colhida e depois da coleta as amostras foram trilhadas e peneiradas para a limpeza dos detritos. Com o número de grãos de soja determinados, foi feita a medida de sua massa em uma balança digital com precisão de 0,01 g e os valores convertidos em t ha⁻¹.

3.2.2 Teor de água no solo (kg kg⁻¹)

Para a determinação do teor de água no solo foram coletadas amostras deformadas em cada ponto ao longo da transeção. As amostras foram acondicionadas em sacos plásticos, devidamente identificadas e conduzidas ao laboratório. No laboratório, as amostras foram transferidas para as cápsulas devidamente identificadas, pesadas com uma balança digital com precisão de 0,01 g e levadas para a estufa a 105 °C, por um período mínimo de 24 horas. Retiradas da estufa após esse período, as cápsulas foram pesadas para obter a massa de solo seco, seguindo a metodologia descrita no Manual de Métodos e Análises de Solo da EMBRAPA (1999).

Com os dados obtidos foi determinado o teor de água no solo das amostras, pela Equação (31):

$$US = \frac{MBU - MBS}{MBS - Tara} \times 100 \quad (31)$$

em que *US* é o teor de água no solo na base de massa (kg kg⁻¹), *MBU* é a massa bruta úmida (kg) (solo úmido + tara da cápsula), *MBS* é a massa bruta seca (kg) (solo seco + tara da cápsula) e *Tara* é a massa da cápsula (kg).

3.2.3 Resistência do solo à penetração (MPa)

A resistência mecânica do solo à penetração (RSP), em cada um dos pontos amostrais ao longo da transeção, foi registrada com o uso de um penetrógrafo SOIL CONTROL – PENETROGRAPHER^{PAT} SC-60, sendo realizadas quatro repetições em cada ponto e calculada a média aritmética das quatro repetições nas camadas de 0,0-0,10 m e 0,10-0,20 m. A resistência do solo à penetração foi determinada conjuntamente com a coleta das amostras para a determinação do teor de água no solo.

3.2.4 Macroporosidade, microporosidade e porosidade total (m³ m⁻³)

Para a determinação dos atributos macroporosidade, microporosidade e porosidade total do solo, nas camadas de 0,0-0,10 m e de 0,10-0,20 m de profundidade, foram empregados os métodos do anel volumétrico e da mesa de tensão (KIEHL, 1979).

Para a determinação destes atributos, foi coletada uma amostra com estrutura preservada, por meio de um cilindro volumétrico, em cada ponto e em cada profundidade, totalizando um número de 168 amostras ao longo da transeção.

Após ser coletada em campo e transportada para o laboratório, cada amostra de solo foi saturada em água por 24 horas, pesada e colocada em uma mesa de tensão sob sucção de 0,60 m de coluna de água, por 48 horas. Retirada da mesa de tensão, cada amostra foi pesada e colocada na estufa a 105 °C, por 24 horas. Depois dessa etapa, foi novamente pesada. Com esses procedimentos e pelo método da diferença de pesagem, foram determinados os valores dos atributos macroporosidade, microporosidade e porosidade total do solo.

3.2.5 Densidade do solo (Mg m^{-3})

A densidade do solo pode ser definida como a relação existente entre a massa de uma amostra de solo seco em estufa, a 105 °C por 24 horas, e a soma dos volumes ocupados pelas partículas e pelos poros dessa amostra, sendo obtida pela Equação (32):

$$D_s = \frac{m_s}{V_T} \quad (32)$$

em que, D_s é a densidade do solo (Mg m^{-3}); m_s é a massa do solo seco (Mg) e V_T é o volume total (m^3). Ela foi determinada a partir das mesmas amostras de solo do item anterior.

3.4 Análise dos dados

Os modelos matemáticos utilizados para representar os semivariogramas experimentais neste estudo foram o gaussiano, o esférico e o exponencial e o ajuste foi realizado pelos métodos de estimação de mínimos quadrados ordinários, mínimos quadrados ponderados, máxima verossimilhança e máxima verossimilhança restrita para as variáveis em estudo. A seleção do melhor modelo foi realizada pelo critério da validação cruzada e o coeficiente de Akaike.

No estudo da relação entre as variáveis estudadas foram utilizados os gráficos autocorrelogramas para identificar a estrutura de dependência espacial entre observações adjacentes de uma variável e os correlogramas cruzadas para verificar a ocorrência de correlação entre as observações adjacentes de duas variáveis. Uma vez caracterizada essa estrutura de dependência entre as variáveis foram utilizados os modelos autoregressivos em espaço de estado que permitem quantificar a contribuição exercida das variáveis explicativas sobre a explicada (TIMM et al., 2004). A eficiência dos modelos em espaço de estados foi comparada com os modelos de regressão linear simples e múltipla equivalentes.

Para analisar os dados e identificar a possível estrutura de dependência espacial das variáveis regionalizadas físico-hídricas do solo e da planta (produtividade de soja) e obter estimativas para os pontos não amostrados por meio de interpolação por krigagem ordinária, bem como para construir os modelos estatísticos para representação das variáveis, utilizou-se os seguintes programas computacionais: ASTSA (Applied Statistical Time Series Analysis), Minitab 15.0, OpenOffice Planilha Eletrônica e R.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Estatísticas descritivas das variáveis

Na Tabela 2 apresentam-se as estatísticas descritivas dos dados observados (Anexo A) ao longo da transeção da produtividade da soja (PD) e dos atributos do solo: resistência do solo à penetração na camada 0,0-0,10 m (RSP1) e na camada 0,10-0,20 m (RSP2); densidade do solo na camada 0,0-0,10 m (DS1) e na camada 0,10-0,20 m (DS2); teor de água no solo na camada 0,0-0,10 m (US1) e na camada 0,10-0,20 m (US2); microporosidade na camada 0,0-0,10 m (MI1) e na camada 0,10-0,20 m (MI2); macroporosidade na camada 0,0-0,10 m (MA1) e na camada 0,10-0,20 m (MA1) e da porosidade total na camada 0,0-0,10 m (PT1) e na camada 0,10-0,20 m (PT2).

A produtividade média de soja no ano agrícola 2008/2009 na área experimental foi de 2,79 t ha⁻¹, valor este acima da média do Estado do Paraná de 2,34 t ha⁻¹ e do Brasil de 2,627 t ha⁻¹ (CONAB, 2009). O coeficiente de variação (CV) que indica a homogeneidade dos dados em relação a média foi de 15,5% indicando que os dados apresentaram homogeneidade média (GOMES, 2000).

Analisando os valores de CV na Tabela 2 verifica-se que, em relação às respectivas médias, as séries de RSP2 e US2 apresentam homogeneidade média com CV entre 10 e 20%. Já as séries DS1, DS2, US1, MI1, MI2, PT1 e PT2 (CV inferior a 10%) apresentam homogeneidade alta; as séries RSP1, MA1 e MA2 com CV superior a 30% possuem heterogeneidade em relação as respectivas médias (GOMES, 2000).

Por meio dos coeficientes de assimetria e curtose pode-ser observar o comportamento da distribuição das variáveis estudadas e analisar a aproximação dos dados observados de cada variável com a distribuição normal de probabilidade. Para coeficientes de assimetria positivos (negativos) verifica-se a concentração de valores na zona de valores reduzidos (elevados). No caso da curtose que verifica o “achatamento” da curva se observa que para coeficientes de curtose maior do que zero a curva é “afunilada” e dita leptocúrtica e nos casos em que é menor do que zero a curva é “achatada” e dita platicúrtica.

Tabela 2 Estatística descritiva das variáveis produtividade da soja (PD), resistência do solo à penetração (RSP), densidade do solo (DS), teor de água no solo (US), microporosidade (MI), macroporosidade (MA) e porosidade total (PT), nas camadas de 0,0-0,10 m e 0,10-0,20 m

Variável	N	Mín.	Q ₁	Med.	Q ₃	Máx.	Média	DP%	CV	A	K
PD (t ha ⁻¹)	84	1,81	2,49	2,74	3,06	3,80	2,79	0,43	15,46	0,31	-0,05
RSP1 (MPa)	84	1,74	2,48	3,18	3,56	4,27	3,06	0,64	21,09	-0,19	-0,90
RSP2 (MPa)	84	2,19	3,36	3,85	4,34	5,75	3,86	0,66	17,17	0,09	0,21
DS1 (Mg m ⁻³)	84	1,11	1,22	1,26	1,29	1,38	1,25	0,06	4,54	-0,19	-0,32
DS2 (Mg m ⁻³)	84	1,10	1,18	1,23	1,29	1,42	1,23	0,07	5,74	0,28	-0,51
US1 (kg kg ⁻¹)	84	0,20	0,24	0,26	0,27	0,31	0,26	0,02	9,56	-0,13	-0,37
US2 (kg kg ⁻¹)	84	0,21	0,25	0,28	0,30	0,35	0,27	0,03	11,90	-0,04	-0,41
MI1 (m ³ m ⁻³)	84	0,42	0,45	0,47	0,49	0,54	0,47	0,03	5,60	0,29	-0,07
MI2 (m ³ m ⁻³)	84	0,42	0,46	0,48	0,49	0,55	0,48	0,03	5,65	0,32	-0,35
MA1 (m ³ m ⁻³)	84	0,03	0,10	0,12	0,15	0,23	0,12	0,04	36,21	0,17	-0,19
MA2 (m ³ m ⁻³)	84	0,04	0,09	0,11	0,14	0,23	0,11	0,04	35,99	0,66	0,03
PT1 (m ³ m ⁻³)	84	0,53	0,57	0,59	0,60	0,64	0,59	0,03	4,44	0,04	-0,55
PT2 (m ³ m ⁻³)	84	0,54	0,57	0,59	0,60	0,63	0,59	0,02	3,61	-0,22	-0,04

Nota: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q₁: primeiro quartil Med.: mediana; Q₃: terceiro quartil; DP: desvio padrão; CV: coeficiente de variação; A: assimetria; K: curtose.

Na Figura 2 apresenta-se o gráfico de *Box-plot* para os dados de produtividade da soja, indicando a ausência de pontos discrepantes nesse gráfico.

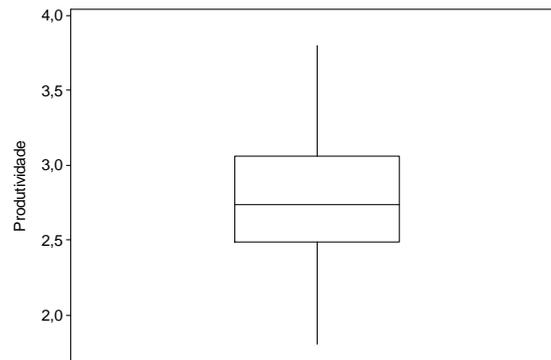


Figura 2 Gráfico de Box-plot da variável produtividade da soja (PD).

Na Figura (3a) são apresentados os gráficos de *Box-plot* para os dados RSP1 e RSP2. Em ambas as camadas estudadas não foram detectados, por meio do gráfico de *Box-plot* pontos discrepantes de RSP. Os coeficientes de correlação linear de Pearson e não linear de Spearman (Tabelas 2-5) indicam correlação negativa entre a variável produtividade da soja com as variáveis RSP1 e RSP2. Os resultados são similares aos obtidos por Beutler, Centurion e Roque (2004b) e Johann et al. (2004).

Na Figura (3b) apresentam-se os gráficos de *Box-plot* para os dados de DS1 e DS2. Para ambas as camadas consideradas não foram detectados pontos discrepantes de densidade do solo. De acordo com Stone, Guimarães e Moreira (2002) o acréscimo da densidade do solo provoca um decréscimo da porosidade do solo. Esse resultado também foi obtido neste estudo, por meio do coeficiente de correlação linear de Pearson e não linear de Spearman (Tabelas 2-5) em que se verificou correlação negativa entre DS1 e DS2 com PT1 e PT2.

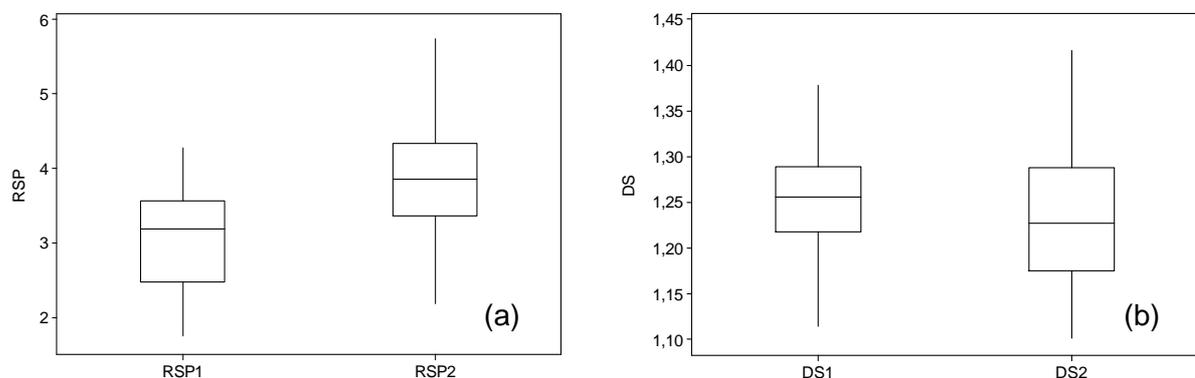


Figura 3 Gráficos de Box-plot: variável resistência do solo à penetração nas camadas 0,0-0,10 m (RSP1) e 0,10-0,20 m (RSP2) de profundidade (a); variável densidade do solo nas camadas 0,0-0,10 m (DS1) e 0,10-0,20 m (DS2) de profundidade (b).

Na Figura (4a) apresentam-se os gráficos de *Box-plot* para os dados de US1 e US2 podendo-se observar que os valores de US2 são mais elevados do que de US1. Também não foram detectados, por meio do gráfico de *Box-plot*, pontos discrepantes em ambas as camadas de solo estudadas. Segundo Pereira et al. (2002) e Souza et al. (2006) o teor de água no solo influencia a resistência do solo à penetração. Neste estudo, obteve-se um resultado similar, uma vez que tanto o coeficiente de correlação linear de Pearson como o não linear de Spearman (Tabelas 2-5) indicaram correlação negativa entre US1 e US2 com RSP1 e RSP2.

Na Figura (4b) apresentam-se os gráficos de *Box-plot* para os dados de MI1 e MI2. Para ambas as camadas consideradas não foram detectados, por meio do gráfico de *Box-plot*, pontos discrepantes de MI. O coeficiente de correlação linear de Pearson e não linear de Spearman (Tabelas 2-5) indicou uma correlação negativa entre MI1 e MI2 com RSP1 e RSP2. Esse resultado não está em concordância com o obtido por Secco et. al. (2004) que encontraram relação direta entre o volume de microporos e a resistência do solo a penetração.

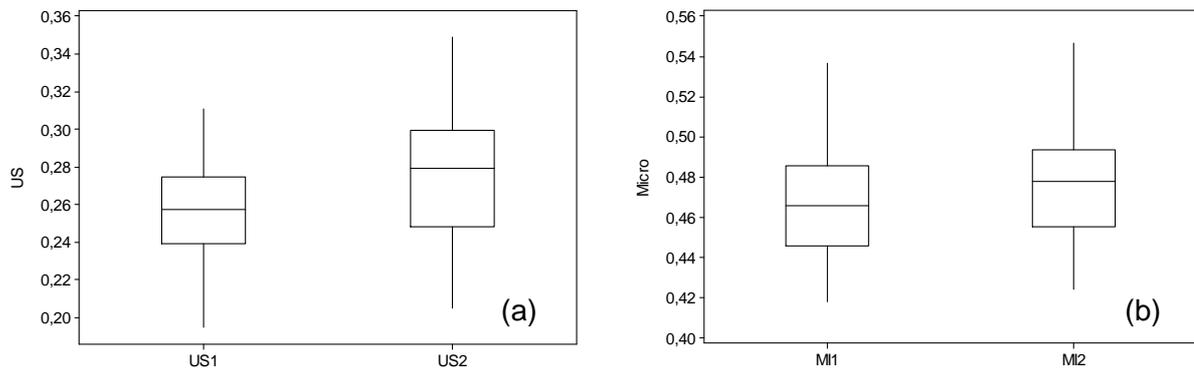


Figura 4 Gráficos de *Box-plot*: variável teor de água no solo nas camadas 0,0-0,10 m (US1) e 0,10-0,20 m (US2) de profundidade (a); variável microporosidade do solo nas camadas 0,0-0,10 m (MI1) e 0,10-0,20 m (MI2) de profundidade (b).

Os gráficos de *Box-plot* para os dados de MA1 e MA2 são apresentados na Figura (5a). Para ambas as camadas consideradas não foram detectados, por meio do gráfico de *Box-plot*, pontos discrepantes. O coeficiente de correlação linear de Pearson e não linear de Spearman (Tabelas 2-5) indicaram uma correlação negativa entre a densidade do solo e o volume de macroporos do solo nas camadas de 0,0-0,10 m e 0,10-0,20 m. Secco et al. (2004) obtiveram resultados similares, uma vez que identificaram uma relação inversa entre a densidade do solo e o volume de microporos do solo.

Na Figura (5b) apresentam-se os gráficos de *Box-plot* para os dados de PT1 e PT2. Por meio desses gráficos não foram identificados pontos discrepantes para de PT1 e PT2.

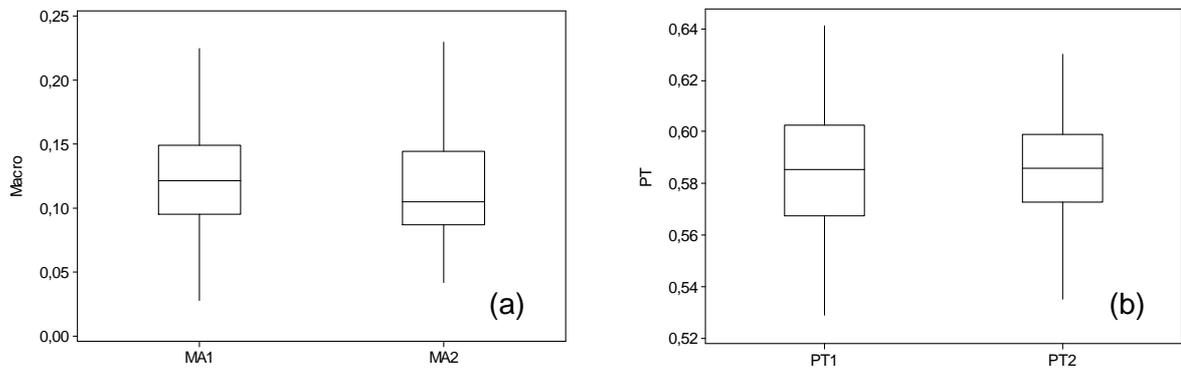


Figura 5 Gráficos de Box-plot: variável macroporosidade do solo nas camadas 0,0-0,10 m (MA1) e 0,10-0,20 m (MA2) de profundidade (a); variável porosidade total do solo nas camadas 0,0-0,10 m (PT1) e 0,10-0,20 m (PT2) de profundidade (b).

Na Tabela 3 estão apresentados os valores dos coeficientes de correlação linear de Pearson para as variáveis estudadas. Os valores em negrito são os considerados significativos ao nível de 5%. Por meio da análise da Tabela 3, verifica-se que a produtividade possui correlação linear negativa com a resistência do solo a penetração e correlacionada positivamente com o teor de água no solo. A resistência do solo a penetração possui correlação linear negativa com o teor de água do solo.

Tabela 3 Coeficientes de correlação linear de Pearson para a produtividade da soja e atributos do solo camadas de 0,0-0,10 e 0,10-0,20 m

	PD	RSP1	US1	MI1	MA1	PT1	DS1	RSP2	US2	MI2	MA2	PT2
RSP1	-0,252											
US1	0,322	-0,254										
MI1	-0,026	-0,121	0,077									
MA1	-0,067	0,082	0,054	-0,655								
PT1	-0,084	0,064	0,089	-0,185	0,705							
DS1	0,022	-0,103	0,003	0,508	-0,527	-0,375						
RSP2	-0,259	0,456	-0,502	-0,051	-0,006	-0,030	-0,074					
US2	0,467	-0,266	0,598	-0,068	0,050	-0,024	-0,060	-0,384				
MI2	0,012	0,008	0,251	0,014	-0,025	0,032	-0,075	-0,166	0,263			
MA2	-0,082	-0,054	0,004	-0,160	0,133	0,170	-0,199	-0,052	-0,064	-0,528		
PT2	-0,003	0,138	0,179	-0,235	0,292	0,222	-0,375	-0,093	0,157	0,044	0,509	
DS2	0,170	-0,040	-0,153	-0,089	-0,032	-0,147	0,173	0,007	-0,231	0,176	-0,470	-0,433

Na Tabela 4 estão apresentados os valores dos coeficientes de correlação não linear de Spearman para as variáveis estudadas. Os valores em negrito são os considerados significativos ao nível de 5%. Por meio da análise da Tabela 4, verifica-se que a produtividade possui correlação não linear negativa com a resistência do solo a penetração na camada 0,10-0,20 m e correlacionada positivamente com o teor de água no solo. A resistência do solo a penetração possui correlação não linear negativa com o teor de água do solo.

Tabela 4 Coeficientes de correlação não linear de Spearman para a produtividade da soja e atributos do solo camadas de 0,0-0,10 e 0,10-0,20 m

	PD	RSP1	US1	MI1	MA1	PT1	DS1	RSP2	US2	MI2	MA2	PT2
RSP1	-0,203											
US1	0,360	-0,245										
MI1	-0,017	-0,116	0,107									
MA1	-0,126	0,084	0,015	-0,670								
PT1	-0,116	0,062	0,079	-0,231	0,746							
DS1	0,011	-0,058	-0,032	0,490	-0,524	-0,356						
RSP2	-0,222	0,449	-0,486	-0,082	0,017	0,007	-0,090					
US2	0,494	-0,231	0,569	-0,086	0,034	-0,050	-0,083	-0,355				
MI2	0,042	-0,037	0,269	0,032	0,012	0,070	-0,094	-0,187	0,246			
MA2	-0,077	-0,012	-0,068	-0,216	0,155	0,177	-0,151	0,040	-0,087	-0,564		
PT2	0,010	0,122	0,173	-0,214	0,243	0,199	-0,349	-0,098	0,161	0,062	0,488	
DS2	0,137	-0,035	-0,169	-0,074	-0,001	-0,108	0,112	0,023	-0,207	0,191	-0,470	-0,435

4.2 Autocorrelação das variáveis

Por meio das Figuras (6a)-(18a), que apresentam a oscilação dos valores das variáveis observadas ao longo da transeção, observa-se que os valores apresentam oscilação, com uma tendência crescimento/decrescimento em torno da média, linha pontilhada horizontal, ao longo dos elementos amostrais, indicando comportamento estacionário.

Na série de dados de US1 na Figura (11a) verifica-se que nos pontos 22 a 51 os valores apresentam oscilação abaixo da média cujo comportamento pode ser explicado pela altitude mais elevada desses pontos em relação aos demais na área experimental. De modo semelhante na série US2 na Figura (12a) os pontos 18 a 40 que apresentam oscilação abaixo da média são aqueles pertencentes à área com maior altitude.

Nas Figuras 7a e 8a pode-se observar que em vários pontos os valores registrados de RSP estão acima de 2 MPa considerado restritivo ao crescimento radicular (BLAINSKI et al., 2008; KAISER et al., 2009). No entanto, segundo Cardoso et al. (2006) o sistema radicular tenderá a desenvolver-se na direção de locais com menor RSP o que pode ter permitido o desenvolvimento da soja em pontos cuja RSP foi elevada. Segundo Johann et al. (2004) a RSP apresenta correlação negativa com a produtividade da soja esse comportamento foi identificado em alguns pontos para ambas camadas estudadas.

De acordo com Nielsen e Wendroth (2003), o cálculo da função de autocorrelação é um primeiro diagnóstico para verificar o potencial de aplicação de modelos locais, como os modelos em espaço de estados, para o estudo da distribuição espacial de uma variável ao longo de uma transeção.

Nas Figura (6b)-(18b) a função de autocorrelação para as variáveis estudadas é apresentada para identificar a estrutura de dependência espacial entre as observações. As barras indicam a ordem da autocorrelação para determinado *lag* a 5% de significância.

Para as variáveis PD, RSP1 e RSP2 a dependência espacial identificada foi de até 3 *lags* (9 m). No caso das variáveis US1 e US2 a dependência foi de 2 *lags* (6 m) e 12 *lags* (36 m), respectivamente. E a variável DS1 indicou uma dependência de 1 *lags* (3 m). As demais variáveis estudadas, a saber, DS2, MI1, MI2, MA1, MA2, PT1 e PT2 não apresentaram estrutura de dependência espacial.

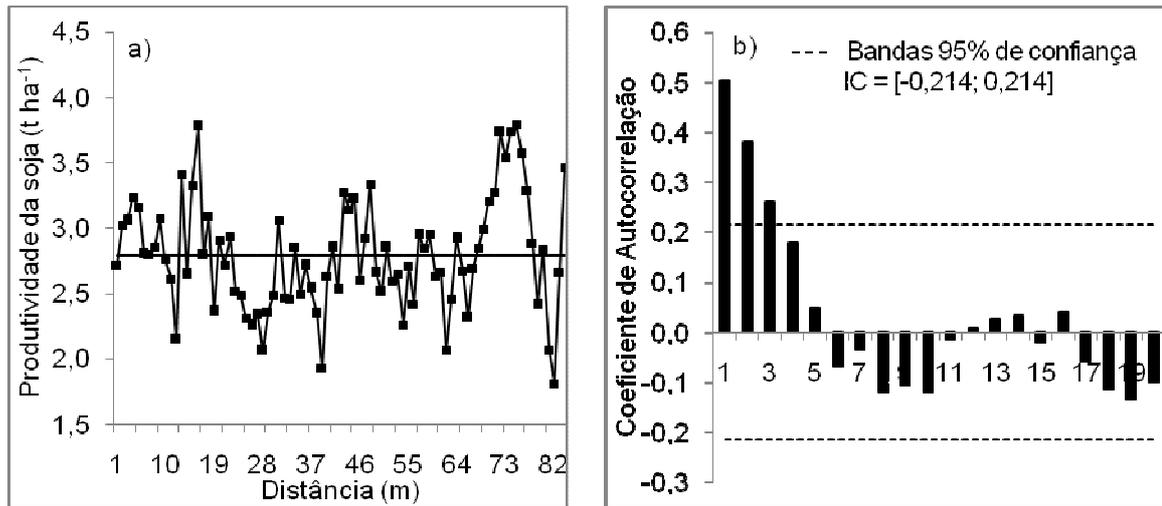


Figura 6 Série de dados observados de produtividade da soja (PD) (a) e autocorrelograma para os dados de produtividade da soja (PD) (b).

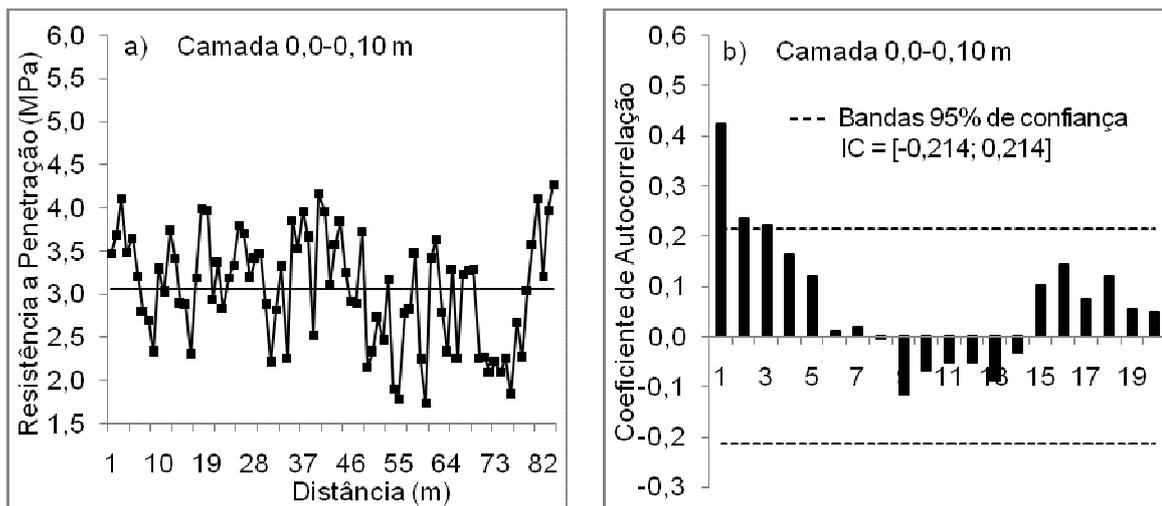


Figura 7 Série de dados observados de resistência do solo à penetração na camada de 0,0-0,10 m (RSP1) (a) e autocorrelograma para os dados de resistência do solo à penetração na camada de 0,0-0,10 m (RSP1) (b).

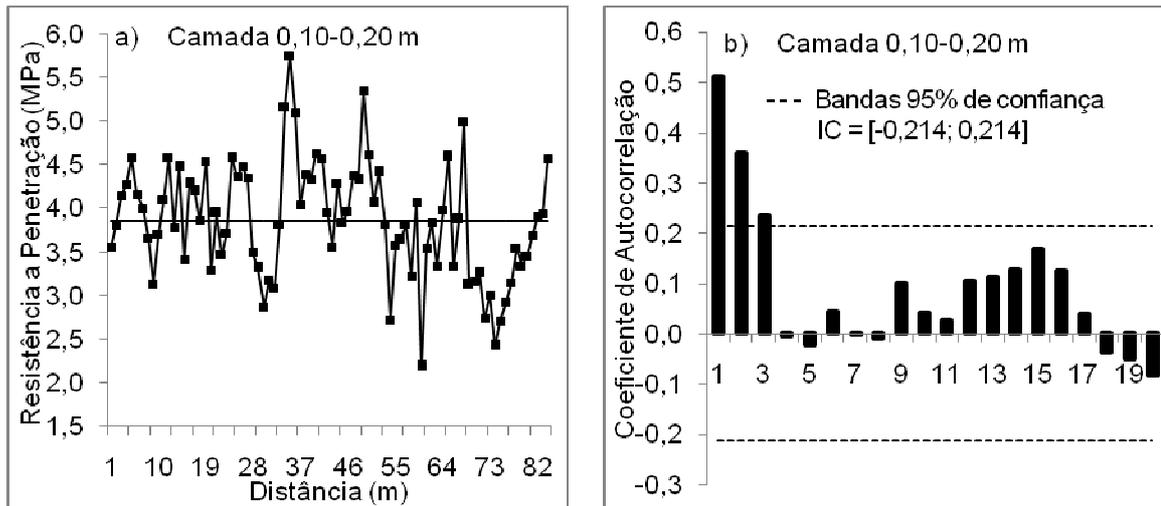


Figura 8 Série de dados observados de resistência do solo à penetração na camada de 0,10-0,20 m (RSP2) (a) e autocorrelograma para os dados de resistência do solo à penetração na camada de 0,10-0,20 m (RSP2) (b).

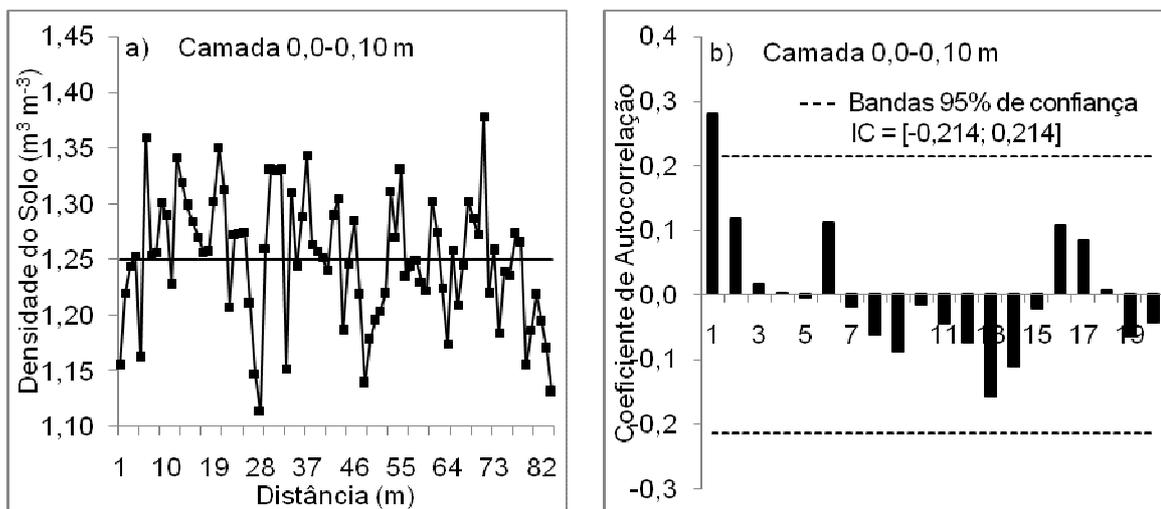


Figura 9 Série de dados observados de densidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (DS1) (a) e autocorrelograma para os dados de densidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (DS1) (b).

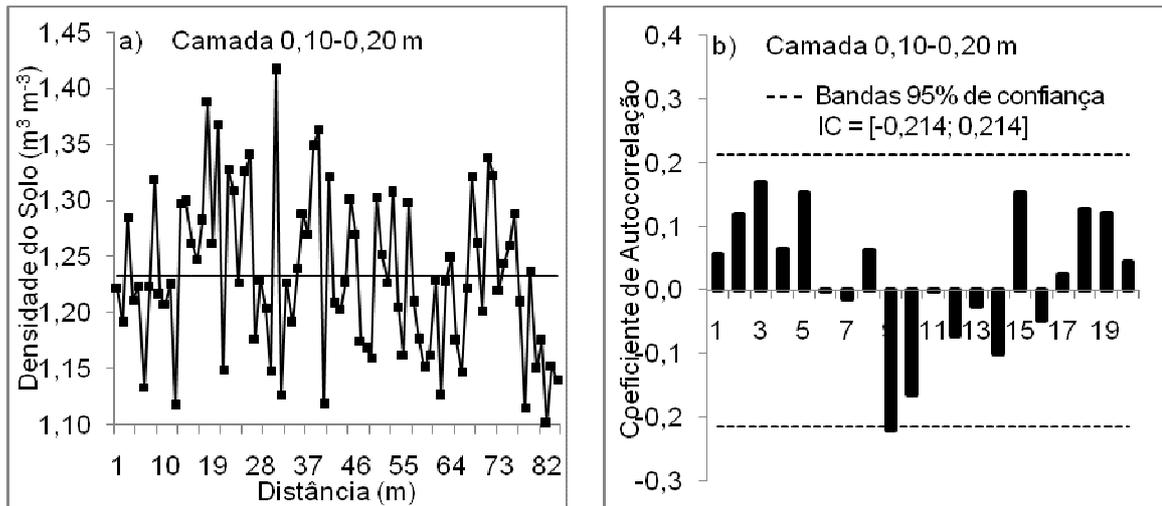


Figura 10 Série de dados observados de densidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (DS2) (a) e autocorrelograma para os dados de densidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (DS2) (b).

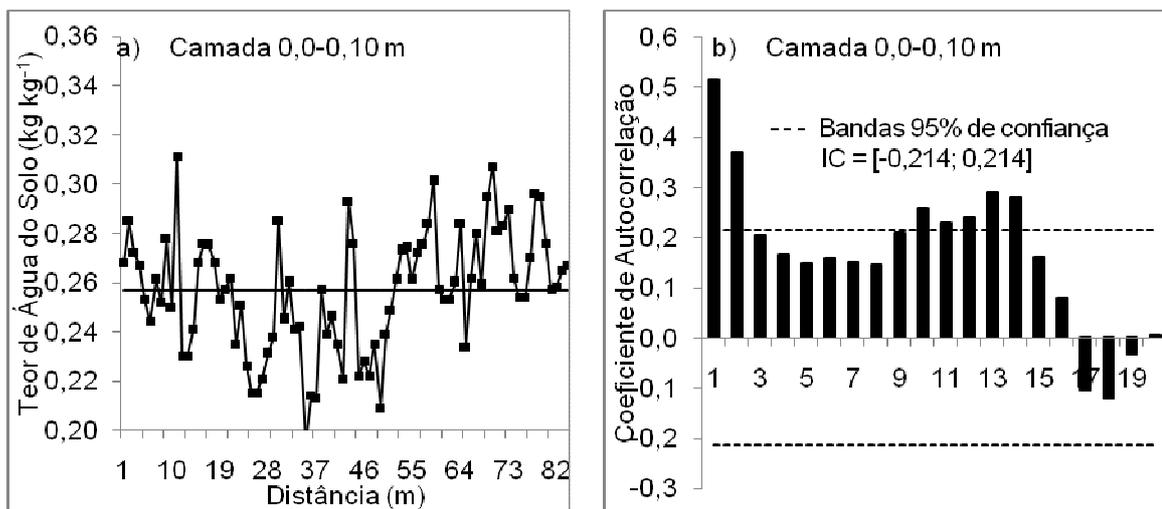


Figura 11 Série de dados observados de teor de água no solo na camada de 0,0-0,10 m (US1) (a) e autocorrelograma para os dados de teor de água no solo na camada de 0,0-0,10 m (US1) (b).

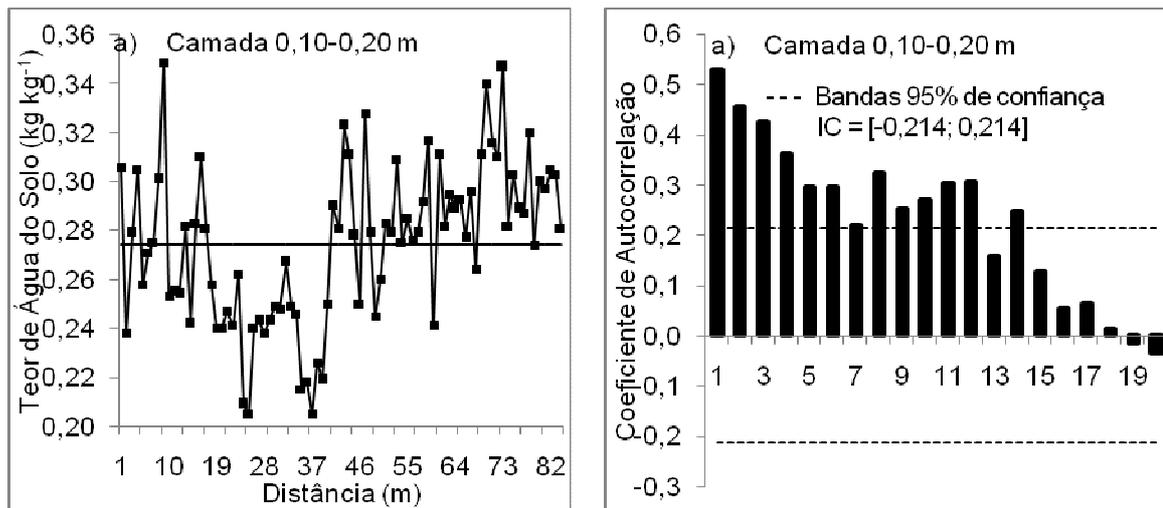


Figura 12 Series de dados observados de teor de água no solo na camada de 0,10-0,20 m (US2) (a) e autocorrelograma para os dados de teor de água no solo na camada de 0,10-0,20 m (US2) (b).

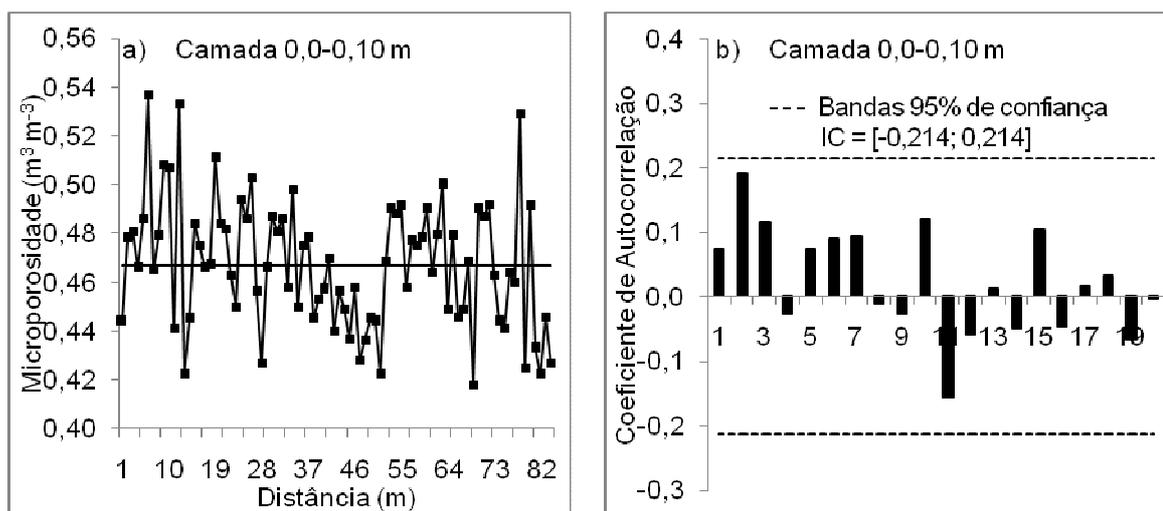


Figura 13 Série de dados de microporosidade do solo na camada de 0,0-0,10 m observados (a) e autocorrelograma para os dados de microporosidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (b).

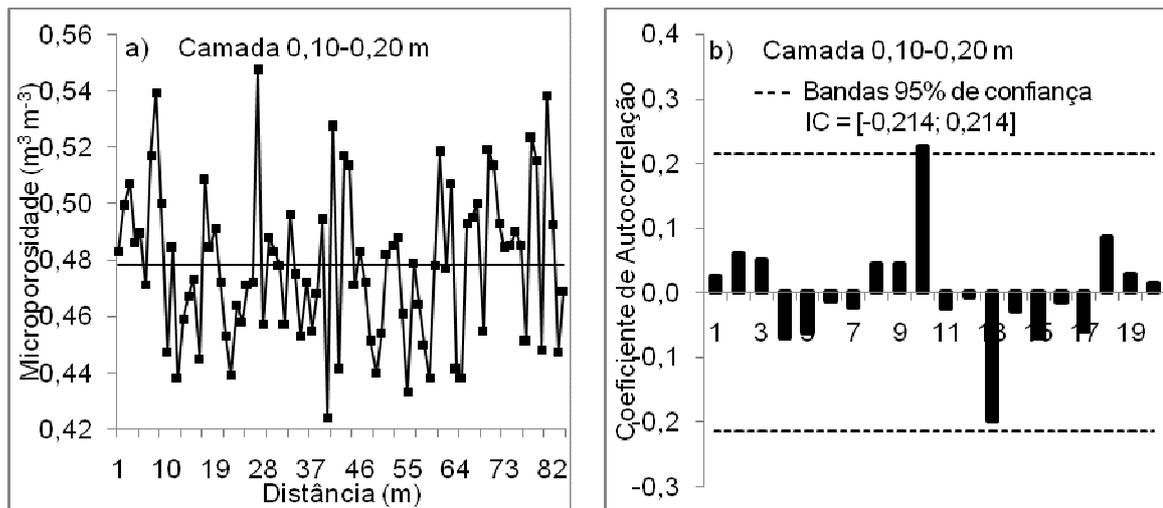


Figura 14 Série de dados observados de microporosidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (MI2) (a) e autocorrelograma para os dados de microporosidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (MI2) (b).

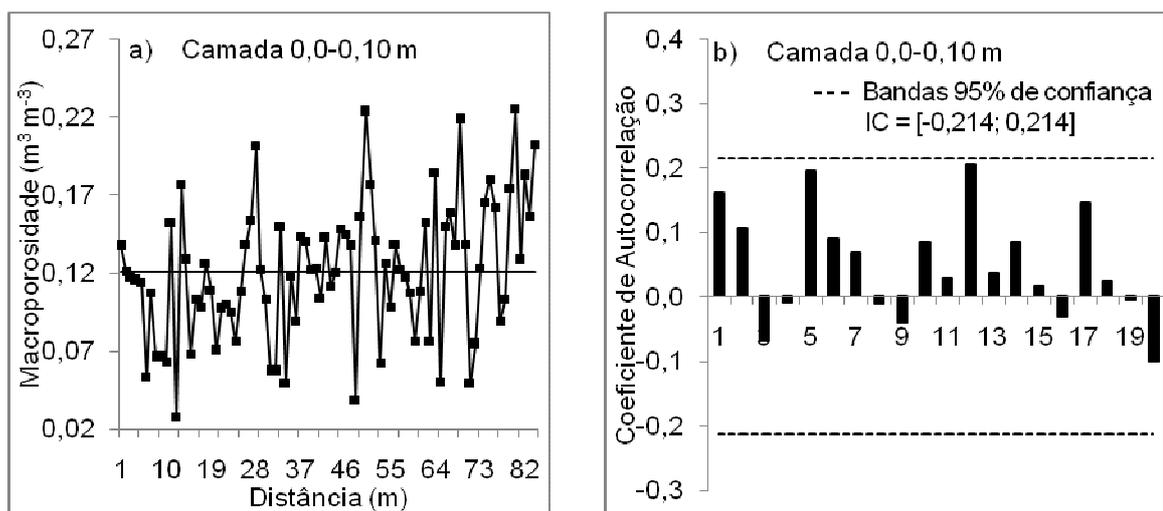


Figura 15 Série de dados observados de macroporosidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (MA1) (a) e autocorrelograma para os dados de macroporosidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (MA1) (b).

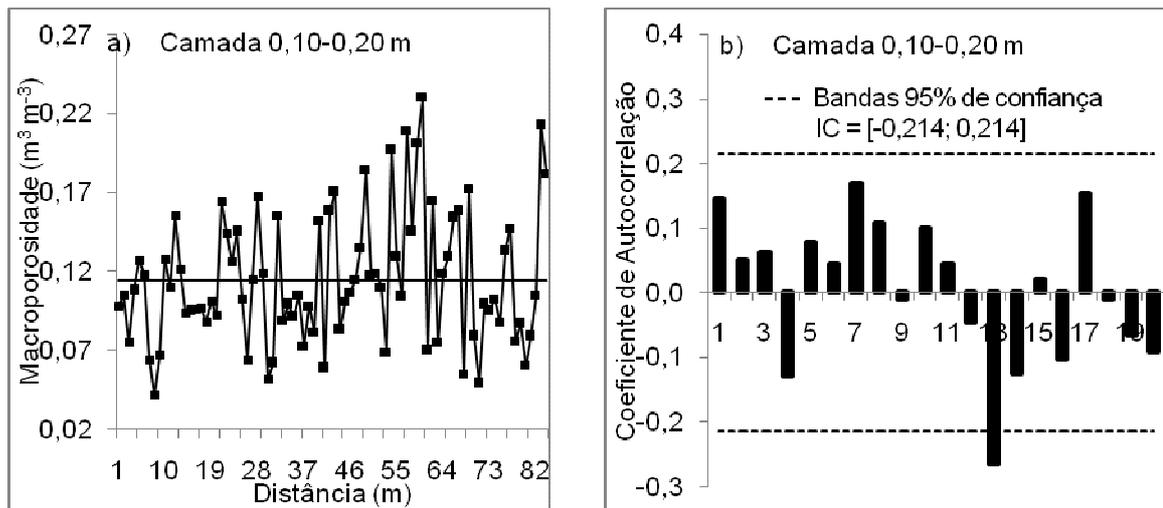


Figura 16 Série de dados observados de macroporosidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (MA2) (a) e autocorrelograma para os dados de macroporosidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (MA2) (b).

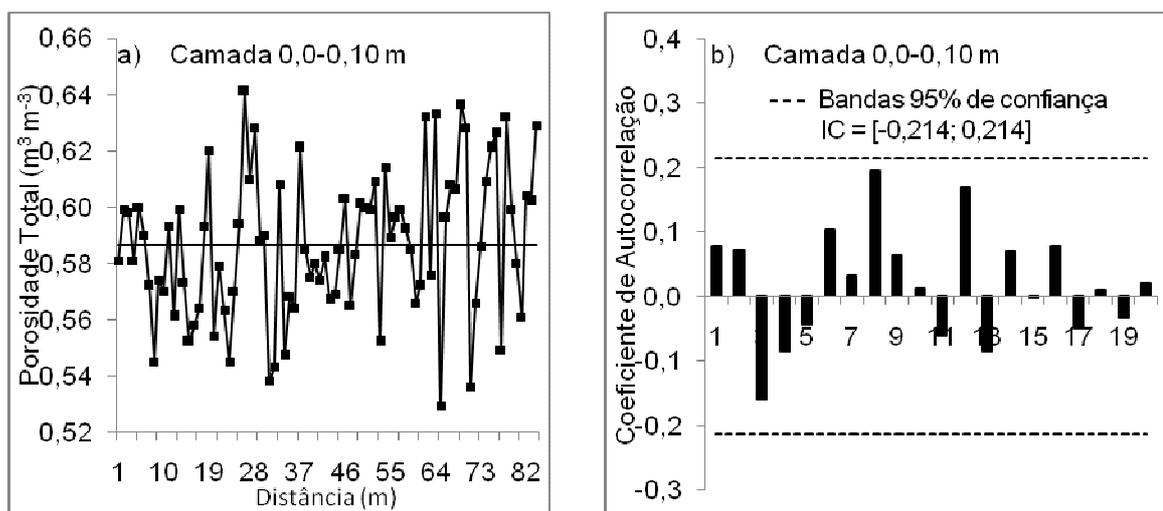


Figura 17 Série de dados observados de porosidade total do solo na camada de 0,0-0,10 m (PT1) (a) e autocorrelograma para os dados de porosidade total do solo na camada de 0,0-0,10 m (PT1) (b).

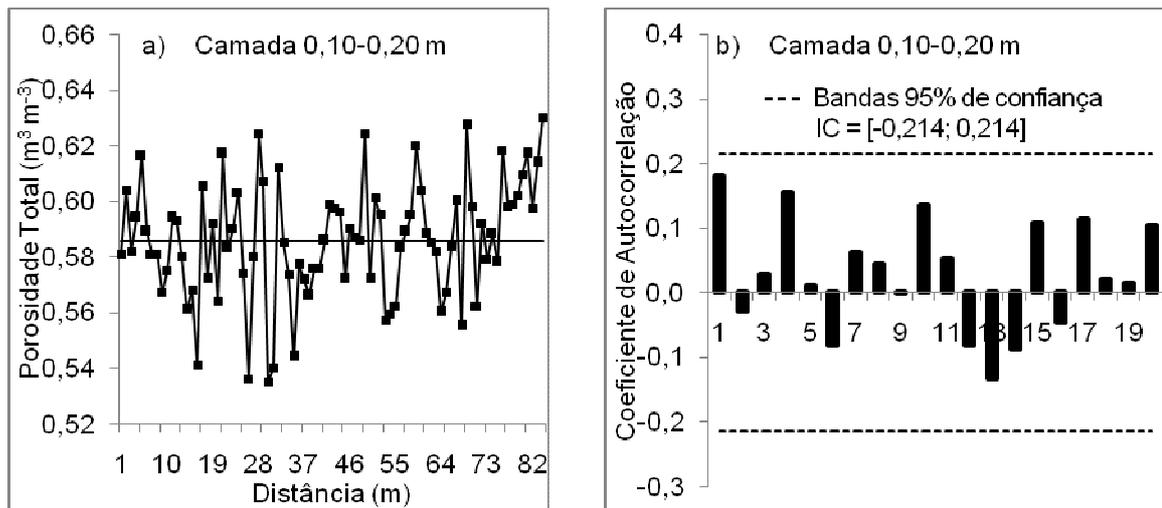


Figura 18 Series de dados observados de porosidade total do solo na camada de 0,10-0,20 m (PT2) (a) e autocorrelograma para os dados de porosidade total do solo na camada de 0,10-0,20 m (PT2) (b).

4.3 Correlação cruzada da produtividade da soja com os atributos do solo

Os correlogramas cruzados identificaram que a correlação cruzada entre PD e RSP1, Figura (19c), é de ordem 2 (6 m) e entre a PD e RSP2, Figura (19d) é de ordem 1 (3 m). A correlação cruzada entre PD e US1, Figura (19a), é de ordem 1 (3 m) e entre PD e US2, Figura (19b), é de ordem 3 (9 m). O correlograma cruzado entre a PD com DS1 e DS2, Figuras (19e) e (19f) não identificou estrutura de correlação cruzada. Os limites de confiança foram construídos com a Equação (4) conforme Davis (1986) ao nível de 5% de significância. Os demais atributos não apresentaram estrutura de correlação cruzada.

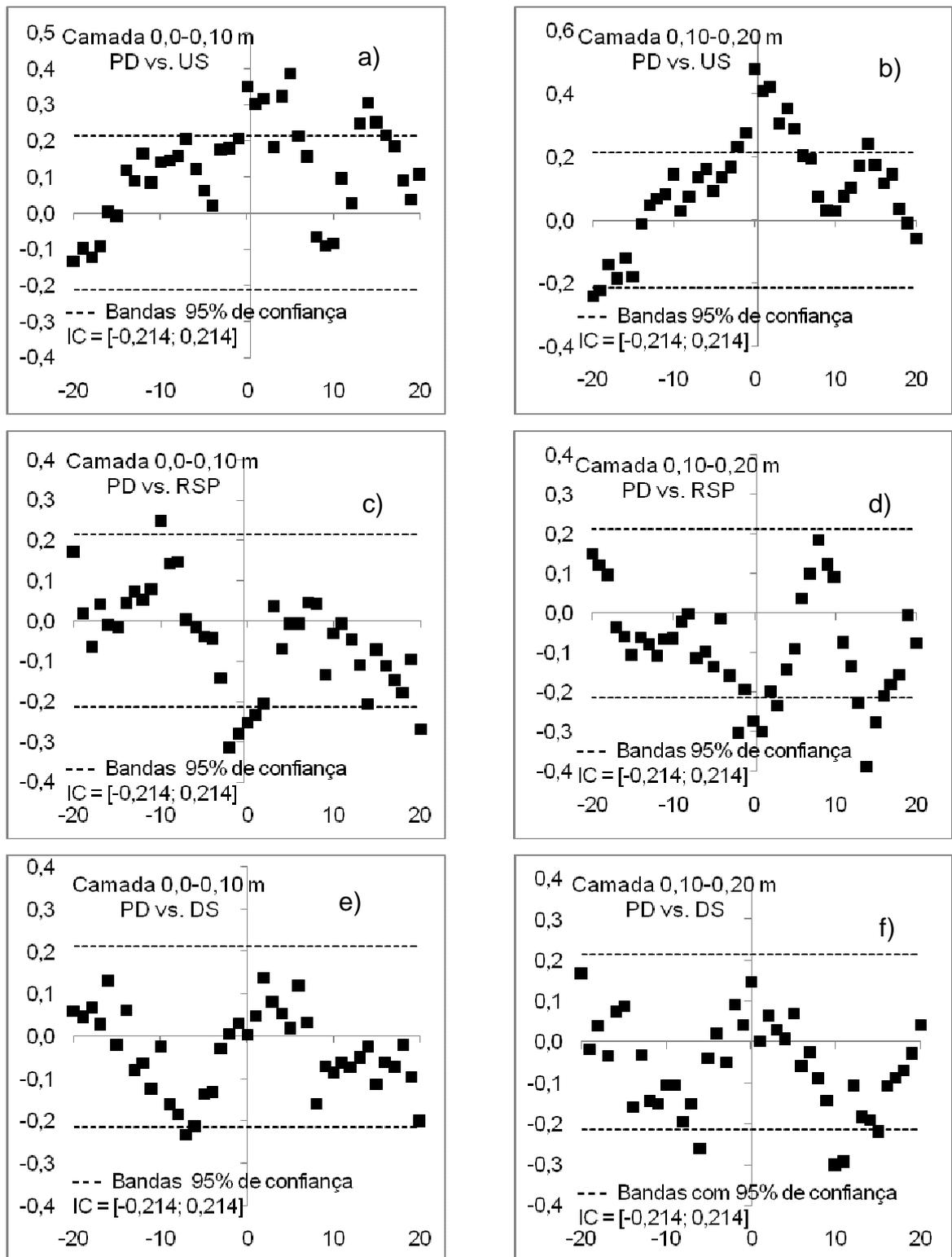


Figura 19 Correlograma cruzado da produtividade da soja (PD) com (a) teor de água 0,0-0,10 m (US1); (b) resistência a penetração 0,0-0,10 m (RSP1); (c) teor de água 0,10-0,20 m (US2); (d) resistência a penetração 0,10-0,20 m (RSP2); (e) densidade 0,0-0,10 m (DS1) e (f) densidade 0,10-0,20 m (DS2).

4.4 Modelos em espaço de estados e de regressão linear simples e múltipla

Na Tabela 5, apresentam-se os modelos autoregressivos em espaço de estados (AEE) usados nas estimativas para a produtividade (PD) com o uso das variáveis RSP1 e RSP2. As variáveis DS1 e DS2 não foram consideradas nos modelos, pois não apresentaram estrutura de correlação cruzada com a PD. As variáveis US1 e US2 não foram consideradas, pois sua observação foi realizada somente na época de colheita da soja e podem não representar o teor de água disponível para a planta ao longo do seu desenvolvimento.

Cada modelo apresentado na Tabela 5, está acompanhado do valor do coeficiente de informação de Akaike (AIC) e Akaike corrigido para o número de amostras (AICc) obtidos por meio do quadrado médio dos resíduos do modelo que é um estimador para a variância do modelo (WERKEMA e AGUIAR, 1996). A soma de quadrados residual (SQE), também está apresentado na Tabela 5.

Os modelos autoregressivos em espaço de estados (AEE) com o uso da PD, RSP1 e RSP2 indicam a estimativa da PD no ponto i considerando a contribuição da PD, RSP1 e RSP2 no ponto $(i-1)$.

O modelo AEE que apresentou menor variância foi o que estimou a contribuição da RSP2 cujo valor de AIC e AICc foram de -4,604 e -3,576, respectivamente e SQE igual a 0,802. Neste modelo ocorreu uma contribuição de 87,27% da PD e de 11,43% da RSP2 em $(i-1)$ para estimativa da PD em i . O modelo que apresentou maior variância foi o que considerou a RSP1 e a RSP2 em que ocorreu uma contribuição de 85,78% da PD, de 33,74% da RSP1 e de -19,52% da RSP2 com os valores dos coeficientes AIC e AICc de -4,314 e -3,284, respectivamente, e SQE igual a 1,046 (DOURADO-NETO et al., 1999; TIMM et al., 2004).

Tabela 5 Modelos autoregressivos em espaço de estados (AEE) para a produtividade da soja (PD) estimada com dados de resistência do solo à penetração na camada 0,0-0,10 m (RSP1) e na camada 0,10-0,20 m (RSP2).

Modelos AEE	AIC	AICc	SQE
$\hat{P}\bar{D}_i = 0,8578PD_{i-1} + 0,3374RSP1_{i-1} - 0,19525RSP2_{i-1}$	-4,314	-3,284	1,046
$\hat{P}\bar{D}_i = 0,8474PD_{i-1} + 0,1517RSP1_{i-1}$	-4,415	-3,387	0,968
$\hat{P}\bar{D}_i = 0,8727PD_{i-1} + 0,1143RSP2_{i-1}$	-4,604	-3,576	0,802

Nota: AIC: critério de informação de Akaike; AICc: critério de informação de Akaike corrigido; R^2 : coeficiente de determinação.

Na Tabela 6, apresentam-se os modelos de regressão linear simples e múltipla equivalentes aos modelos AEE com estimativas da PD, Figura (8a), em função da RSP1 e RSP2. O modelo que apresentou menor variância foi o que considerou as variáveis explicativas RSP1 e RSP2 com os coeficientes AIC e AICc de -1,717 e -0,687, respectivamente, e R^2 igual a 0,090 com SQE de 14,045. Neste modelo ocorreu uma contribuição de -0,1130 a cada acréscimo/decréscimo de uma unidade na RSP1 e uma contribuição de -0,1180 a cada acréscimo/decréscimo de uma unidade na RSP2. O modelo com a variável RSP1 apresentou maior variância com coeficientes AIC e AICc de -1,712 e -0,685, respectivamente, e R^2 igual a 0,063 com SQE de 14,450. Neste modelo para cada acréscimo/decréscimo de uma unidade na RSP1 ocorre uma contribuição -0,1680 na PD. A análise dos resíduos dos modelos AEE e dos RL identificaram que os erros dos modelos são aleatórios com média zero, possuem homocedasticidade, são independentes e possuem distribuição normal confirmando as suposições realizadas no momento do ajuste dos modelos.

Tabela 6 Modelos de regressão linear para a produtividade da soja (PD) estimada com dados da resistência do solo a penetração na camada de 0,0-0,10 m (RSP1) e na camada de 0,10-0,20 m (RSP2).

Modelos RL	AIC	AICc	SQE	R^2
$\hat{PD} = 3,5900 - 0,1130RSP1 - 0,1180RSP2$	-1,717	-0,687	14,045	0,090
$\hat{PD} = 3,3000 - 0,1680RSP1$	-1,712	-0,685	14,450	0,063
$\hat{PD} = 3,4400 - 0,1680RSP2$	-1,716	-0,689	14,392	0,067

Nota: AIC: critério de informação de Akaike; AICc: critério de informação de Akaike corrigido; SQE: soma de quadrados residual; R^2 : coeficiente de determinação.

Resultados similares também foram encontrados por Timm et al. (2004) que, utilizando dados observados de umidade do solo, matéria orgânica, conteúdo de argila e estabilidade de agregados, concluíram, também, que as equações de espaço de estados apresentaram melhor desempenho na estimativa da umidade do solo quando comparadas às equações de regressão linear equivalentes.

4.5 Análise em espaço de estados e em regressão linear simples e múltipla

Na Figura (20a), apresenta-se a análise em espaço de estados aplicada a série normalizada de PD em função da RSP1 e RSP2. A linha contínua do meio são os valores estimados pelos modelos AEE. As linhas pontilhadas acima e abaixo da linha contínua representam os limites de confiança, tomando o valor estimado mais e menos dois desvios

padrão. Os símbolos quadrados representam os valores observados da variável PD. No modelo de calibração, Figura (20b) se observa, por meio do R^2 que 83,5% da variabilidade da PD pode ser explicada por esse modelo.

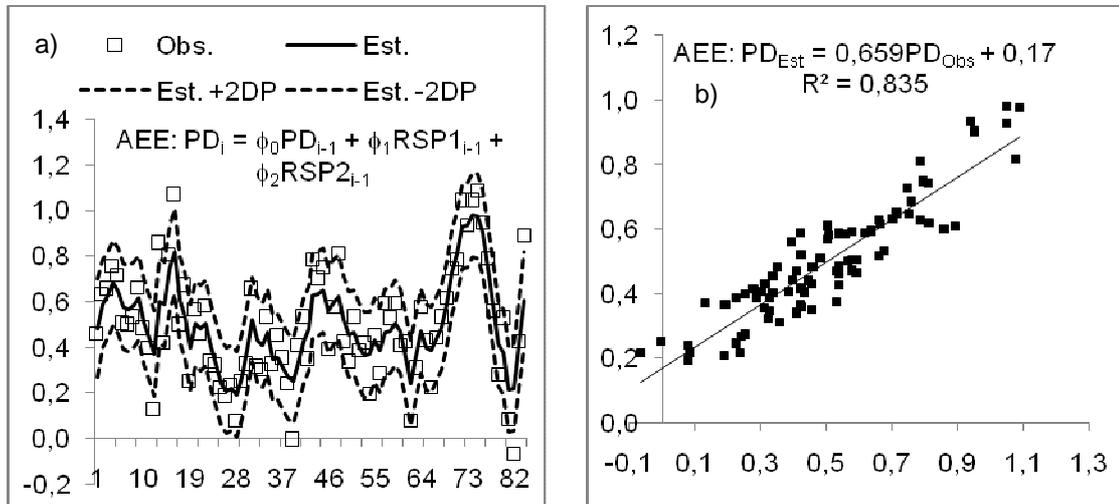


Figura 20 Análise em espaço de estados, com dados normalizados, de produtividade da soja (PD) em função da resistência do solo a penetração na camada de 0,0-0,10 m (RSP1) e na camada de 0,10-0,20 m (RSP2) (a) e modelo de regressão entre os dados normalizados observados e estimados (b).

Na Figura (21a), apresenta-se a análise em regressão linear múltipla aplicada a série de PD em função da RSP1 e RSP2. A linha contínua do meio são os valores estimados pelo modelo de RL múltipla. As linhas pontilhadas acima e abaixo da linha contínua representam os limites de confiança, tomando o valor estimado mais e menos dois desvios padrão. Os símbolos quadrados representam os valores observados da variável PD. No modelo de calibração, Figura (21b), observa-se, por meio do R^2 , que 8,9% da variabilidade da PD pode ser explicada por esse modelo e que a capacidade explicativa do modelo em RL é inferior ao do modelo AEE.

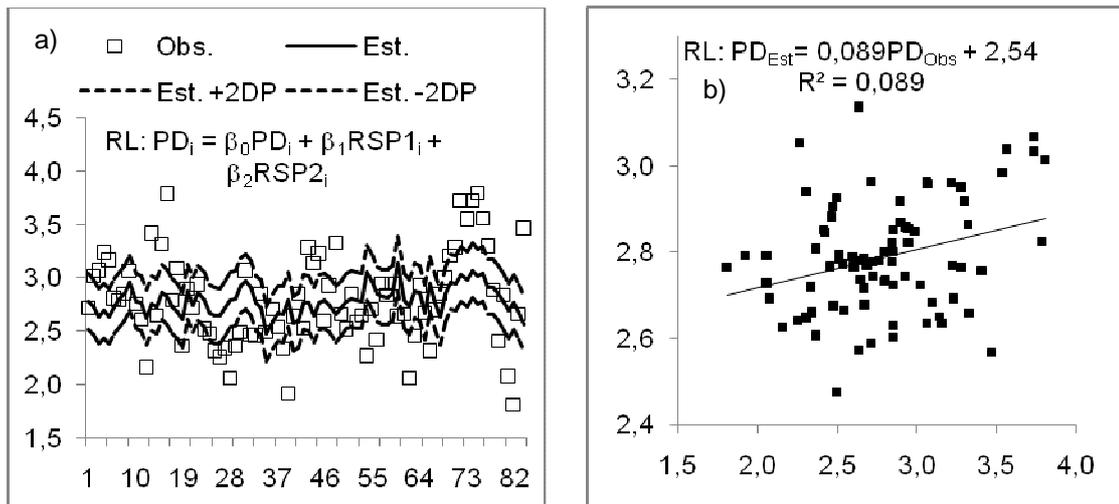


Figura 21 Análise em regressão linear múltipla dos dados de produtividade da soja (PD) em função dos dados de resistência do solo a penetração na camada de 0,0-0,10 m (RSP1) e na camada de 0,10-0,20 m (RSP2) (a) e modelo de regressão entre os dados observados entre os dados observados e estimados (b).

Neste trabalho, o estudo com os modelos em espaço de estados foram empregados de modo semelhante ao realizado por LI et al., (2002) que aplicaram modelos em espaço de estado para avaliar a produtividade do algodão, considerando variáveis explicativas como conteúdo de água, conteúdo de argila e conteúdo de areia do solo.

Resultados similares aos apresentados neste trabalho por meio da abordagem em espaço de estados foram obtidos por Wendroth, Reuter e Kersebaum (2003) em estimativas da produtividade da cevada com os modelos autoregressivos em espaço de estado, por meio de variáveis explicativas como conteúdo de silte e conteúdo de carbono orgânico do solo.

Timm et al. (2003) avaliaram os modelos em espaço de estados para estimar a produtividade de cana-de-açúcar por meio dos atributos do solo fósforo, cálcio, magnésio, conteúdo de argila e estabilidade de agregados. Os autores identificaram maior eficiência dos modelos em espaço de estados em relação aos equivalentes de regressão linear simples e múltipla, o que corrobora os resultados deste trabalho apresentados em 4.4.

4.6 Geoestatística

4.6.1 Produtividade da soja ($t\ ha^{-1}$)

Na Figura 22 apresenta-se o gráfico de *post-plot* dos dados observados da PD. Neste gráfico verifica-se a ausência de tendência nos dados, já que se observa uma distribuição aleatória dos valores ao longo da transeção em estudo.

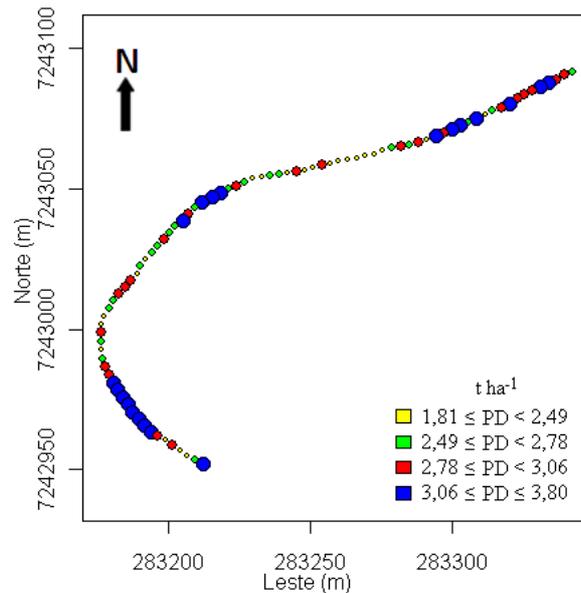


Figura 22 Gráfico *post-plot* para a produtividade da soja (PD).

Na Figura 23 apresenta-se o semivariograma experimental para a variável PD e os envelopes para o semivariograma. Os envelopes indicam que os dados possuem alguma continuidade espacial e que existe variabilidade espacial da variável ao longo da transeção, pois apresentam pontos fora dos envelopes.

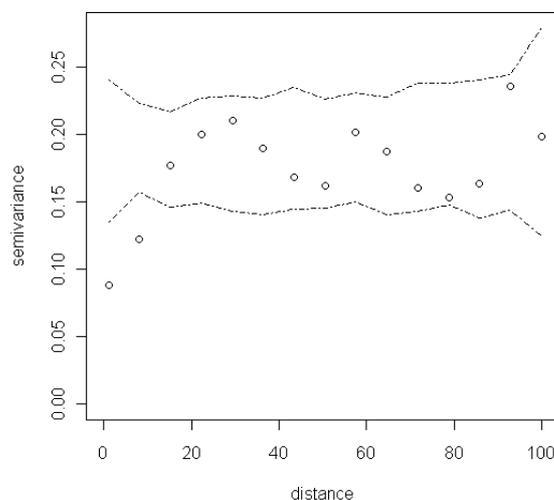


Figura 23 Semivariograma experimental, por Matheron, e envelopes para a variável produtividade da soja (PD).

Na Tabela 1B do Anexo B, são apresentadas as estimativas dos modelos para o semivariograma omnidirecional da Figura 23. Os valores maximizados do logaritmo da função verossimilhança (MLV) que são obtidos pelos métodos ML e MLR e apresentados na Tabela 1B do Anexo B podem ser usados, em primeira análise, para selecionar o melhor modelo estimado pelos métodos ML e MLR.

No caso dos métodos OLS e WLS que buscam minimizar a soma dos quadrados (SQE), entre os valores estimados e observados, também estão apresentados na Tabela 1B e podem ser usados para selecionar o modelo estimado.

Para selecionar o melhor modelo de ajuste empregam-se os critérios de Akaike e de validação cruzada sendo o critério de validação cruzada considerado o mais adequado (FARACO et al., 2008).

No estudo da variável PD o modelo selecionado, considerando os valores de EM , \overline{ER} , (SEM) , (SER) e EA apresentados na Tabela 2B, foi o exponencial com os parâmetros ajustados pelo método OLS. Esse modelo indicou um alcance de 23,2 m, efeito pepita de 0,0684, contribuição de 0,1178 com patamar de 0,1862 e dependência espacial moderada (CAMBARDELLA et al., 1994).

4.6.2 Resistência do solo à penetração camada de 0,0-0,10 m (MPa).

Na Figura 24, por meio do gráfico de *post-plot* dos dados de RSP1 se observa que os dados possuem uma distribuição aleatória dos valores ao longo da transeção em estudo o que indica que essa variável não possui tendência direcional.

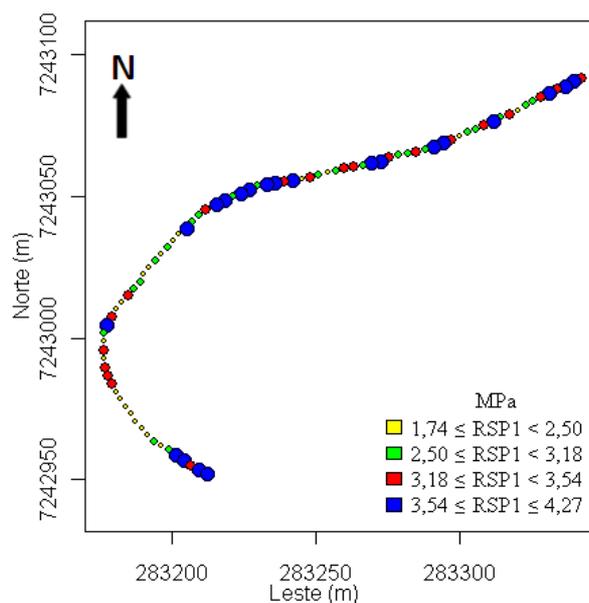


Figura 24 Gráfico post-plot da resistência solo à penetração camada de 0,0-0,10 m (RSP1).

Na Figura 25 para a variável RSP1 estão o semivariograma experimental e respectivos envelopes. Por meio dos envelopes, observa-se que os dados possuem alguma continuidade espacial e que existe variabilidade espacial na variável devido a existência de pontos fora dos envelopes.

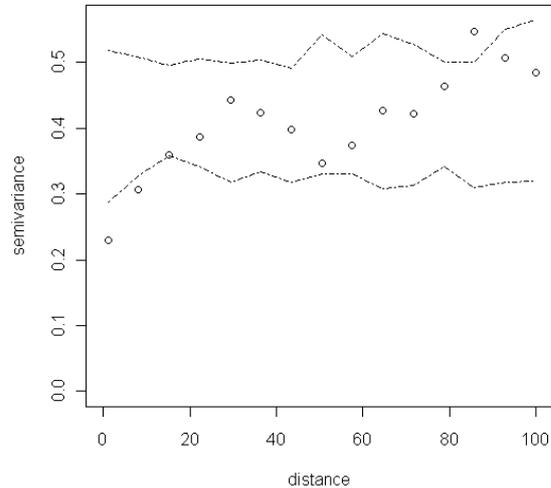


Figura 25 Semivariograma experimental e envelopes para a variável resistência do solo a penetração camada de 0,0-0,10 m (RSP1).

Na Tabela 3B do Anexo B as estimativas dos modelos para o semivariograma experimental da Figura 25 estão apresentados.

No estudo da variável RSP1, o modelo selecionado, por meio dos valores da validação cruzada e coeficiente de Akaike da Tabela 4B do Anexo B, foi o esférico com os parâmetros ajustados pelo método MLR. Esse modelo indicou um alcance de 41,4 m, efeito pepita de 0,2101, contribuição de 0,2672, patamar de 0,4773 e dependência espacial moderada (CAMBARDELLA et al., 1994).

4.6.3 Resistência do solo à penetração camada de 0,10-0,20 m (MPa).

Na Figura 26 o gráfico de *post-plot* dos dados de RSP2 indica a ausência de tendência nos dados, já que se observa uma distribuição aleatória dos valores ao longo da transeção em estudo.

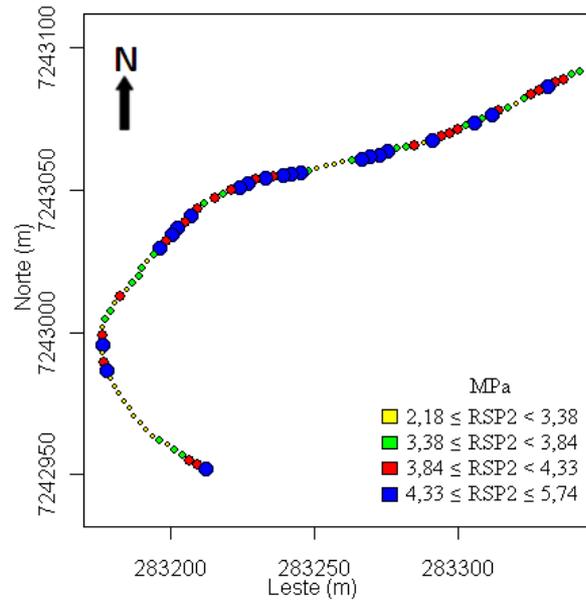


Figura 26 Gráfico post-plot da resistência do solo à penetração camada de 0,10-0,20 m (RSP2).

Na Figura 27 estão o semivariograma experimental e os envelopes para a variável RSP2, mostrando que existe variabilidade espacial na variável.

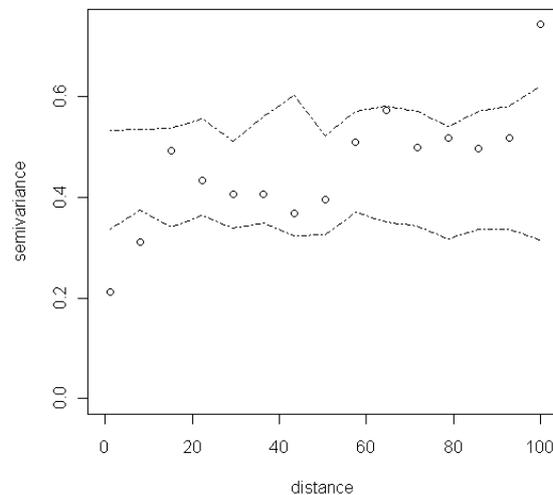


Figura 27 Semivariograma experimental e envelopes para a variável resistência do solo a penetração camada de 0,10-0,20 m (RSP2).

Na Tabela 5B do Anexo B são apresentadas as estimativas dos modelos para o semivariograma da Figura 27.

Para a variável RSP2 o modelo selecionado foi o gaussiano com os parâmetros ajustados pelo método MLR, por meio dos critérios de seleção apresentados na Tabela 6B do Anexo B. Esse modelo indicou um alcance de 14,8 m, efeito pepita de 0,1815,

contribuição de 0,2759, patamar de 0,4574 e dependência espacial moderada (CAMBARDELLA et al., 1994). Os modelos gaussiano, exponencial e esférico estimados pelos métodos OLS, WLS1, ML e MLR (Anexo B) indicaram variação do efeito pepita relativo indicando que a dependência espacial de RSP2 difere nos modelos ajustados.

4.6.4 Teor de água no solo camada de 0,0-0,10 m (kg kg^{-1}).

Na Figura 28 com o gráfico de *post-plot* dos dados de US1 observa-se a ausência de tendência nos dados, ocorrendo uma distribuição aleatória dos valores dessa variável ao longo da transeção em estudo.

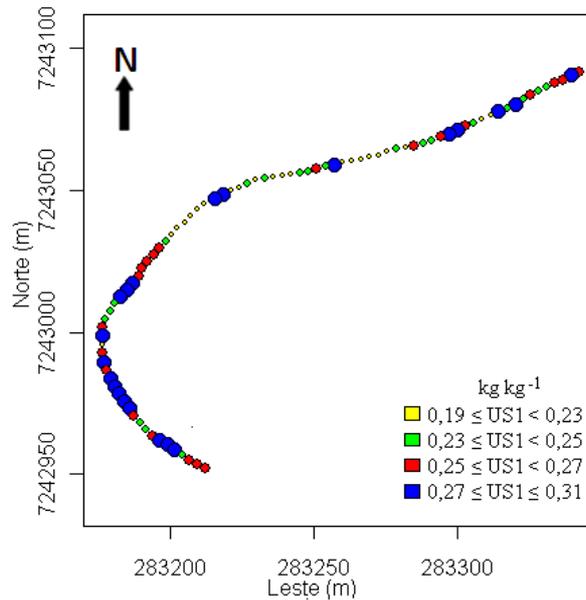


Figura 28 Gráfico post-plot para teor de água no solo camada de 0,0-0,10 m (US1).

Na Figura 29 apresentam-se o semivariograma experimental e os envelopes para a variável US1. Os envelopes indicam a existência de alguma continuidade espacial e que existe variabilidade espacial na variável.

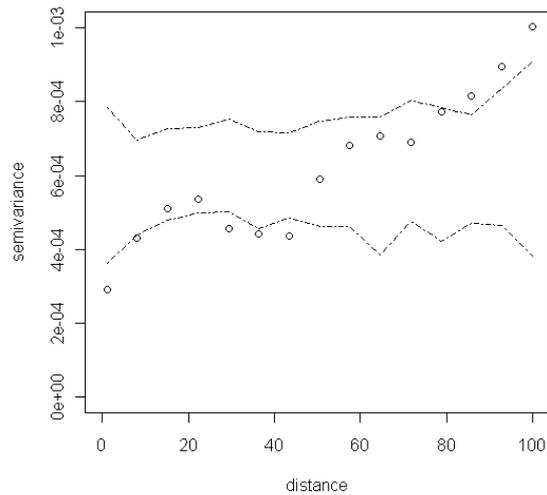


Figura 29 Semivariograma experimental e envelopes para a variável teor de água no solo camada de 0,0-0,10 m (US1).

Na Tabela 7B do Anexo B, são apresentadas as estimativas dos modelos ajustados para o semivariograma experimental da Figura 32.

No estudo da variável US1 o modelo selecionado, por meio da validação cruzada e Akaike apresentados na Tabela 8B do Anexo B, foi o gaussiano com os parâmetros ajustados pelo método MLR. O modelo selecionado indicou um alcance de 12,6 m, efeito pepita de 0,0002, contribuição de 0,0004, patamar 0,0006 e dependência espacial moderada (CAMBARDELLA et al., 1994). Os modelos gaussiano, exponencial e esférico estimados pelos métodos OLS, WLS1, ML e MLR (Anexo B) indicaram variação do efeito pepita relativo, indicando que a dependência espacial de US1 difere nos modelos ajustados.

4.6.5 Teor de água no solo camada 0,10-0,20 m (kg kg^{-1}).

Na Figura 30, por meio do gráfico de *post-plot* dos dados da variável US2 verifica-se que os dados não apresentam tendência, uma vez que se observa uma distribuição aleatória dos valores ao longo da transeção em estudo.

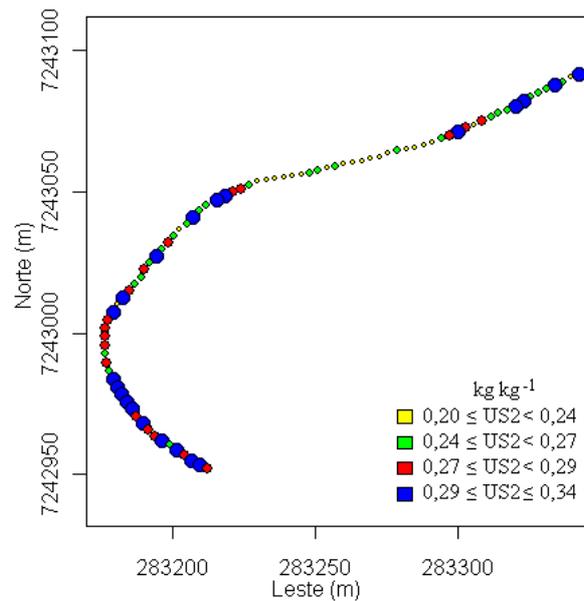


Figura 30 Gráfico post-plot para teor de água no solo camada de 0,10-0,20 m (US2).

Na Figura 31 estão o semivariograma experimental para a variável US2 e os envelopes para o semivariograma. Os envelopes indicam que os dados possuem alguma continuidade espacial e que existe variabilidade espacial na variável, uma vez que existem pontos fora dos envelopes.

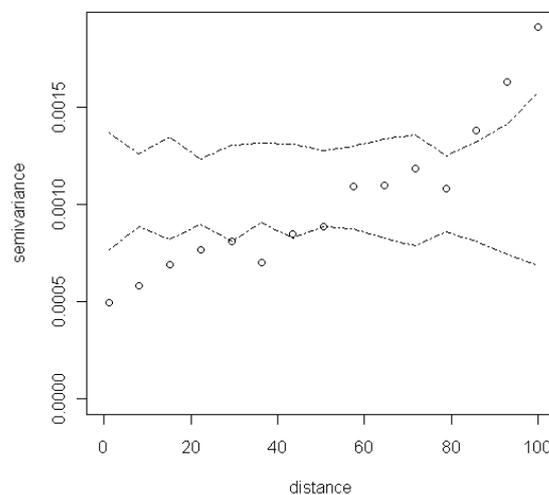


Figura 31 Semivariograma experimental e envelopes para a variável teor de água no solo camada 0,10-0,20 m (US2).

Na Tabela 9B do Anexo B são apresentadas as estimativas dos modelos ajustados para o semivariograma da variável US2, da Figura 31.

Para a US2 o modelo selecionado, com a validação cruzada e Akaike na Tabela 10B do Anexo B, foi o gaussiano com os parâmetros ajustados pelo método ML. Esse modelo indicou um alcance de 76,7 m, efeito pepita de 0,0006, contribuição de 0,0004, patamar de

0,0010 e dependência espacial moderada (CAMBARDELLA et al., 1994). Os modelos gaussiano, exponencial e esférico estimados pelos métodos OLS, WLS1, ML e MLR (Anexo B) indicaram variação do efeito pepita relativo, indicando que a dependência espacial de US2 difere nos modelos ajustados.

4.6.6 Densidade do solo camada de 0,0-0,10 m (Mg m^{-3}).

Na Figura 32 o gráfico de *post-plot* para os dados da variável DS1 indica a ausência de tendência nos dados, ocorrendo distribuição aleatória dos valores da variável ao longo da transeção em estudo.

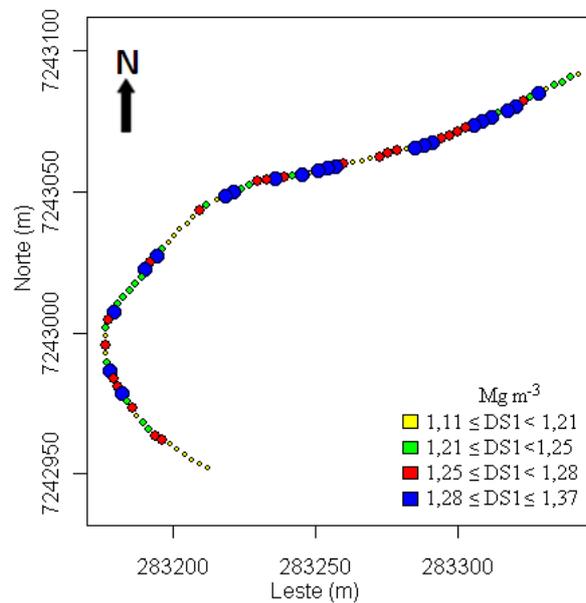


Figura 32 Gráfico *post-plot* para densidade do solo camada de 0,0-0,10 m (DS1).

Na Figura 33 estão o semivariograma experimental para a variável DS1 e os envelopes para o semivariograma. Os envelopes indicam que os dados possuem alguma continuidade espacial e que existe variabilidade espacial na variável, pois aparece um ponto fora dos envelopes.

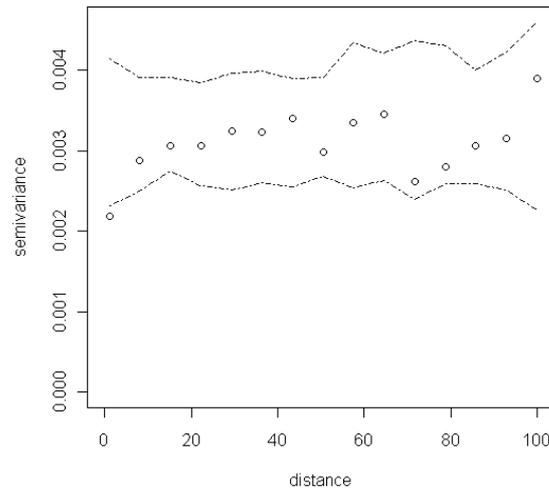


Figura 33 Semivariograma experimental e envelopes para a variável densidade do solo camada 0,0-0,10 m (DS1).

Na Tabela 11B do Anexo B as estimativas dos modelos ajustados para o semivariograma, Figura 33, estão apresentados.

Para a DS1 o modelo selecionado, com a validação cruzada e Akaike da Tabela 12B do Anexo B, foi o gaussiano com os parâmetros ajustados pelo método WLS. Esse modelo indicou um alcance de 86,67 m, efeito pepita de 0,0029, contribuição de 0,0003, patamar de 0,0032 e dependência espacial fraca (CAMBARDELLA et al., 1994). Os modelos gaussiano, exponencial e esférico estimados pelos métodos OLS, WLS1, ML e MLR (Anexo B) indicaram variação do efeito pepita relativo indicando que a dependência espacial de DS1 difere nos modelos ajustados.

4.6.7 Densidade do solo camada de 0,10-0,20 m (Mg m^{-3}).

Na Figura 34 com gráfico de *post-plot* para os dados da variável DS2, verifica-se a ausência de tendência nos dados, já que se observa uma distribuição aleatória dos valores dessa variável ao longo da transeção.

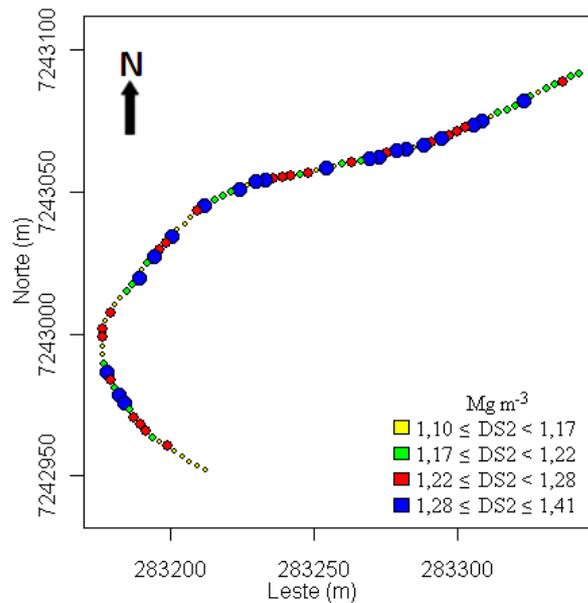


Figura 34 Gráfico *post-plot* para densidade do solo camada de 0,10-0,20 m (DS2).

Na Figura 35 o semivariograma experimental omnidirecional para a variável DS2 e os envelopes para o semivariograma. Os envelopes indicam que os dados possuem alguma continuidade espacial e que existe variabilidade espacial na variável, devido à presença de um ponto fora dos envelopes.

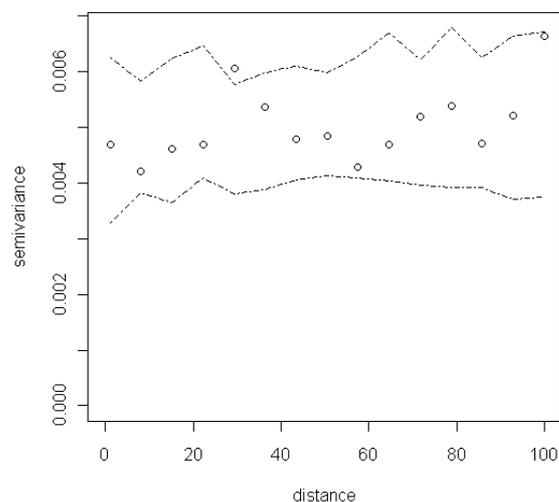


Figura 35 Semivariograma experimental para a variável densidade do solo camada de 0,10-0,20 m (DS2) (a) e envelopes para o semivariograma experimental (b).

Na Tabela 13B do Anexo B são apresentadas as estimativas dos modelos ajustados para o semivariograma experimental da Figura 35.

No estudo da variável DS2 o modelo selecionado, com os valores da Tabela 14B do Anexo B, foi o gaussiano com os parâmetros ajustados pelo método MLR. Esse modelo indicou um alcance de 38,1 m, efeito pepita de 0,0042, contribuição de 0,0011, patamar de 0,0053 e dependência espacial fraca (CAMBARDELLA et al., 1994).

4.6.8 Microporosidade do solo camada de 0,0-0,10 m ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$).

Na Figura 36 o gráfico de *post-plot* dos dados de MI1 indica a ausência de tendência nos dados, uma vez que ocorre uma distribuição aleatória dos valores dessa variável ao longo da transeção.

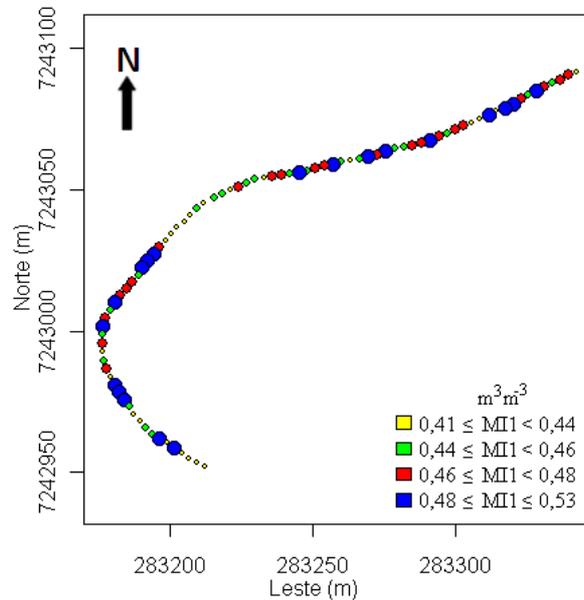


Figura 36 Gráfico *post-plot* para microporosidade do solo camada de 0,0-0,10 m (MI1).

Na Figura 37 estão o semivariograma experimental e os envelopes para a variável MI1. Os envelopes indicam que os dados possuem alguma continuidade espacial e que existe variabilidade espacial na variável, pois se observa a presença de um ponto fora dos envelopes.

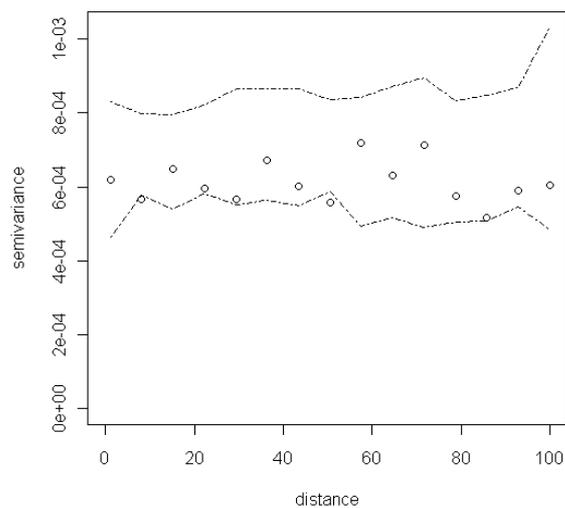


Figura 37 Semivariograma experimental para a variável microporosidade do solo camada de 0,0-0,10 m (MI1) (a) e envelopes para o semivariograma experimental (b).

Na Tabela 15B do Anexo B as estimativas dos modelos para o semivariograma da Figura 37 são apresentados.

No estudo da variável MI1 o modelo selecionado, com os critérios da validação cruzada e Akaike da Tabela 16B do Anexo B, foi o exponencial com os parâmetros ajustados pelo método ML. O modelo selecionado indicou um alcance de 53,0 m, efeito pepita de 0,0006, contribuição de 0,0001, patamar de 0,0007 e dependência espacial fraca (CAMBARDELLA et al., 1994). Os modelos gaussiano, exponencial e esférico estimados pelos métodos OLS, WLS1, ML e MLR (Anexo B) indicaram variação do efeito pepita relativo indicando que a dependência espacial de MI1 difere nos modelos ajustados.

4.6.9 Microporosidade do solo camada de 0,10-0,20 m ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$).

Na Figura 38 em que o gráfico de *post-plot* dos dados de MI2 é apresentado se observa que os dados para essa variável não possuem uma tendência direcional, uma vez que ocorre uma distribuição aleatória dos valores ao longo da transeção.

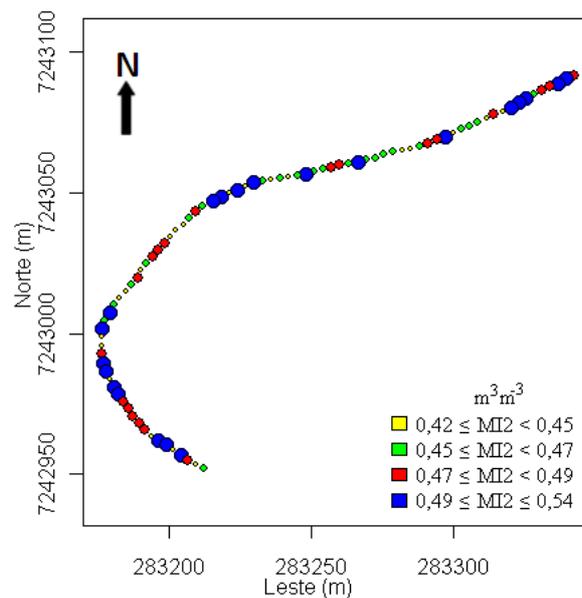


Figura 38 Gráfico *post-plot* para microporosidade do solo camada de 0,10-0,20 m (MI2).

Na Figura 39 apresentam-se o semivariograma experimental para a variável MI2 e os envelopes para o semivariograma. Os envelopes indicam que os dados não possuem continuidade espacial e que não existe variabilidade espacial na variável, uma vez que não foram identificados pontos fora dos envelopes.

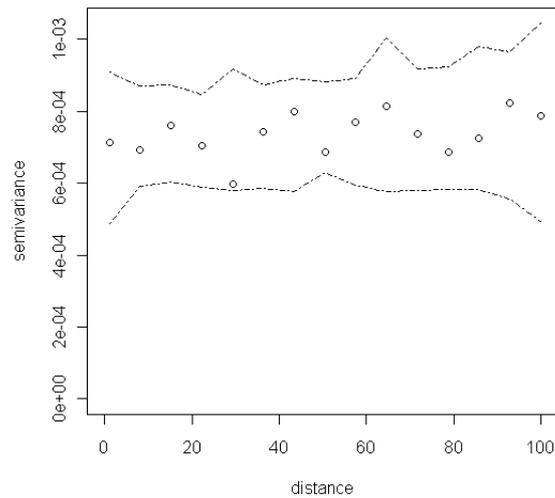


Figura 39 Semivariograma experimental e envelopes para a variável microporosidade do solo camada 0,10-0,20 m.

Na Tabela 17B do Anexo B as estimativas dos modelos ajustados para o semivariograma da Figura 39 são apresentados.

No estudo da variável MI2 o modelo selecionado, com a validação cruzada e Akaike apresentados na Tabela 18B do Anexo B, foi o exponencial com os parâmetros ajustados pelo método ML. O modelo selecionado indicou um alcance de 15,3 m, efeito pepita de 0,0007, contribuição de 0,0001, patamar de 0,0008 e dependência espacial fraca (CAMBARDELLA et al., 1994) resultado diferente do obtido por meio dos envelopes, uma vez que os envelopes não identificaram estrutura de continuidade espacial para a MI2. Os modelos gaussiano, exponencial e esférico estimados pelos métodos OLS, WLS1, ML e MLR (Anexo B) indicaram variação do efeito pepita relativo indicando que a dependência espacial de MI2 difere nos modelos ajustados.

4.6.10 Macroporosidade do solo camada 0,0-0,10 m ($m^3 m^{-3}$).

Na Figura 40 o gráfico de *post-plot* para os dados da variável de MA1 indica a ausência de tendência nos dados devido à distribuição aleatória dos valores dessa variável ao longo da transeção.

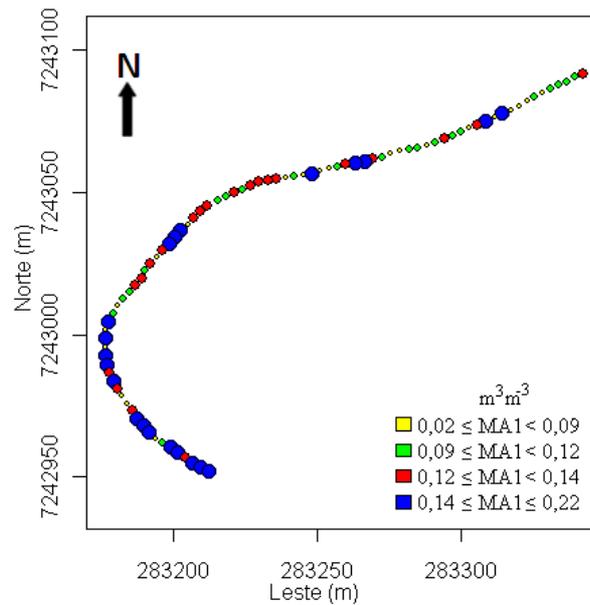


Figura 40 Gráfico *post-plot* para macroporosidade do solo camada 0,0-0,10 m (MA1).

Na Figura 41 apresentam-se o semivariograma experimental para a variável MA1 e os envelopes para o semivariograma. Os envelopes indicam que os dados possuem alguma continuidade espacial e que existe variabilidade espacial na variável, já que ocorre um ponto fora dos envelopes.

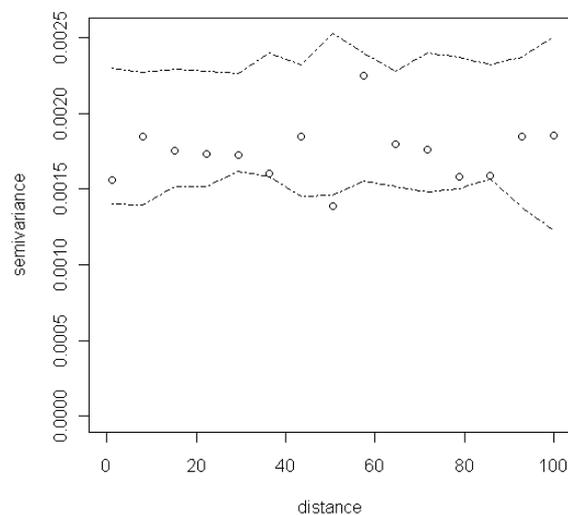


Figura 41 Semivariograma experimental e envelopes para a variável macroporosidade do solo camada 0,0-0,10 m (MA1).

Na Tabela 19B do Anexo B são apresentadas as estimativas dos modelos ajustados para o semivariograma da Figura 41.

No estudo da variável MA1 o modelo selecionado, por meio dos valores da Tabela 20B do Anexo B, foi o esférico com os parâmetros ajustados pelo método ML. Esse modelo indicou um alcance de 75,3 m, efeito pepita de 0,0017, contribuição de 0,0002, patamar de

0,0019 e dependência espacial fraca (CAMBARDELLA et al., 1994). Os modelos gaussiano, exponencial e esférico estimados pelos métodos OLS, WLS1, ML e MLR (Anexo B) indicaram variação do efeito pepita relativo indicando que a dependência espacial de MA1 difere nos modelos ajustados.

4.6.11 Macroporosidade do solo camada de 0,10-0,20 m ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$).

Na Figura 42 no gráfico de *post-plot* dos dados da variável MA2 se verifica a ausência de tendência nos dados, pois ocorre uma distribuição aleatória dos valores ao longo da transeção.

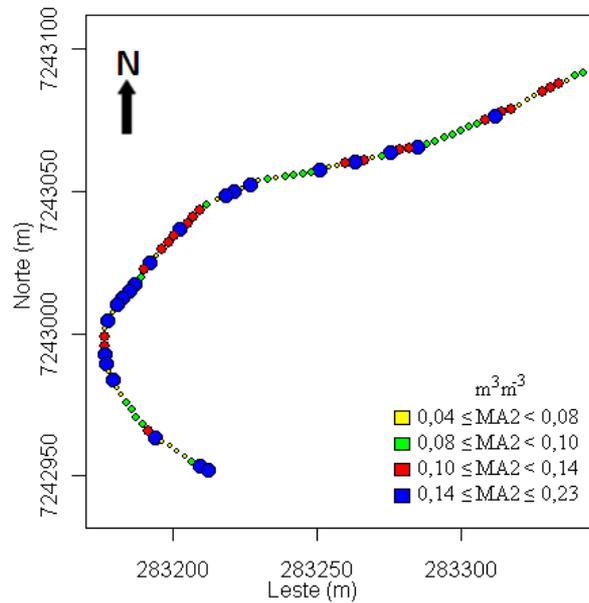


Figura 42 Gráfico de *post-plot* para macroporosidade do solo camada 0,10-0,20 m (MA2).

Na Figura 43 apresentam-se o semivariograma experimental omnidirecional para a variável MA2 e os envelopes para o semivariograma. Os envelopes indicam que os dados não possuem nenhuma continuidade espacial e que não existe variabilidade espacial na variável, uma vez que não ocorrem pontos fora dos envelopes.

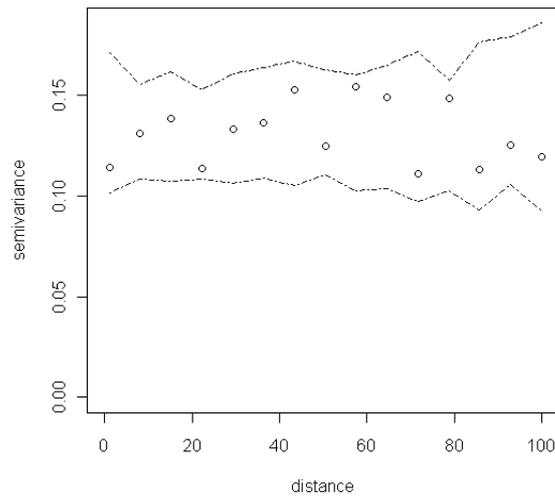


Figura 43 Semivariograma experimental para a variável macroporosidade do solo camada 0,10-0,20 m (a) e envelopes para o semivariograma experimental (b).

Na Tabela 21B do Anexo B são apresentadas as estimativas dos modelos ajustados para o semivariograma da Figura 43.

No estudo da variável MA2 o modelo selecionado, por meio dos valores da validação cruzada e Akaike da Tabela 22B do Anexo B, foi o exponencial com os parâmetros ajustados pelo método ML. O modelo selecionado indicou um alcance de 5,2 m, efeito pepita de 0,0274, contribuição de 0,1045, patamar de 0,1319 e dependência espacial forte (CAMBARDELLA et al., 1994) resultado diferente do obtido por meio dos envelopes, uma vez que os envelopes não identificaram estrutura de dependência espacial para a MA2.

4.6.12 Porosidade total do solo camada de 0,0-0,10 m ($m^3 m^{-3}$).

A Figura 44 que apresenta o gráfico de *post-plot* dos dados da variável de PT1, indica a ausência de tendência nos dados, já que se observa uma distribuição aleatória dos valores ao longo da transeção.

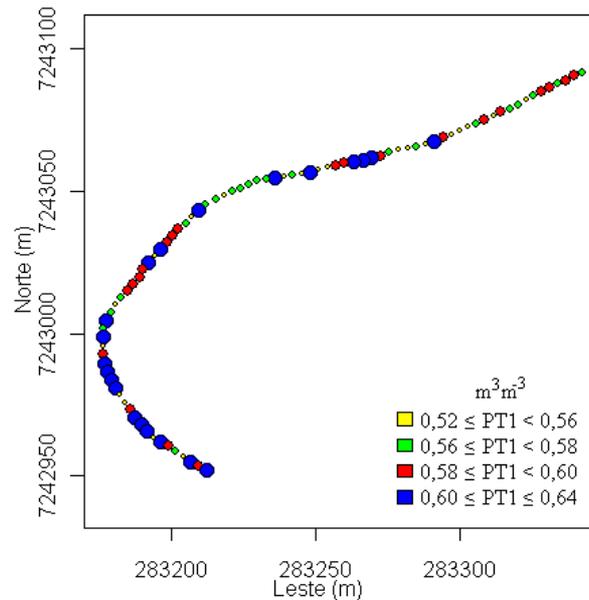


Figura 44 Gráfico *post-plot* para porosidade total do solo camada de 0,0-0,10 m (PT1).

Na Figura 45 estão o semivariograma experimental para a variável PT1 e os envelopes para o semivariograma. Os envelopes indicam que os dados não possuem nenhuma continuidade espacial e que não existe variabilidade espacial na variável, já que não ocorrem pontos fora dos envelopes.

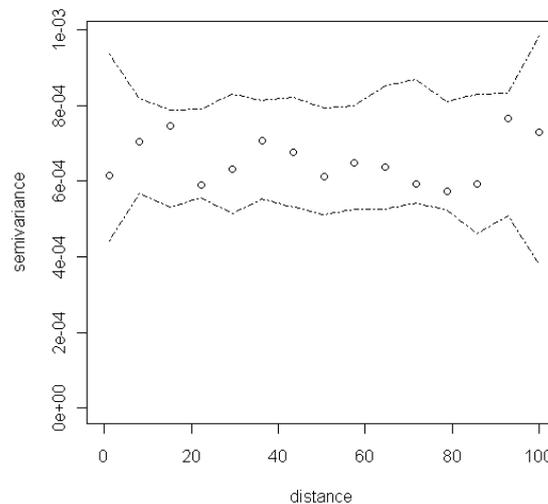


Figura 45 Semivariograma experimental para a variável porosidade total do solo camada 0,0-0,10 m (PT1) (a) e envelopes para o semivariograma experimental (b).

Na Tabela 23B do Anexo B são apresentadas as estimativas dos modelos ajustados para o semivariograma da Figura 45.

No estudo da variável PT1 o modelo selecionado, por meio da Tabela 24B do Anexo B, foi o exponencial com os parâmetros ajustados pelo método ML. Esse modelo indicou um alcance de 159,1 m, efeito pepita de 0,0006, contribuição de 0,0000, patamar de 0,0006 e

dependência espacial fraca (CAMBARDELLA et al., 1994), resultado diferente do obtido por meio dos envelopes, já que os envelopes não identificaram estrutura de continuidade espacial para a PT1. Os modelos gaussiano, exponencial e esférico estimados pelos métodos OLS, WLS1, ML e MLR (Anexo B) indicaram variação do efeito pepita relativo indicando que a dependência espacial de PT1 difere nos modelos ajustados.

4.6.13 Porosidade total do solo camada 0,10-0,20 m ($m^3 m^{-3}$).

Na Figura 46 no gráfico de *post-plot* dos dados da variável PT2 verifica-se a ausência de tendência nos dados, uma vez que ocorre uma distribuição aleatória dos valores ao longo da transeção.

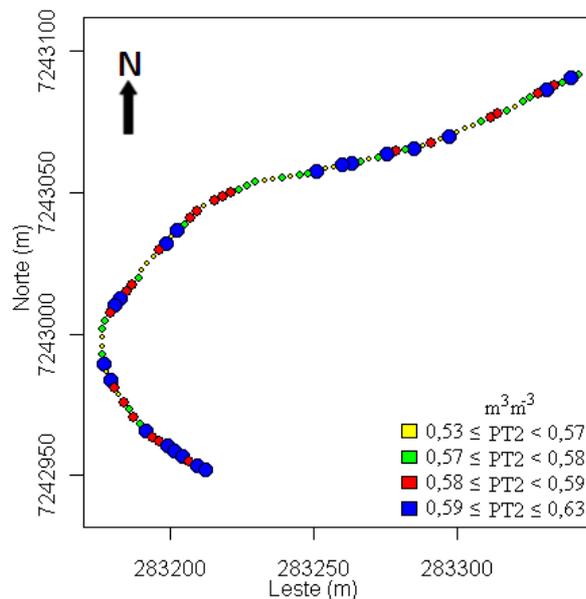


Figura 46 Gráfico *post-plot* para porosidade total do solo camada 0,10-0,20 m (PT2).

Na Figura 47 apresentam-se o semivariograma experimental para a variável PT2 e os envelopes para o semivariograma. Os envelopes indicam que os dados não possuem nenhuma continuidade espacial e que não existe variabilidade espacial na variável, já que não ocorreram pontos fora dos envelopes.

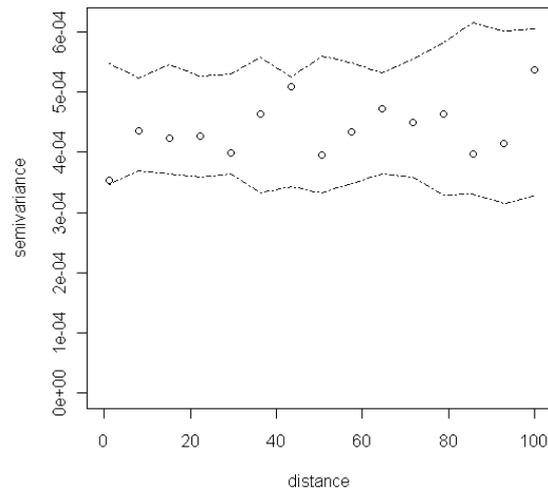


Figura 47 Semivariograma experimental para a variável porosidade total do solo camada 0,10-0,20 m (PT2) (a) e envelopes para o semivariograma experimental (b).

Na Tabela 25B do Anexo B são apresentadas as estimativas dos modelos ajustados para o semivariograma da Figura 47.

No estudo da variável PT2 o modelo selecionado, por meio dos valores da validação cruzada e Akaike da Tabela 26B do Anexo B, foi o exponencial com os parâmetros ajustados pelo método ML. O modelo selecionado indicou um alcance de 5,7 m, efeito pepita de 0,0000, contribuição de 0,0004, patamar de 0,0004 e dependência espacial forte (CAMBARDELLA et al., 1994) resultado diferente do obtido pelos envelopes, uma vez que os envelopes não identificaram estrutura de dependência espacial. Os modelos gaussiano, exponencial e esférico estimados pelos métodos OLS, WLS1, ML e MLR (Anexo B) indicaram variação do efeito pepita relativo indicando que a dependência espacial de PT2 difere nos modelos ajustados.

Na Figura 48 está apresentado o mapa temático para a variável PD, construído por krigagem ordinária e considerando cinco classes iguais, com o modelo exponencial e parâmetros estimados pelo método OLS.

A partir do mapa apresentado na Figura 48 é possível observar que os dados de PD apresentaram variação em termos de magnitude, ou seja, zonas com produtividades bem maiores do que outras o que sugere um estudo mais detalhado no sentido de identificar e quantificar quais seriam as prováveis causas deste comportamento diferenciado ao longo da transeção. Em termos das variáveis analisadas neste estudo constatou-se que a PD está inversamente relacionada à RSP nas camadas de 0,0-0,10 m e 0,10-0,20 m, fato este já esperado e constatado por vários autores na literatura (BEUTLER, CENTURION e ROQUE, 2004b; JOHANN et al., 2004; BEUTLER et al., 2008). Entretanto, chama atenção os altos valores de RSP medidos e que não foram restritivos ao desenvolvimento da cultura, fato este contrastante com alguns autores que indicaram que um valor de RSP de 2 MPa seria

restritivo ao desenvolvimento da maior parte das culturas (BLAINSKI et al., 2008; KAISER et al., 2009).

A Figura 49 que apresenta o mapa temático para a variável RSP1, considerando cinco classes iguais, com o modelo esférico e parâmetros estimados pelo método MLR. O comportamento apresentado por esse mapa temática indica que os valores de RSP1 possuem uma relação inversa com a PD, uma vez que em regiões com maiores valores RSP1 foi identificado uma redução na produtividade e que em regiões com valores menores de RSP1 a produtividade foi mais elevada.

Na Figura 50, em que o mapa temático para a variável RSP2 é apresentado, se observa um comportamento semelhante ao apresentado no mapa temático da variável RSP1. O mapa da RSP2 indica uma relação inversa entre PD e RSP2, indicando que os valores mais elevados de RPS2 causam menor produtividade e os menores valores maior produtividade.

Na Figura 51, o mapa temático para a variável US1 com cinco classes iguais, obtido pelo modelo gaussiano e parâmetros estimados pelo método de MLR indica que a variável US1 possui relação inversa com os valores observados da variável RSP1, uma vez que se observa que zonas com maiores valores de US1 apresentaram menores valores de RSP1 e vice versa.

Na Figura 52 o mapa temático para a variável US2 com cinco classes iguais obtido com o modelo exponencial e parâmetros estimados pelo método de ML apresentou um comportamento semelhante ao do mapa da US1, uma vez que zonas com maiores valores de US2 causaram menores valores de RSP2 indicando a relação negativa entre os valores de US2 e RSP2. A correlação identificada entre as variáveis US1 e RSP1 e das variáveis US2 e RSP2 indica a importância de se amostrar conjuntamente ambas as variáveis.

Na Figura 53 o mapa temático para a variável DS1 com cinco classes iguais construído com o modelo gaussiano e parâmetros estimados pelo método OLS, indica uma relação inversa dos valores de DS1 com os valores de RSP1 observados ao longo da transeção. Essa constatação não está em concordância com o resultado obtido por Secco et al. (2004) que identificaram relação direta entre essas variáveis. Um estudo mais detalhado deve ser realizado no sentido de identificar as prováveis causas deste comportamento.

Na Figura 54 do mapa temático para a variável DS2 com cinco classes iguais obtido com o modelo gaussiano e parâmetros estimados pelo método de MLR indica zonas em que ocorre uma relação direta entre os valores de DS2 e de RSP2 em concordância com Secco et al. (2004). No entanto um estudo mais detalhado é importante no sentido de confirmar essa constatação.

Na Figura 55 do mapa temático para a variável MI1 construído com o modelo exponencial e parâmetros estimados pelo método de ML, considerando cinco classes iguais

não foi possível identificar uma relação com as demais variáveis estudadas o que sugere um estudo mais detalhado para identificar as prováveis causas deste comportamento.

Na Figura 56 em que apresenta-se o mapa temático para a variável MI2 construído com o modelo exponencial e parâmetros estimados pelo método de ML com cinco classes iguais observa-se o comportamento que já foi identificado pelos envelopes, isto é, não ocorre variabilidade espacial dessa variável ao longo da transeção.

Na Figura 57 o mapa temático para a variável MA1, considerando cinco classes iguais, obtido com o modelo esférico e parâmetros estimados pelo método ML indica que uma relação inversa da MA1 com a DS1 uma vez que zonas de valores mais elevados de MA1 correspondem a zonas de valores mais baixos no mapa temático da variável DS1, Figura 37 em concordância com Secco et al. (2004).

Na Figura 58 no mapa temático para a variável MA2, considerando cinco classes iguais, obtido com o modelo exponencial e parâmetros estimados pelo método de ML não foi possível identificar uma relação com os mapas das outras variáveis em estudo. Neste caso um estudo mais detalhado é sugerido no sentido de identificar a relação da MA2 com as demais variáveis.

Na Figura 59 o mapa temático para a variável PT1, considerando cinco classes iguais, com o modelo exponencial e parâmetros estimados pelo método de ML indica a pouca variabilidade da PT1, comportamento já constatado por meio dos envelopes.

Na Figura 60 o mapa temático para a variável PT2, considerando cinco classes iguais, construído com o modelo exponencial e parâmetros estimados indica que essa variável possui pouca variabilidade espacial, fato já constatado por meio dos envelopes.

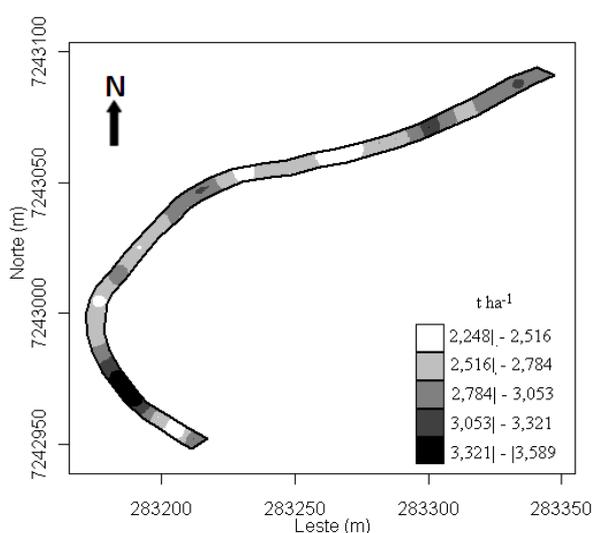


Figura 48 Mapa temático da variável produtividade da soja (PD).

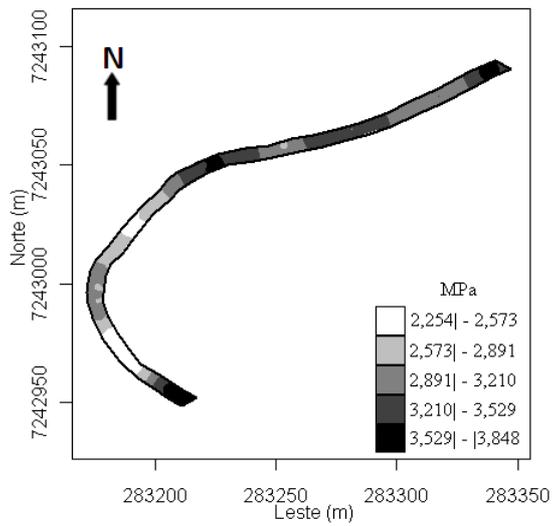


Figura 49 Mapa temático da resistência do solo à penetração camada 0,0-0,10 m (RSP1).

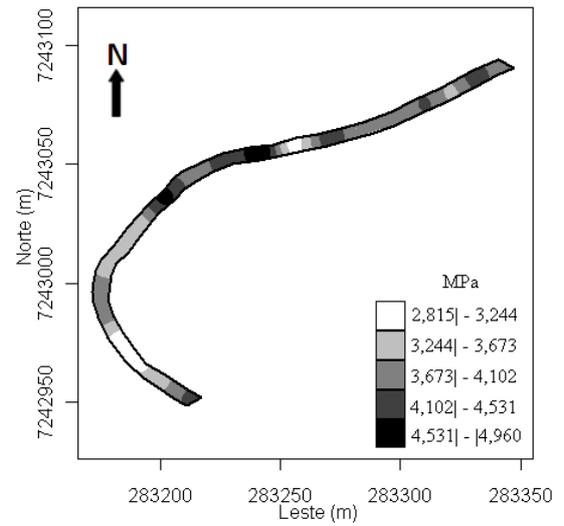


Figura 50 Mapa temático da resistência do solo à penetração camada de 0,10-0,20 m (RSP2).

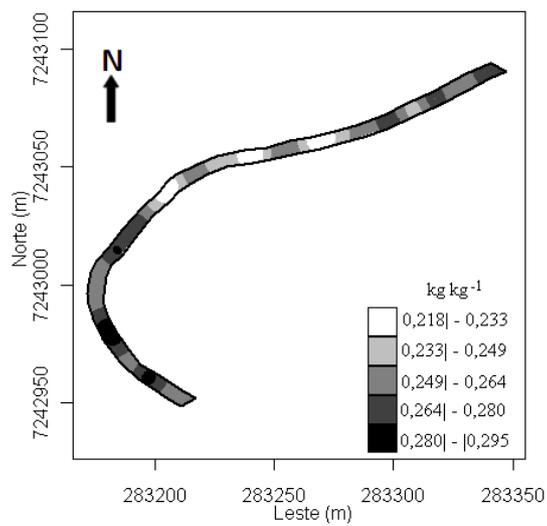


Figura 51 Mapa temático do teor de água do solo camada de 0,0-0,10 m (US1).

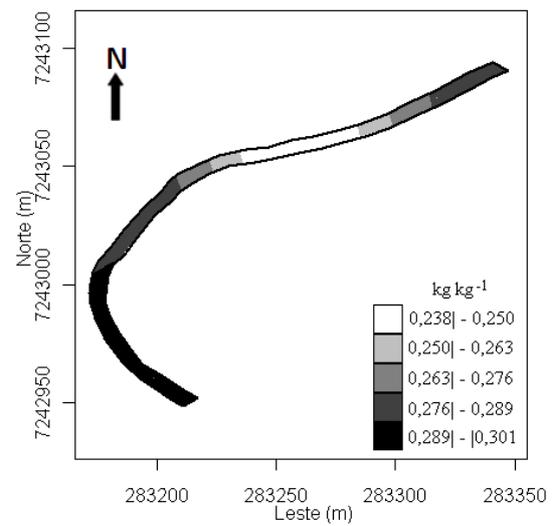


Figura 52 Mapa temático do teor de água do solo camada de 0,10-0,20 m (US2).

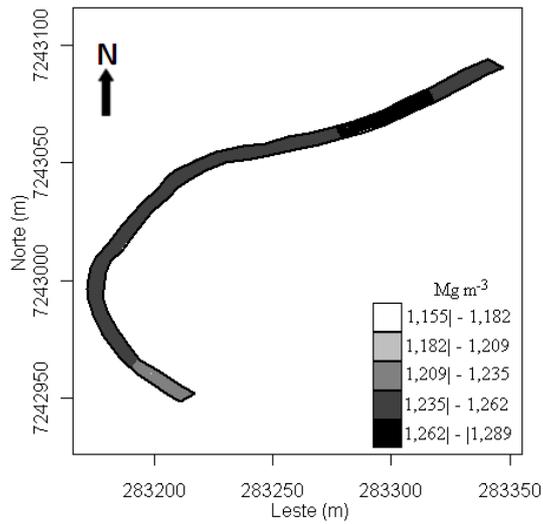


Figura 53 Mapa temático da densidade do solo camada 0,0-0,10 m (DS1).

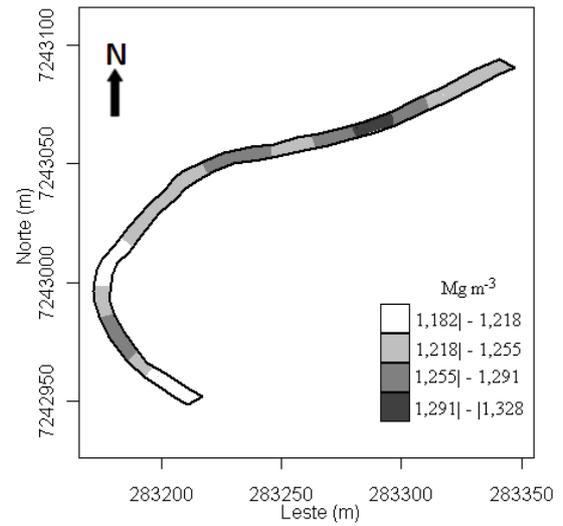


Figura 54 Mapa temático da densidade do solo camada de 0,10-0,20 m (DS2).

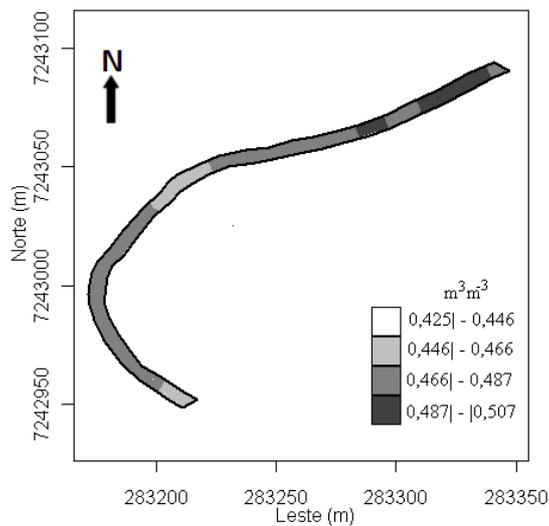


Figura 55 Mapa temático da microporosidade do solo camada 0,0-0,10 m (MI1).

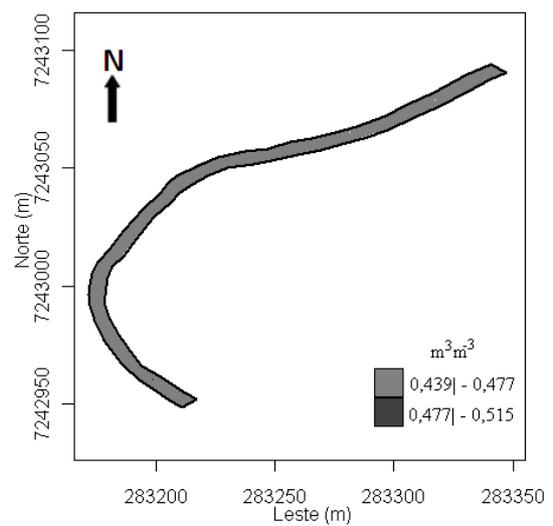


Figura 56 Mapa temático da microporosidade do solo camada 0,10-0,20 m (MI2).

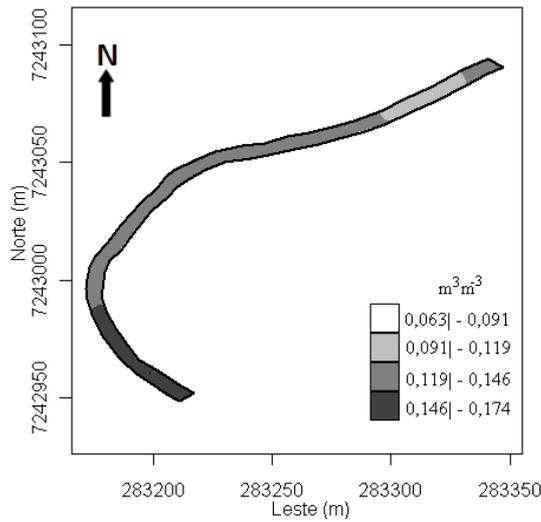


Figura 57 Mapa temático da macroporosidade do solo camada 0,0-0,10 m (MA1).

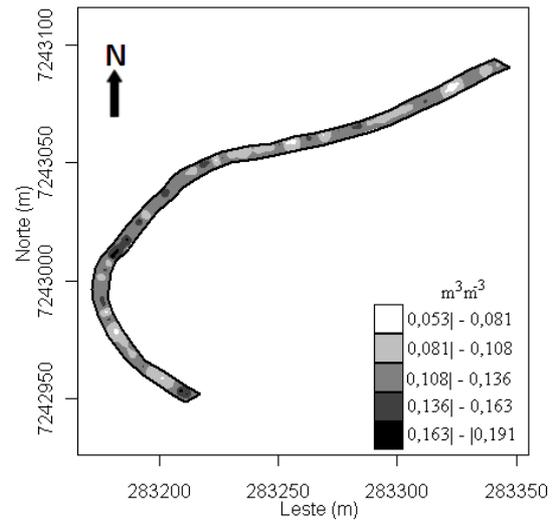


Figura 58 Mapa temático da macroporosidade do solo camada 0,10-0,20 m (MA2).

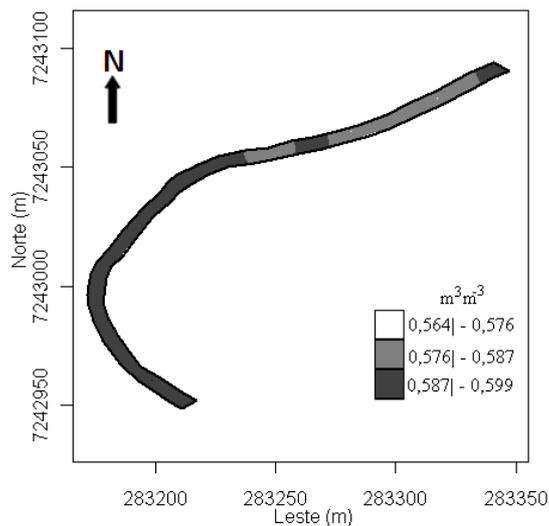


Figura 59 Mapa temático da porosidade total do solo camada 0,0-0,10 m (PT1).

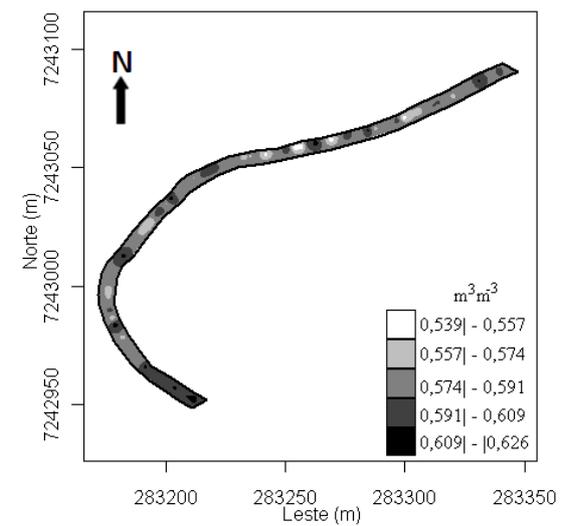


Figura 60 Mapa temático da porosidade total do solo camada 0,10-0,20 m (PT2).

Na Tabela 7, que apresenta a porcentagem da área em cada classe do mapa temático da Figura 48, observa-se que a produtividade na transeção é predominantemente maior do que a produtividade média do estado do Paraná de 2,337 t ha⁻¹ (CONAB, 2009).

Na Tabela 8 observa-se que para todas as classes ocorrem valores de RSP1 acima de 1,64 e 2,35 MPa que podem causar decréscimo da produtividade da soja (BEUTLER et

al., 2008). No entanto, neste estudo foi identificado que a produtividade da soja apresentou em muitos trechos da transeção em estudo valores acima da média do Paraná.

Na Tabela 8, com as porcentagens das áreas em cada classe, observa-se a ocorrência de valores acima de 2,81 e 3,05 que segundo Beutler e Centurion (2003) são valores críticos que podem afetar a produtividade da soja. Em campo foi verificado que as raízes da soja se apresentavam na camada 0,0-0,10 m de profundidade o que indica a restrição causada pelos altos valores de RSP na camada de 0,10-0,20 m.

Na Tabela 9 a porcentagem de área para cada classe está apresentada e se observa que parte dos valores estão entre 0,140 e 0,280 kg kg⁻¹ que segundo Genro Junior, Reinert e Reichert (2004) é a faixa em que a RSP atinge valores que podem afetar o desenvolvimento de culturas. Neste estudo se verifica que valores registrados de RSP1 apresentaram segundo a literatura valores que podem apresentar restrições ao desenvolvimento de culturas.

Na Tabela 9 estão apresentados as porcentagens de cada classe para o mapa temática da variável US2. Na variável US2, de modo semelhante ao da variável US1, algumas classes possuem valores que segundo Genro Junior, Reinert e Reichert (2004) são faixas em que a RSP pode provocar decréscimo no desenvolvimento de culturas.

A Tabela 10 que apresenta a porcentagem das áreas em cada classe do mapa temático da variável DS1, indica que as faixas de valores estão abaixo de 1,51 Mg m⁻³ que segundo Beutler et al. (2007) é um valor a partir do qual pode ocorrer decréscimo da produtividade da soja.

Na Tabela 10 em que a porcentagem da área de cada classe está apresentada, ocorre, de modo semelhante ao caso constatado na mapa temático da variável DS1, em que os valores das faixas estão abaixo dos 1,51 Mg m⁻³ considerado por Beutler et al. (2007) o valor a partir do qual pode causar decréscimo da produtividade da soja.

Na Tabela 11 que apresenta a porcentagem da área em cada classe ocorre o destaque da classe cujos valores pertencem ao intervalo de 0,458 a 0,474 m³ m⁻³, já que representa 65,825% da área da transeção.

Na Tabela 11 que apresenta a porcentagem da área de cada classe do mapa temático para a variável MI2 da Figura 46, observa-se que os valores estão na classe dos valores entre 0,469 a 0,485 m³ m⁻³, uma vez que não foi identificado variabilidade espacial dessa variável.

Na Tabela 12 com as porcentagem das classes da variável MA1 se observa que a classe dos valores entre 0,107 a 0,130 está em destaque, uma vez que representa 66,487% da área da transeção.

Na Tabela 12 das porcentagens de área nas classes consideradas se observa que a classe dos valores entre 0,108 a 0,136 m³ m⁻³ está em destaque, uma vez que corresponde a 62,868 da área da transeção.

Na Tabela 13 com as porcentagens das áreas das classes consideradas se destaca as classes dos valores de 0,578 a 0,585 m³ m⁻³ e 0,585 a 0,592 m³ m⁻³ com 45,372 % e 54,582% da área da transeção, respectivamente.

Na Tabela 13 que apresenta as porcentagens das áreas para cada classe se observa o destaque das classes com valores de 0,574 a 0,591 m³ m⁻³ e de 0,591 a 0,609 m³ m⁻³ com 62,421% e 26,259% da área da transeção, respectivamente.

Tabela 7 Área das classes do mapa da produtividade da soja (PD)

Produtividade (t ha ⁻¹)	Área (m ²)	Porcentagem da Área
2,248 - 2,516	203,257	12,536
2,516 - 2,784	688,426	42,461
2,784 - 3,053	518,130	31,957
3,053 - 3,321	118,608	7,315
3,321 - 3,589	92,889	5,729

Tabela 8 Área das classes do mapa da variável RSP1 e RSP2

RSP1 (MPa)	Área (m ²)	Porcentagem da Área	RSP2 (MPa)	Área (m ²)	Porcentagem da Área
2,254 - 2,573	190,772	11,766	2,815 - 3,244	153,566	9,472
2,573 - 2,891	266,681	16,448	3,244 - 3,673	366,312	22,593
2,891 - 3,210	545,098	33,621	3,673 - 4,102	655,965	40,459
3,210 - 3,529	458,701	28,292	4,102 - 4,531	347,085	21,408
3,529 - 3,848	160,058	9,872	4,531 - 4,960	98,382	6,068

Tabela 9 Área das classes do mapa da variável US1 e US2

US1 (kg kg ⁻¹)	Área (m ²)	Porcentagem da Área	US2 (kg kg ⁻¹)	Área (m ²)	Porcentagem da Área
0,218 - 0,233	192,769	11,890	0,238 - 0,250	290,6522	17,927
0,233 - 0,249	246,955	15,232	0,250 - 0,263	158,0609	9,749
0,249 - 0,264	640,733	39,519	0,263 - 0,276	206,5029	12,737
0,264 - 0,280	430,735	26,567	0,276 - 0,289	497,6545	30,694
0,280 - 0,295	110,118	6,792	0,289 - 0,301	468,4395	28,893

Tabela 10 Área das classes do mapa da variável DS1 e DS2

DS1 (Mg m ⁻³)	Área (m ²)	Porcentagem da Área	DS2 (Mg m ⁻³)	Área (m ²)	Porcentagem da Área
1,155 - 1,182	0,499	0,030	1,182 - 1,218	277,917	17,142
1,182 - 1,209	0,250	0,015	1,218 - 1,255	759,092	46,820
1,209 - 1,235	163,305	10,073	1,255 - 1,291	486,418	30,002
1,235 - 1,262	1205,308	74,342	1,291 - 1,328	97,883	6,037
1,262 - 1,289	251,949	15,540			

Tabela 11 Área das classes do mapa da variável MI1 e MI2

MI1 ($m^3 m^{-3}$)	Área (m^2)	Porcentagem da Área	MI2 ($m^3 m^{-3}$)	Área (m^2)	Porcentagem da Área
0,425 - 0,446	0,499	0,031	0,439 - 0,477	0,749	0,04620
0,446 - 0,466	266,681	16,448	0,477 - 0,515	1620,561	99,95380
0,466 - 0,487	1067,223	65,825			
0,487 - 0,507	286,907	17,696			

Tabela 12 Área das classes do mapa da variável MA1 e MA2

MA1 ($m^3 m^{-3}$)	Área (m^2)	Porcentagem da Área	MA2 ($m^3 m^{-3}$)	Área (m^2)	Porcentagem da Área
0,063 - 0,085	0,499	0,031	0,053 - 0,081	28,46594	1,756
0,085 - 0,107	209,999	12,952	0,081 - 0,108	449,7119	27,737
0,107 - 0,130	1077,960	66,487	0,108 - 0,136	1019,28	62,868
0,130 - 0,152	332,852	20,5230	0,136 - 0,163	113,6141	7,007
			0,163 - 0,191	10,23775	0,631

Tabela 13 Área das classes do mapa da variável PT1 e PT2

PT1 ($m^3 m^{-3}$)	Área (m^2)	Porcentagem da Área	PT2 ($m^3 m^{-3}$)	Área (m^2)	Porcentagem da Área
0,564 - 0,576	0,749	0,046	0,539 - 0,557	15,731	0,970
0,576 - 0,587	735,620	45,372	0,557 - 0,574	145,076	8,948
0,587 - 0,599	884,941	54,582	0,574 - 0,591	1012,039	62,421
			0,591 - 0,609	425,741	26,259
			0,609 - 0,626	22,723	1,401

5 CONCLUSÕES

1. Os modelos estatísticos autoregressivos em espaço de estados indicaram que a estimativa da variável produtividade da soja no ponto i em função das variáveis produtividade da soja e resistência do solo à penetração em $(i-1)$ é mais eficiente do que a estimativa realizada por modelos equivalentes de regressão linear simples e múltipla. Essa constatação sugere o emprego dos modelos autoregressivos em espaço de estados para explicar a variabilidade existente em um atributo da planta ou do solo em uma transeção.

2. As análises das variáveis em estudo indicaram que nos modelos ajustados para atributos do solo ocorreu variação da dependência espacial e que, apesar dos envelopes não terem identificado a continuidade espacial dessas variáveis, foi possível a identificação de dependência espacial por meio dos modelos estimados.

3. Os mapas temáticos para as variáveis produtividade da soja, resistência do solo à penetração, teor de água no solo e densidade do solo nas camadas de 0,0-0,10 e 0,10-0,20 m permitiram modelar o comportamento dessas variáveis na transeção estudada. Esses mapas podem ser empregados para identificar a variabilidade espacial das variáveis e auxiliar na construção de esquemas amostrais para a região em estudo.

REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. Information theory and extension of the maximum likelihood principle. **Journal of the Royal Statistical Society**, London, v. 51, p. 469-483, 1973.
- BEULTER, A. N.; CENTURION, J. F. Compactação do solo no desenvolvimento radicular e na produtividade da soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 39, n.6, p. 581-588, 2004a.
- ; N.; CENTURION, J. F. Efeito do conteúdo de água e da compactação do solo na produção de soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 38, n.7, p. 849-856, 2003.
- ; CENTURION, J. F.; CENTURION, M. A. P. C.; FREDDI, O. S.; NETO, E. L. S.; LEONEL, C. L.; SILVA, A. P. Traffic soil compaction of an oxisol related to soybean development and yield. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 64, n.6, p. 608-615, 2007.
- ; CENTURION, J. F.; ROQUE, C. G. Relação entre alguns atributos físicos e a produção de grãos de soja e arroz de sequeiro em latossolos. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 34, n.2, p. 365-371, 2004b.
- ; CENTURION, J. F.; SILVA, A. P.; CENTURION, M. A. P. C.; LEONEL, C. L.; FREDDI, O. S. Compactação do solo por tráfego de máquinas e intervalo hídrico ótimo na produtividade de soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 43, n.11, p. 1591-1600, 2008.
- BLAINSKI, E.; TORMENA, C. A.; FIDALSKI, J.; GUIMARÃES, R. M. L. Quantificação da degradação física do solo por meio da curva de resistência do solo à penetração. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n.3, p. 975-983, 2008.
- BORSSOI, J. A.; URIBE OPAZO, M. A; GALEA, M. Diagnostic techniques applied in geostatistics for agricultural data analysis. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 33, n.6 p. 1561-1570, 2009.
- CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVAK, J. M.; PARKIN, T. B.; KARLEN, D. L.; TURCO, R. F.; KONOPKA, A. E. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa soils. **Journal of Soil Science**, Madison, v. 58, n. 8, p. 1501-1511, 1994.
- CARDOSO, E. G.; ZOTARELLI, L.; PICCININ, J. L.; TORRES, E.; SARAIVA, O. F.; GUIMARÃES, M. F. Sistema radicular da soja em função da compactação do solo no sistema de plantio direto. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 41, n. 11 p. 493-501, 2006.
- CLARK, I. **Practical geoestatistics**. London: Applied Science Publishers, 1979. 129p.
- COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO – CONAB. **Ministério da agricultura, pecuária e abastecimento**. Acompanhamento da safra brasileira. Safra 2008/2009. Disponível em: <<http://www.conab.gov.br/conabweb/safra2009>>. Acesso em: 20 Out. 2009.
- COX, D. R.; HINKLEY, D. U. **Theoretical Statistics**, London: Chapman and Hall, 1974, 432p.
- CRESSIE, N. A.; HAWKING, D. M. Robust estimation of the variogram. **Mathematical Geology**. New York, v. 12, n. 2, p. 115-125, 1980.
- CRESSIE, N. **Statistics for spatial data**. New York: John Willey & Sons, inc. 1993. 900p.

DIGGLE, P.J. & RIBEIRO JUNIOR, P.J. **Model-based Geostatistics**. New York, Springer, 2007. 230p.

DOURADO-NETO, D.; TIMM, L. C.; OLIVEIRA, J. C. M.; REICHARDT, K.; BACCHI, O. O. S.; TOMINAGA, T. T. CÁSSARO, F. A. M. State-space approach for the analysis of soil content and temperature in a sugarcane crop. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 56, n.4, p. 1215-1221, 1999.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. Ministério da Agricultura e do Abastecimento. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Brasília: EMBRAPA, 2006. 306p.

FARACO, M. A.; URIBE-OPAZO, M. A.; SILVA, E. A. A.; JOHANN, J. A.; BORSSOI, J. A. Seleção de modelos de variabilidade espacial para elaboração de mapas temáticos de atributos físicos do solo e produtividade da soja. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n.2, p. 463-476, 2008.

GENRO JUNIOR, S. A. G.; REINERT, D. J.; REICHERT, J. M. Variabilidade temporal da resistência à penetração de um latossolo argiloso sob semeadura direta com rotação de culturas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 28, n.3, 477-484, 2004.

GOMES, P. **Curso de Estatística Experimental**. 14 ed. Piracicaba: Degaspari, 2000. 477p.

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

HILL, R. C.; GRIFFITHS, W. E.; JUDGE, G. G. **Econometria**. 2 ed. São Paulo: Saraiva, 2003. 471p.

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

JOHANN, J. A.; OPAZO, M. A. U.; SOUZA, E. G. S.; ROCHA, J. V. 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 e Ambiental**, Campina Grande, v. 8, n. 2-3, p. 212-219, 2004.

JOURNAL, A.G.; HUIJBREGTS, CH.J. **Mining geostatistics**. New York: Academic Press Inc., 1978. 600p.

KAISER, D. R.; REINERT, D. J.; REICHERT, J. M.; COLLARES, G. L.; KUNZ, M. Intervalo hídrico ótimo no perfil explorado pelas raízes de feijoeiro em um latossolo sob diferentes níveis de compactação. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 33, n. 4, p. 845-855, 2009.

KALMAN, R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. **Journal of Basic Engineering**, New York, v. 82, n.1, p. 35-45, 1960.

KIEHL, E. J. **Manual de Edafologia**: Relações solo-planta. São Paulo: Ceres, 1979. 121p.

KITANIDIS, P. Statistical estimation of polynomial generalized covariance functions and hydrologic applications. **Water Resources Research**, Novo México, v. 19, n. 4, p. 909-921, 1983.

LI, H.; LASCANO, R. J.; BOOKER, J.; WILSON, L. T.; BRONSON, K. F.; SEGARRA, E. State-space description of heterogeneity: Water and nitrogen use in cotton. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 66, n. 2, p. 585-595, 2002.

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

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

MELLO, J. M.; BATISTA, J. L. F.; RIBERTO JR, P. J.; OLIVEIRA, M. S. Ajuste e seleção de modelos espaciais de semivariograma visando à estimativa volumétrica de *Eucalyptus grandis*. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v. 69, n. 1, p. 25-37, 2005.

NIELSEN, D.R. & O. WENDROTH. **Spatial and temporal statistics - Sampling field soils and their vegetation**. Catena: Reiskirchen, Germany, 2003. 63p.

PANNATIER, Y. **Variowin 2.2**: Software for spatial data analysis in 2D. New York: springer, 1996. 91p.

PARFITT, J. M. B.; TIMM, L. C.; PAULETTO, E. A.; SOUSA, R. O.; CASTILHOS, D. D.; ÁVILA, C. L.; RECKZIEGEL, N. L. Spatial variability of the chemical, physical and biological properties in lowland cultivated with irrigated Rice. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 33, n.4, p. 819-830, 2009.

PEREIRA, J. O.; SIQUEIRA, J. A. C.; URIBE-OPAZO, M. A.; SILVA, S. L. Resistência do solo à penetração em função do sistema de cultivo e teor de água no solo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 6, n.1, p. 171-174, 2002.

REICHARDT, K.; TIMM, L.C. **Solo, planta e atmosfera: conceitos, processos e aplicações**. 2 ed. Barueri: Manole, 2008. 478p.

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

RIBON, A. A.; FILHO, J. T.; Estimativa da resistência mecânica à penetração de um latossolo vermelho sob cultura perene no norte do estado do Paraná. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n. 5, p. 1817-1825, 2008.

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 Ciência do Solo**, Viçosa, v. 28, n.5, p. 797-804, 2004.

SHUMWAY, R. H. **Applied statistical time series analyses**. New York: Prentice Hall, 1988. 379p.

SOUZA, M. Z.; CAMPOS, M. C. C.; CAVALCANTE, I. H. L.; JUNIOR, J. M.; CESARIN, L. G.; SOUZA S. R. Dependência espacial da resistência do solo a penetração e do teor de água do solo sob cultivo contínuo de cana-de-açúcar. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 36, n.1, p. 128-134, 2006.

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, n.2, p. 207-212, 2002.

TIMM, L. C.; REICHARDT, K.; OLIVEIRA, J. C. M.; CASSARO, F. A. M.; TOMINAGA, T. T.; BACCHI, O. O. S.; DOURADO-NETO, D.; NIELSEN D. R. State-space approach to evaluate the relation between soil physical and chemical properties. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 28, n.1, p. 49-58, 2004.

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, v. 15, p. 319-330, 2007.

URIBE OPAZO, M. A.; KAVANAGH, C. R. Estimação de parâmetros no ajuste de modelos teóricos a semivariogramas experimentais. **Revista Brasileira de Estatística**, Rio de Janeiro, v. 67, n. 227, p. 97-122, 2006.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: UFV – UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA. **Tópicos em Ciências do Solo**. Viçosa: SBCS, 2000. v. 1, 1-55 p.

VIEIRA, S. R.; HATFIELD, T. L.; NIELSEN, D. R.; BIGGAR, J. W. Geostatistical theory and application to variability of some agronomical properties. **Hilgardia**, Berkeley, v. 51 n. 3: p. 1-75, 1983.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Statistical methods in soil and land resource survey**. Oxford: Oxford University Press, 1990. 316p.

WERKEMA, M. C. C.; AGUIR S. **Análise de regressão: como entender o relacionamento entre as variáveis de um processo**. Belo Horizonte, MG: Fundação Christiano Ottoni, Escola de Engenharia da UFMG, 1996. 49p.

WOLLENHAUPT, N.C.; MULLA, D.J.; CRAWFORD, G. Soil sampling and interpolation techniques for mapping spatial variability of soil properties. In: Pierce, F.J., Sadler, E.J. (ed). **The state of site-specific management for agriculture**. Madison: ASA, CSSA, SSSA, 1997. p.19-53.

ANEXO A – COORDENADAS E DADOS EXPERIMENTAIS

Tabelas 1A – Coordenadas dos elementos amostrais e dados experimentais obtidos na camada de 0,0-0,10 m.

Pontos	Coord. Norte	Coord. Leste	PD (t h a ⁻¹)	RSP1 (MPa)	US1 (kg kg ⁻¹)	MI1 (m ³ m ⁻³)	MA1 (m ³ m ⁻³)	PT1 (m ³ m ⁻³)	DS1 (m ³ m ⁻³)
1	283342,40	7243091,60	2,72	3,470	0,268	0,444	0,137	0,581	1,155
2	283339,60	7243090,40	3,02	3,670	0,285	0,478	0,121	0,599	1,220
3	283337,00	7243088,80	3,06	4,110	0,272	0,481	0,117	0,598	1,244
4	283334,00	7243087,52	3,23	3,480	0,267	0,466	0,115	0,581	1,253
5	283331,00	7243086,40	3,16	3,650	0,253	0,486	0,114	0,600	1,162
6	283328,40	7243084,80	2,80	3,210	0,244	0,537	0,053	0,590	1,359
7	283325,40	7243083,60	2,79	2,800	0,261	0,465	0,107	0,572	1,254
8	283322,90	7243081,90	2,85	2,700	0,252	0,479	0,066	0,545	1,256
9	283320,30	7243080,10	3,07	2,320	0,278	0,508	0,066	0,574	1,301
10	283317,30	7243078,90	2,76	3,290	0,250	0,507	0,063	0,570	1,289
11	283314,30	7243077,70	2,61	3,020	0,311	0,441	0,152	0,593	1,227
12	283311,70	7243076,10	2,15	3,730	0,230	0,533	0,028	0,561	1,341
13	283308,70	7243075,00	3,41	3,410	0,230	0,422	0,177	0,599	1,320
14	283305,70	7243073,70	2,65	2,880	0,241	0,445	0,128	0,573	1,298
15	283302,70	7243072,40	3,32	2,870	0,268	0,484	0,068	0,552	1,284
16	283300,00	7243071,00	3,78	2,290	0,276	0,475	0,103	0,558	1,270
17	283297,10	7243069,80	2,79	3,190	0,275	0,466	0,098	0,564	1,256
18	283294,10	7243068,60	3,09	3,980	0,268	0,467	0,126	0,593	1,257
19	283291,10	7243067,50	2,36	3,970	0,253	0,511	0,109	0,620	1,302
20	283288,00	7243066,50	2,90	2,940	0,257	0,484	0,070	0,554	1,350
21	283284,90	7243065,50	2,72	3,360	0,262	0,482	0,097	0,579	1,312
22	283281,80	7243064,90	2,93	2,830	0,235	0,463	0,100	0,563	1,207
23	283278,70	7243064,30	2,51	3,180	0,251	0,450	0,095	0,545	1,272
24	283275,60	7243063,40	2,48	3,330	0,226	0,494	0,076	0,570	1,274
25	283272,50	7243062,30	2,31	3,790	0,215	0,486	0,108	0,594	1,275
26	283269,40	7243061,70	2,25	3,710	0,215	0,503	0,138	0,641	1,210
27	283266,30	7243060,80	2,33	3,180	0,221	0,456	0,154	0,610	1,148
28	283263,20	7243060,20	2,06	3,400	0,231	0,427	0,201	0,628	1,114
29	283260,00	7243059,60	2,36	3,470	0,238	0,466	0,122	0,588	1,260
30	283257,00	7243058,80	2,49	2,870	0,285	0,487	0,103	0,590	1,330
31	283254,00	7243058,20	3,06	2,210	0,245	0,481	0,057	0,538	1,329
32	283250,90	7243057,60	2,47	2,820	0,260	0,486	0,057	0,543	1,330
33	283248,00	7243056,70	2,45	3,310	0,241	0,458	0,150	0,608	1,152
34	283245,10	7243055,80	2,85	2,260	0,242	0,498	0,049	0,547	1,310
35	283242,00	7243055,50	2,49	3,850	0,195	0,450	0,118	0,568	1,243
36	283238,90	7243055,20	2,71	3,530	0,214	0,475	0,089	0,564	1,288
37	283235,80	7243054,70	2,54	3,960	0,213	0,478	0,143	0,621	1,343
38	283232,70	7243054,10	2,34	3,650	0,257	0,445	0,140	0,585	1,263

39	283229,60	7243053,50	1,92	2,520	0,239	0,453	0,122	0,575	1,258
40	283226,90	7243052,00	2,63	4,160	0,246	0,457	0,123	0,580	1,252
41	283224,00	7243050,90	2,85	3,960	0,235	0,470	0,104	0,574	1,240
42	283220,90	7243050,00	2,53	3,120	0,221	0,440	0,142	0,582	1,289
43	283218,00	7243048,50	3,28	3,570	0,293	0,456	0,111	0,567	1,304
44	283215,20	7243046,80	3,14	3,830	0,276	0,449	0,120	0,569	1,186
45	283211,70	7243045,30	3,22	3,250	0,222	0,437	0,148	0,585	1,246
46	283209,10	7243043,20	2,60	2,930	0,228	0,458	0,145	0,603	1,285
47	283207,10	7243040,80	2,92	2,890	0,222	0,428	0,137	0,565	1,218
48	283205,00	7243038,50	3,33	3,720	0,235	0,437	0,038	0,583	1,139
49	283202,40	7243036,70	2,66	2,160	0,209	0,445	0,156	0,601	1,178
50	283200,30	7243034,30	2,51	2,320	0,239	0,444	0,223	0,600	1,195
51	283198,20	7243032,00	2,85	2,720	0,249	0,422	0,177	0,599	1,204
52	283196,00	7243029,60	2,59	2,460	0,261	0,468	0,141	0,609	1,219
53	283194,00	7243027,20	2,65	3,170	0,273	0,490	0,062	0,552	1,311
54	283192,00	7243024,90	2,26	1,900	0,274	0,488	0,126	0,614	1,270
55	283189,90	7243022,50	2,71	1,790	0,261	0,491	0,098	0,589	1,330
56	283188,80	7243019,50	2,42	2,770	0,272	0,458	0,138	0,596	1,234
57	283186,70	7243017,20	2,95	2,810	0,275	0,477	0,122	0,599	1,243
58	283184,60	7243014,80	2,84	3,460	0,284	0,475	0,117	0,592	1,249
59	283182,50	7243012,40	2,95	2,240	0,301	0,478	0,107	0,585	1,230
60	283180,40	7243010,00	2,63	1,740	0,257	0,490	0,076	0,566	1,222
61	283178,90	7243007,40	2,66	3,400	0,253	0,464	0,108	0,572	1,302
62	283177,30	7243004,70	2,06	3,630	0,253	0,480	0,152	0,632	1,275
63	283176,00	7243001,80	2,46	2,790	0,260	0,500	0,076	0,576	1,224
64	283176,00	7242998,80	2,92	2,320	0,284	0,449	0,184	0,633	1,174
65	283176,00	7242995,60	2,67	3,290	0,234	0,479	0,050	0,529	1,259
66	283176,00	7242992,60	2,31	2,260	0,262	0,446	0,150	0,596	1,209
67	283176,80	7242989,60	2,69	3,230	0,280	0,449	0,159	0,608	1,245
68	283177,80	7242986,70	2,85	3,280	0,259	0,469	0,137	0,606	1,302
69	283178,90	7242983,70	2,99	3,300	0,295	0,418	0,218	0,636	1,287
70	283180,40	7242981,10	3,21	2,260	0,307	0,490	0,138	0,628	1,272
71	283182,00	7242978,40	3,28	2,270	0,281	0,487	0,049	0,536	1,378
72	283183,60	7242975,70	3,73	2,090	0,283	0,492	0,074	0,566	1,219
73	283185,70	7242973,40	3,54	2,220	0,290	0,463	0,123	0,586	1,258
74	283187,20	7242970,70	3,73	2,090	0,262	0,444	0,165	0,609	1,184
75	283189,30	7242968,30	3,80	2,260	0,254	0,441	0,180	0,621	1,239
76	283191,40	7242966,00	3,56	1,830	0,254	0,464	0,162	0,626	1,236
77	283193,50	7242963,60	3,29	2,680	0,270	0,460	0,089	0,549	1,273
78	283196,00	7242961,80	2,89	2,260	0,296	0,529	0,103	0,632	1,265
79	283198,80	7242960,40	2,41	3,040	0,295	0,425	0,174	0,599	1,155
80	283201,40	7242958,60	2,84	3,570	0,276	0,491	0,225	0,580	1,187
81	283204,00	7242956,80	2,07	4,110	0,257	0,433	0,128	0,561	1,218
82	283206,60	7242955,00	1,81	3,200	0,258	0,422	0,182	0,604	1,194
83	283209,20	7242953,30	2,66	3,980	0,265	0,446	0,156	0,602	1,170

84	283212,00	7242952,00	3,46	4,270	0,267	0,427	0,202	0,629	1,131
----	-----------	------------	------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

Nota: Produtividade da soja Mg ha⁻¹ (PD); resistência do solo a penetração MPa (RSP1); teor de água no solo kg kg⁻¹ (US1); microporosidade do solo m³ m⁻³ (MI1); macroporosidade do solo m³ m⁻³ (MA1); porosidade total do solo m³ m⁻³ (PT1) e densidade do solo Mg m⁻³ (DS1).

Tabelas 2A – Coordenadas dos elementos amostrais e dados experimentais obtidos na camada de 0,10-0,20 m.

Pontos	Coord. Norte	Coord. Leste	RSP2 (MPa)	US2 (kg kg ⁻¹)	MI2 (m ³ m ⁻³)	MA2 (m ³ m ⁻³)	PT2 (m ³ m ⁻³)	DS2 (m ³ m ⁻³)
1	283342,40	7243091,60	3,551	0,306	0,483	0,098	0,581	1,222
2	283339,60	7243090,40	3,808	0,238	0,499	0,105	0,604	1,191
3	283337,00	7243088,80	4,138	0,279	0,507	0,075	0,582	1,285
4	283334,00	7243087,52	4,278	0,305	0,486	0,108	0,594	1,211
5	283331,00	7243086,40	4,576	0,258	0,489	0,127	0,616	1,223
6	283328,40	7243084,80	4,158	0,271	0,471	0,118	0,589	1,133
7	283325,40	7243083,60	3,993	0,275	0,517	0,064	0,581	1,223
8	283322,90	7243081,90	3,660	0,301	0,539	0,042	0,581	1,319
9	283320,30	7243080,10	3,132	0,349	0,500	0,067	0,567	1,216
10	283317,30	7243078,90	3,706	0,253	0,447	0,128	0,575	1,207
11	283314,30	7243077,70	4,093	0,255	0,484	0,110	0,594	1,225
12	283311,70	7243076,10	4,585	0,254	0,438	0,155	0,593	1,117
13	283308,70	7243075,00	3,776	0,282	0,459	0,121	0,580	1,297
14	283305,70	7243073,70	4,470	0,242	0,467	0,094	0,561	1,299
15	283302,70	7243072,40	3,406	0,283	0,473	0,095	0,568	1,262
16	283300,00	7243071,00	4,279	0,310	0,445	0,096	0,541	1,247
17	283297,10	7243069,80	4,191	0,281	0,508	0,097	0,605	1,282
18	283294,10	7243068,60	3,859	0,258	0,484	0,088	0,572	1,388
19	283291,10	7243067,50	4,540	0,240	0,491	0,101	0,592	1,262
20	283288,00	7243066,50	3,292	0,240	0,472	0,092	0,564	1,368
21	283284,90	7243065,50	3,942	0,247	0,453	0,164	0,617	1,149
22	283281,80	7243064,90	3,466	0,241	0,439	0,144	0,583	1,328
23	283278,70	7243064,30	3,716	0,262	0,464	0,126	0,590	1,309
24	283275,60	7243063,40	4,571	0,209	0,458	0,145	0,603	1,227
25	283272,50	7243062,30	4,358	0,205	0,471	0,103	0,574	1,325
26	283269,40	7243061,70	4,476	0,240	0,472	0,064	0,536	1,340
27	283266,30	7243060,80	4,342	0,243	0,547	0,115	0,580	1,177
28	283263,20	7243060,20	3,493	0,238	0,457	0,167	0,624	1,229
29	283260,00	7243059,60	3,315	0,243	0,488	0,119	0,607	1,204
30	283257,00	7243058,80	2,869	0,249	0,483	0,052	0,535	1,148
31	283254,00	7243058,20	3,174	0,248	0,478	0,062	0,540	1,416
32	283250,90	7243057,60	3,089	0,267	0,457	0,155	0,612	1,127
33	283248,00	7243056,70	3,819	0,249	0,496	0,089	0,585	1,227
34	283245,10	7243055,80	5,164	0,246	0,475	0,099	0,574	1,191
35	283242,00	7243055,50	5,749	0,215	0,453	0,091	0,544	1,240
36	283238,90	7243055,20	5,095	0,218	0,472	0,105	0,577	1,288

37	283235,80	7243054,70	4,042	0,205	0,455	0,073	0,572	1,270
38	283232,70	7243054,10	4,393	0,226	0,468	0,098	0,566	1,348
39	283229,60	7243053,50	4,328	0,219	0,494	0,082	0,576	1,363
40	283226,90	7243052,00	4,625	0,250	0,424	0,152	0,576	1,118
41	283224,00	7243050,90	4,566	0,290	0,527	0,059	0,586	1,321
42	283220,90	7243050,00	3,950	0,281	0,441	0,158	0,599	1,208
43	283218,00	7243048,50	3,561	0,323	0,517	0,170	0,598	1,203
44	283215,20	7243046,80	4,290	0,311	0,513	0,083	0,596	1,226
45	283211,70	7243045,30	3,839	0,278	0,471	0,101	0,572	1,300
46	283209,10	7243043,20	3,971	0,250	0,483	0,107	0,590	1,270
47	283207,10	7243040,80	4,375	0,328	0,472	0,115	0,587	1,174
48	283205,00	7243038,50	4,323	0,279	0,451	0,135	0,586	1,168
49	283202,40	7243036,70	5,335	0,245	0,440	0,184	0,624	1,160
50	283200,30	7243034,30	4,611	0,260	0,454	0,118	0,572	1,303
51	283198,20	7243032,00	4,059	0,283	0,482	0,119	0,601	1,252
52	283196,00	7243029,60	4,410	0,279	0,485	0,110	0,595	1,227
53	283194,00	7243027,20	3,817	0,309	0,488	0,069	0,557	1,307
54	283192,00	7243024,90	2,725	0,275	0,461	0,197	0,560	1,205
55	283189,90	7243022,50	3,575	0,285	0,433	0,129	0,562	1,162
56	283188,80	7243019,50	3,636	0,276	0,479	0,104	0,583	1,298
57	283186,70	7243017,20	3,814	0,279	0,465	0,209	0,589	1,209
58	283184,60	7243014,80	3,224	0,292	0,450	0,145	0,595	1,176
59	283182,50	7243012,40	4,067	0,317	0,438	0,201	0,620	1,151
60	283180,40	7243010,00	2,189	0,241	0,478	0,230	0,604	1,162
61	283178,90	7243007,40	3,540	0,311	0,518	0,070	0,588	1,229
62	283177,30	7243004,70	3,839	0,282	0,477	0,165	0,585	1,126
63	283176,00	7243001,80	3,340	0,295	0,507	0,075	0,582	1,228
64	283176,00	7242998,80	3,981	0,289	0,441	0,119	0,560	1,249
65	283176,00	7242995,60	4,589	0,293	0,438	0,129	0,567	1,175
66	283176,00	7242992,60	3,334	0,277	0,493	0,154	0,584	1,147
67	283176,80	7242989,60	3,870	0,296	0,495	0,158	0,600	1,222
68	283177,80	7242986,70	4,985	0,264	0,500	0,055	0,555	1,321
69	283178,90	7242983,70	3,123	0,311	0,455	0,172	0,627	1,262
70	283180,40	7242981,10	3,162	0,340	0,519	0,079	0,598	1,202
71	283182,00	7242978,40	3,256	0,316	0,513	0,049	0,562	1,338
72	283183,60	7242975,70	2,732	0,310	0,493	0,099	0,592	1,322
73	283185,70	7242973,40	3,000	0,347	0,484	0,095	0,579	1,220
74	283187,20	7242970,70	2,422	0,282	0,485	0,103	0,588	1,244
75	283189,30	7242968,30	2,707	0,303	0,490	0,088	0,578	1,260
76	283191,40	7242966,00	2,926	0,289	0,485	0,133	0,618	1,288
77	283193,50	7242963,60	3,145	0,287	0,451	0,147	0,598	1,209
78	283196,00	7242961,80	3,545	0,320	0,523	0,076	0,599	1,115
79	283198,80	7242960,40	3,339	0,274	0,515	0,087	0,602	1,237
80	283201,40	7242958,60	3,457	0,300	0,448	0,061	0,610	1,150
81	283204,00	7242956,80	3,682	0,297	0,538	0,079	0,617	1,175

82	283206,60	7242955,00	3,903	0,305	0,493	0,105	0,598	1,101
83	283209,20	7242953,30	3,931	0,303	0,447	0,212	0,614	1,153
84	283212,00	7242952,00	4,561	0,281	0,469	0,182	0,630	1,140

Nota: Resistência do solo à penetração MPa (RSP2); teor de água no solo kg kg^{-1} (US2); microporosidade do solo $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$ (MI2); macroporosidade do solo $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$ (MA2); porosidade total do solo $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$ (PT2) e densidade do solo Mg m^{-3} (DS2).

ANEXO B – MODELOS AJUSTADOS E CRITÉRIOS DE SELEÇÃO

Tabela 1B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável produtividade da soja (PD).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	22,5602	0,0768	0,1093	0,1861	41,2681		0,0069
	WLS	22,2197	0,0734	0,1124	0,1858	39,5048		1,0571
	ML	21,3449	0,0602	0,1233	0,1835	32,8065	-33,5700	
	MLR	25,2040	0,0635	0,1322	0,1957	32,4476	-32,8800	
Exponencial	OLS	23,2353	0,0684	0,1178	0,1862	36,7347		0,0076
	WLS	22,0176	0,0620	0,1239	0,1859	33,3513		1,1868
	ML	24,6831	0,0441	0,1388	0,1829	24,1115	-34,3200	
	MLR	28,1199	0,0463	0,1470	0,1933	23,9524	-33,5100	
Gaussiano	OLS	18,3774	0,0845	0,1017	0,1862	45,3813		0,0068
	WLS	18,0020	0,0819	0,1040	0,1859	44,0559		1,0483
	ML	20,2428	0,0820	0,1056	0,1876	43,7100	-33,6900	
	MLR	21,2177	0,0823	0,1151	0,1974	41,6920	-32,8900	

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 2B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável produtividade da soja.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	0,00130	0,33369	0,00180	0,95379	21,30389	-5546,05100
	Exponencial	0,00114	0,33661	0,00152	0,92174	21,66667	-5662,50000
	Gaussiano	0,00153	0,33432	0,00218	0,99037	21,33099	-5501,97400
WLS	Esférico	0,00135	0,33333	0,00188	0,96316	21,29674	-5605,97200
	Exponencial	0,00120	0,33631	0,00161	0,93038	21,62382	-5605,97200
	Gaussiano	0,00158	0,33443	0,00227	1,00123	21,34137	-5537,85400
ML	Esférico	0,00153	0,33272	0,00223	1,01188	21,24882	-5618,42200
	Exponencial	0,00152	0,33611	0,00220	1,01139	21,51599	-5583,53900
	Gaussiano	0,00161	0,33432	0,00234	1,01254	21,24882	-5646,48700
MLR	Esférico	0,00165	0,33437	0,00240	1,01161	21,22250	-5483,62800
	Exponencial	0,00161	0,33619	0,00232	1,01089	21,48214	-5508,56300
	Gaussiano	0,00169	0,33451	0,00245	1,01211	21,20313	-5508,56300

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 3B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável resistência do solo a penetração camada de 0,0-0,10 m (RSP1).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	35,0172	0,2254	0,2137	0,4391	51,3323		0,0345
	WLS	34,8133	0,2284	0,2073	0,4357	52,4214		5,3204
	ML	40,3533	0,2145	0,2354	0,4499	47,6773	-72,4400	
	MLR	41,4429	0,2101	0,2672	0,4773	44,0184	-71,0600	
Exponencial	OLS	150,0000	0,2657	0,2514	0,5171	51,3827		0,0271
	WLS	661,0413	0,3056	0,5284	0,8340	36,6427		4,0586
	ML	29,1870	0,1661	0,2511	0,4172	39,8130	-72,6200	
	MLR	38,2110	0,1776	0,2690	0,4466	39,7671	-71,3800	
Gaussiano	OLS	123,3296	0,3284	0,2322	0,5606	58,5801		0,0339
	WLS	171,7272	0,3446	0,3142	0,6588	52,3072		4,5705
	ML	27,3409	0,2518	0,1782	0,4300	58,5581	-72,9200	
	MLR	31,5975	0,2526	0,2204	0,4730	53,4038	-71,5800	

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 4B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável RSP na camada de 0,0-0,10 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	0,00142	0,54073	0,00126	0,98651	37,20639	-5618,42200
	Exponencial	0,00196	0,55272	0,00170	0,97585	38,53253	-5864,76700
	Gaussiano	0,00316	0,60856	0,00265	1,03179	42,69780	-5605,97200
WLS	Esférico	0,00142	0,54102	0,00126	0,98327	37,25816	-5495,63300
	Exponencial	0,00239	0,57125	0,00201	0,97125	40,08593	-5409,81400
	Gaussiano	0,00313	0,61451	0,00257	1,02057	43,25246	-5398,97200
ML	Esférico	0,00142	0,53793	0,00129	1,00561	37,72068	-5501,97400
	Exponencial	0,00167	0,53975	0,00152	1,00611	36,78337	-5594,38100
	Gaussiano	0,00139	0,54642	0,00125	1,00602	37,72068	-5573,35400
MLR	Esférico	0,00140	0,53692	0,00127	1,00462	36,78622	-5680,20000
	Exponencial	0,00164	0,53952	0,00148	1,00491	36,82451	-5662,50000
	Gaussiano	0,00140	0,54443	0,00126	1,00475	37,67043	-5778,94800

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 5B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável resistência do solo a penetração camada de 0,10-0,20 m (RSP2).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	14936,8395	0,3041	30,5528	30,8569	0,9855		0,0772
	WLS	19479,5531	0,3222	36,5022	36,8244	0,8750		11,7315

	ML	16,0513	0,1176	0,3056	0,4232	27,7883	-70,0300
	MLR	16,2031	0,1155	0,3195	0,4350	26,5517	-68,9800
Exponencial	OLS	57051,4698	0,3035	58,6834	58,9869	0,5145	0,0772
	WLS	181093,8414	0,3222	169,8109	170,1331	0,1894	11,7326
	ML	21,8928	0,0925	0,3381	0,4306	21,4817	-70,9300
	MLR	24,6735	0,0981	0,3547	0,4528	21,6652	-69,7300
Gaussiano	OLS	1254,4496	0,3590	20,1777	20,5367	1,7481	0,0830
	WLS	2469,8969	0,3733	72,2391	72,6124	0,5141	11,5427
	ML	14,4229	0,1813	0,2579	0,4392	41,2796	-70,0800
	MLR	14,8197	0,1815	0,2759	0,4574	39,6808	-68,9200

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SSE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 6B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável RSP na camada de 0,10-0,20 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	0,00088	0,58048	0,00073	0,98208	37,59702	-5501,97400
	Exponencial	0,00088	0,58027	0,00073	0,98244	37,57937	-5379,18400
	Gaussiano	0,00124	0,63457	0,00099	1,04111	41,73625	-5203,12600
WLS	Esférico	0,00089	0,58425	0,00073	0,96506	37,91225	-5477,93300
	Exponencial	0,00089	0,58423	0,00073	0,96504	37,91024	-5060,46800
	Gaussiano	0,00108	0,63642	0,00084	1,02470	41,85634	-5421,40500
ML	Esférico	0,00116	0,50397	0,00111	1,00594	32,12474	-5932,88500
	Exponencial	0,00110	0,51351	0,00104	1,00598	32,99330	-5748,31800
	Gaussiano	0,00077	0,50416	0,00072	1,00567	32,12474	-5563,75100
MLR	Esférico	0,00120	0,51308	0,00102	1,00495	32,95950	-5396,45100
	Exponencial	0,00108	0,51308	0,00102	1,00495	32,95950	-5605,97200
	Gaussiano	0,00078	0,50374	0,00073	1,00456	32,04108	-5605,97200

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 7B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável teor de água no solo camada de 0,0-0,10 m (US1).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	50,0115	0,0000	0,0005	0,0005	0,0000		0,0000
	WLS	51,9642	0,0000	0,0007	0,0007	0,0000		0,0001
	ML	61,4844	0,0003	0,0006	0,0009	33,3333	204,3000	
	MLR	61,8201	0,0003	0,0007	0,0010	30,0000	202,8000	
Exponencial	OLS	150,0519	0,0000	0,0010	0,0010	0,0000		0,0000
	WLS	158,1288	0,0000	0,0010	0,0010	0,0000		0,0000
	ML	25,0176	0,0001	0,0004	0,0005	20,0000	206,6000	
	MLR	29,0700	0,0002	0,0005	0,0007	28,5714	204,6000	
Gaussiano	OLS	75,0366	0,0000	0,0008	0,0008	0,0000		0,0000

WLS	80,7217	0,0000	0,0010	0,0010	0,0000	0,0001
ML	104,9061	0,0004	0,0002	0,0006	66,6667	202,6000
MLR	12,6576	0,0002	0,0004	0,0006	33,3333	204,4000

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 8B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável US na camada de 0,0-0,10 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	-0,000122	0,019927	-0,008438	3,023876	1,228117	-5796,649000
	Exponencial	-0,000126	0,019822	-0,007233	2,485592	1,215869	-5607,479000
	Gaussiano	-0,000005	0,021142	0,000089	1,007352	1,538562	1653,965000
WLS	Esférico	-0,000120	0,019946	-0,006725	2,444580	1,227931	-5871,917000
	Exponencial	-0,000127	0,019823	-0,007306	2,497224	1,215955	-5719,447000
	Gaussiano	-0,000006	0,019932	-0,000089	1,005963	1,512364	-5607,479000
ML	Esférico	0,000015	0,019402	0,000380	1,004187	1,437814	-5816,436000
	Exponencial	-0,000013	0,018850	-0,000355	1,005487	1,197729	-5895,970000
	Gaussiano	0,000004	0,021079	0,000087	1,004489	1,437814	-5864,767000
MLR	Esférico	0,000012	0,019231	0,000296	1,003699	1,240013	-5922,700000
	Exponencial	-0,000012	0,018846	-0,000312	1,004468	1,196958	-6011,846000
	Gaussiano	-0,000002	0,018717	-0,000073	1,004487	1,168518	-5913,097000

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 9B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável teor de água no solo camada 0,10-0,20 m (US2).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	50,0114	0,0000	0,0012	0,0012	0,0000		0,0000
	WLS	51,9599	0,0000	0,0012	0,0012	0,0000		0,0002
	ML	72,9922	0,0005	0,0006	0,0011	45,4545	186,3000	
	MLR	73,9158	0,0005	0,0007	0,0012	41,6667	185,0000	
Exponencial	OLS	150,0516	0,0000	0,0017	0,0017	0,0000		0,0000
	WLS	158,1018	0,0000	0,0017	0,0017	0,0000		0,0001
	ML	79,0953	0,0004	0,0006	0,0010	40,0000	186,4000	
	MLR	120,0519	0,0005	0,0007	0,0012	41,6667	185,1000	
Gaussiano	OLS	75,0365	0,0000	0,0016	0,0016	0,0000		0,0000
	WLS	80,7037	0,0000	0,0016	0,0016	0,0000		0,0003
	ML	76,7310	0,0006	0,0004	0,0010	60,0000	185,0000	
	MLR	83,6086	0,0006	0,0006	0,0012	50,0000	183,7000	

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 10B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável US na camada de 0,10-0,20 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	0,000228	0,027271	0,008879	2,501014	1,729896	-5677,883000
	Exponencial	0,000219	0,027204	0,008806	2,577858	1,726601	-5573,354000
	Gaussiano	0,000008	0,026451	0,000189	1,006245	1,623541	-6165,782000
WLS	Esférico	0,000235	0,027118	0,009332	2,541966	1,710391	-5642,712000
	Exponencial	0,000220	0,027208	0,008977	2,619066	1,726852	-6029,546000
	Gaussiano	0,000005	0,031546	0,000191	1,007345	1,665421	-5573,354000
ML	Esférico	0,000018	0,024814	0,000350	1,007269	1,654136	-5832,974000
	Exponencial	0,000024	0,024725	0,000467	1,007542	1,567424	-5887,200000
	Gaussiano	-0,000004	0,025714	-0,000076	1,005971	1,654136	-5995,834000
MLR	Esférico	0,000020	0,024783	0,000387	1,006978	1,581221	-5922,700000
	Exponencial	0,000021	0,024771	0,000393	1,007111	1,571671	-6165,782000
	Gaussiano	-0,000009	0,025718	-0,000170	1,005402	1,655771	-5943,728000

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 11 Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável densidade do solo camada de 0,0-0,10 m (DS1).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	50,0000	0,0026	0,0007	0,0033	78,7879		0,0000
	WLS	51,9314	0,0000	0,0035	0,0035	0,0000		0,0021
	ML	12,3788	0,0016	0,0016	0,0032	50,0000	126,1000	
	MLR	28,5017	0,0022	0,0012	0,0034	64,7059	123,8000	
Exponencial	OLS	150,0804	0,0027	0,0007	0,0034	79,4118		0,0000
	WLS	139,8248	0,0029	0,0006	0,0035	82,8571		0,0002
	ML	12,5157	0,0011	0,0021	0,0032	34,3750	125,9000	
	MLR	14,8422	0,0013	0,0020	0,0033	39,3939	124,4000	
Gaussiano	OLS	86,6445	0,0028	0,0004	0,0032	87,5000		0,0000
	WLS	86,6607	0,0029	0,0003	0,0032	90,6250		0,0002
	ML	9,3644	0,0019	0,0013	0,0032	59,3750	126,1000	
	MLR	9,7737	0,0019	0,0014	0,0033	57,5758	124,5000	

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 12 Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável DS na camada de 0,0-0,10 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	-0,000127	0,054095	-0,001166	1,003855	3,525864	-6049,334000

	Exponencial	-0,000147	0,054736	-0,001341	1,008434	3,534375	-6049,334000
	Gaussiano	-0,000144	0,056013	-0,001309	1,022642	3,607785	-6049,334000
WLS	Esférico	-0,000554	0,055383	-0,012960	3,086996	3,377375	-5699,988000
	Exponencial	-0,000131	0,055439	-0,001178	1,002278	3,582438	-5932,885000
	Gaussiano	-0,000118	0,056215	-0,001054	1,013109	3,630145	-5814,532000
ML	Esférico	-0,000183	0,052433	-0,001731	1,010031	3,411227	-5631,870000
	Exponencial	-0,000164	0,052598	-0,001539	1,009554	3,412849	-5680,200000
	Gaussiano	-0,000184	0,052423	-0,001735	1,010015	3,411227	-5646,487000
MLR	Esférico	-0,000173	0,053308	-0,001604	1,006802	3,487575	-5816,436000
	Exponencial	-0,000181	0,052550	-0,001696	1,007199	3,407249	-5816,436000
	Gaussiano	-0,000199	0,052393	-0,001876	1,007544	3,403310	-5816,436000

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 13B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável densidade do solo camada de 0,10-0,20 m (DS2).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	50,0000	0,0045	0,0006	0,0051	88,2353		0,0000
	WLS	50,0000	0,0044	0,0008	0,0052	84,6154		0,0008
	ML	36,4886	0,0041	0,0008	0,0049	83,6735	105,3000	
	MLR	39,0127	0,0041	0,0010	0,0051	80,3922	104,0000	
Exponencial	OLS	150,0000	0,0045	0,0010	0,0055	81,8182		0,0000
	WLS	240,0000	0,0045	0,0013	0,0058	77,5862		0,0007
	ML	47,5893	0,0042	0,0008	0,0050	84,0000	104,9000	
	MLR	79,4166	0,0042	0,0011	0,0053	79,2453	103,7000	
Gaussiano	OLS	86,6025	0,0047	0,0006	0,0053	88,6792		0,0000
	WLS	86,6025	0,0047	0,0006	0,0053	88,6792		0,0008
	ML	34,9140	0,0042	0,0008	0,0050	84,0000	105,4000	
	MLR	38,1259	0,0042	0,0011	0,0053	79,2453	104,2000	

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 14B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável DS na camada de 0,10-0,20 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	-0,000053	0,069098	-0,000379	0,985848	4,660825	-6049,334000
	Exponencial	-0,000089	0,069211	-0,000635	0,992743	4,700530	-5679,542000
	Gaussiano	-0,000104	0,070014	-0,000736	0,997179	4,780016	-6049,334000
WLS	Esférico	-0,000059	0,068949	-0,000421	0,992677	4,642160	-5948,245000
	Exponencial	-0,000105	0,069262	-0,000748	0,996813	4,711333	-5680,200000
	Gaussiano	-0,000105	0,070005	-0,000744	0,998737	4,779049	-6049,334000
ML	Esférico	-0,000048	0,068808	-0,000348	1,008131	4,595126	-5932,885000

	Exponencial	-0,000046	0,069324	-0,000332	1,008110	4,670579	-5579,650000
	Gaussiano	-0,000060	0,068433	-0,000440	1,007635	4,595126	-5989,254000
MLR	Esférico	-0,000055	0,068752	-0,000396	1,005441	4,602512	-6049,334000
	Exponencial	-0,000070	0,069093	-0,000503	1,005369	4,658631	-5932,885000
	Gaussiano	-0,000070	0,068253	-0,000512	1,005213	4,570890	-5864,767000

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 15B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável microporosidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (MI1).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	50,0115	0,0000	0,0003	0,0003	0,0000		0,0000
	WLS	51,9635	0,0000	0,0007	0,0007	0,0000		0,0001
	ML	41,3100	0,0006	0,0001	0,0007	85,7143	189,0000	
	MLR	43,0949	0,0006	0,0001	0,0007	85,7143	186,7000	
Exponencial	OLS	150,0519	0,0000	0,0008	0,0008	0,0000		0,0000
	WLS	158,1318	0,0000	0,0009	0,0009	0,0000		0,0001
	ML	53,0568	0,0006	0,0001	0,0007	85,7143	188,8000	
	MLR	110,6385	0,0006	0,0001	0,0007	85,7143	186,7000	
Gaussiano	OLS	51,9615	0,0000	0,0006	0,0004	0,0000		0,0000
	WLS	80,7237	0,0000	0,0008	0,0008	0,0000		0,0003
	ML	32,6904	0,0006	0,0001	0,0007	85,7143	189,0000	
	MLR	37,5289	0,0006	0,0001	0,0007	85,7143	186,8000	

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 16B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável MI do solo na camada de 0,0-0,10 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	-0,000322	0,031243	-0,024730	55,256238	1,945141	-5806,251000
	Exponencial	-0,000334	0,031250	-0,020410	4,398121	1,948512	-5526,263000
	Gaussiano	-0,000035	0,026131	-0,000721	1,006145	1,697542	-5424,354000
WLS	Esférico	-0,000325	0,031278	-0,018060	3,998318	1,947895	-6282,231000
	Exponencial	-0,000335	0,031252	-0,019400	4,173099	1,948647	-5503,597000
	Gaussiano	-0,000043	0,027921	-0,000812	1,007512	1,710452	-1254,266000
ML	Esférico	-0,000031	0,025439	-0,000615	1,008456	1,693377	-6011,846000
	Exponencial	-0,000028	0,025511	-0,000551	1,008374	1,705402	-6282,231000
	Gaussiano	-0,000034	0,025425	-0,000663	1,008328	1,693377	-6282,231000
MLR	Esférico	-0,000038	0,025425	-0,000745	1,005989	1,688461	-6097,664000
	Exponencial	-0,000041	0,025471	-0,000808	1,006305	1,696540	-6282,231000
	Gaussiano	-0,000044	0,025396	-0,000863	1,006018	1,683447	-6282,231000

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 17B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável microporosidade do solo camada 0,10-0,20 m (MI2).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	50,0114	0,0000	0,0006	0,0006	0,0000		0,0000
	WLS	51,9621	0,0000	0,0008	0,0008	0,0000		0,0001
	ML	48,0431	0,0007	0,0000	0,0007	100,0000	184,7000	
	MLR	55,4640	0,0007	0,0000	0,0007	100,0000	182,1000	
Exponencial	OLS	150,0519	0,0000	0,0011	0,0011	0,0000		0,0000
	WLS	158,1237	0,0000	0,0011	0,0011	0,0000		0,0002
	ML	15,3057	0,0007	0,0001	0,0008	87,5000	184,7000	
	MLR	33,6672	0,0007	0,0000	0,0007	100,0000	182,1000	
Gaussiano	OLS	75,0366	0,0000	0,0009	0,0009	0,0000		0,0000
	WLS	80,7183	0,0000	0,0010	0,0010	0,0000		0,0003
	ML	13,0140	0,0007	0,0000	0,0007	100,0000	184,7000	
	MLR	48,2779	0,0007	0,0000	0,0007	100,0000	182,1000	

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 18B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável MI do solo na camada de 0,10-0,20 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	-0,000023	0,032943	-0,001718	4,295192	2,025991	-5913,097000
	Exponencial	-0,000017	0,033006	-0,001246	3,962576	2,027146	-5594,381000
	Gaussiano	-0,000000	0,028641	-0,000002	1,012543	1,867541	-1378,245000
WLS	Esférico	-0,000017	0,033107	-0,001256	3,840815	2,039993	-5816,436000
	Exponencial	-0,000016	0,033010	-0,001244	3,991691	2,027395	-5605,972000
	Gaussiano	0,000000	0,029754	0,000012	1,006741	1,892122	-1279,184000
ML	Esférico	0,000002	0,027258	0,000036	1,010910	1,825460	-5831,234000
	Exponencial	0,000000	0,027255	0,000000	1,011151	1,831647	-5612,471000
	Gaussiano	0,000000	0,027219	-0,000003	1,010974	1,825460	-1287,012000
MLR	Esférico	0,000004	0,027225	0,000072	1,005975	1,815370	-5721,125000
	Exponencial	0,000001	0,027237	0,000026	1,005947	1,818714	-5712,124000
	Gaussiano	0,000006	0,027236	0,000104	1,005998	1,817557	-6282,231000

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 19B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável macroporosidade do solo na camada de 0,0-0,10 m (MA1).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	50,0114	0,0000	0,0019	0,0019	0,0000		0,0000
	WLS	51,9493	0,0000	0,0019	0,0019	0,0000		0,0009
	ML	75,3122	0,0017	0,0002	0,0019	89,4737	145,8000	

	MLR	13220,0194	0,0017	0,0149	0,0166	10,2410	144,9000
Exponencial	OLS	150,0513	0,0000	0,0026	0,0026	0,0000	0,0000
	WLS	158,0595	0,0000	0,0027	0,0027	0,0000	0,0012
	ML	168,6234	0,0017	0,0002	0,0019	89,4737	145,9000
	MLR	52440,0000	0,0017	0,0444	0,0461	3,6876	144,9000
Gaussiano	OLS	75,0366	0,0017	0,0000	0,0017	100,0000	0,0000
	WLS	80,7103	0,0017	0,0000	0,0017	100,0000	0,0001
	ML	134,2125	0,0017	0,0002	0,0019	89,4737	146,1000
	MLR	50,0114	0,0000	0,0019	0,0019	0,0000	0,0000

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 20B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável MA do solo camada 0,0-0,10 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	0,0003490	0,0478420	0,0110400	3,5582615	2,9622060	-5886,203000
	Exponencial	0,0003656	0,0479175	0,0122400	3,7620188	2,9728540	-5563,897000
	Gaussiano	0,0000543	0,0432451	0,0006123	1,0065412	2,7723121	6131,214000
WLS	Esférico	0,0003489	0,0477130	0,0112000	3,5996503	2,9582480	-5610,726000
	Exponencial	0,0003661	0,0479195	0,0123400	3,7900576	2,9729760	-5465,620000
	Gaussiano	0,0000512	0,0452131	0,0045127	1,0059746	2,8921241	-5680,492000
ML	Esférico	0,0000488	0,0425667	0,0005746	1,0077227	2,7646480	-6253,360000
	Exponencial	0,0000467	0,0424426	0,0005513	1,0070876	2,7671330	-6272,046000
	Gaussiano	0,0000538	0,0422732	0,0006374	1,0069689	2,7646480	-6141,392000
MLR	Esférico	0,0000693	0,0422817	0,0008180	1,0057032	2,7718850	-5900,731000
	Exponencial	0,0000692	0,0422820	0,0008162	1,0056706	2,7718570	-5897,510000
	Gaussiano	0,0000564	0,0435729	0,0007123	1,0094210	2,7834123	-6272,046000

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 21B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável macroporosidade do solo na camada de 0,10-0,20 m (MA2).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	49,9999	0,1212	0,0121	0,1333	90,9227		0,0030
	WLS	49,9999	0,1229	0,0107	0,1336	91,9910		0,4714
	ML	47,2300	0,1239	0,0081	0,1320	93,8636	153,7000	
	MLR	50,1224	0,1229	0,0121	0,1350	91,0370	153,8000	
Exponencial	OLS	150,0000	0,1274	0,0062	0,1336	95,3593		0,0032
	WLS	150,0000	0,1291	0,0044	0,1335	96,7041		0,4900
	ML	5,2224	0,0274	0,1045	0,1319	20,7733	154,0000	
	MLR	6,3420	0,0483	0,0857	0,1340	36,0448	154,1000	
Gaussiano	OLS	86,6025	0,1295	0,0025	0,1320	98,1061		0,0032
	WLS	69,2820	0,1286	0,0047	0,1333	96,4741		0,4862

ML	46,7858	0,1261	0,0059	0,1320	95,5303	153,6000
MLR	54,0938	0,1255	0,0100	0,1355	92,6199	153,8000

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 22B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável MA do solo na camada de 0,10-0,20 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	-0,0002578	0,0409238	-0,003828	0,9447614	2,750181	-5988,3660
	Exponencial	-0,0002697	0,04121827	-0,004745	0,94636263	2,765261	-5988,3660
	Gaussiano	-0,0002466	0,04140426	-0,003573	0,95387255	2,773383	-5988,3660
WLS	Esférico	-0,0002943	0,0409434	-0,005192	0,9412694	2,750934	-5961,4280
	Exponencial	-0,000301	0,04130436	-0,005329	0,94630013	2,768973	-5988,3660
	Gaussiano	-0,0002965	0,04117472	-0,005635	0,94434921	2,76357	-5988,3660
ML	Esférico	-0,0002354	0,04100844	-0,004547	0,94528326	2,758276	-5988,3660
	Exponencial	-0,0002376	0,04088608	-0,003033	0,95954567	2,676534	-6631,5770
	Gaussiano	-0,000238	0,04107733	-0,004472	0,94636921	2,758276	-5988,3660
MLR	Esférico	-0,0003536	0,04092612	-0,006095	0,93746446	2,751668	-5988,3660
	Exponencial	-0,0003481	0,04085804	-0,004721	0,95301443	2,667822	-6188,2160
	Gaussiano	-0,0003554	0,04095192	-0,006072	0,93791264	2,760879	-6016,0990

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 23B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável porosidade total do solo na camada de 0,0-0,10 m (PT1).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	50,0114	0,0000	0,0004	0,0004	0,0000		0,0000
	WLS	51,9629	0,0000	0,0007	0,0007	0,0000		0,0001
	ML	163,8086	0,0006	0,0000	0,0006	100,0000	188,1000	
	MLR	10,5101	0,0005	0,0001	0,0006	83,3333	185,6000	
Exponencial	OLS	150,0519	0,0000	0,0009	0,0009	0,0000		0,0000
	WLS	158,1294	0,0000	0,0010	0,0010	0,0000		0,0002
	ML	159,1530	0,0006	0,0000	0,0006	100,0000	188,0000	
	MLR	122700,0000	0,0006	0,0143	0,0149	4,0268	186,0000	
Gaussiano	OLS	75,0366	0,0000	0,0007	0,0007	0,0000		0,0000
	WLS	80,7229	0,0000	0,0008	0,0008	0,0000		0,0003
	ML	133,3810	0,0006	0,0000	0,0006	100,0000	188,2000	
	MLR	9,6459	0,0006	0,0001	0,0007	85,7143	185,5000	

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 24B – Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável PT do solo na camada de 0,0-0,10 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	0,000038	0,030418	0,002323	4,820320	1,892512	-5588,873000
	Exponencial	0,000045	0,030372	0,002349	3,996877	1,882516	-5578,369000
	Gaussiano	0,000007	0,028621	0,000245	1,007812	1,751231	-5575,121000
WLS	Esférico	0,000035	0,030440	0,001660	3,773225	1,891850	-6165,782000
	Exponencial	0,000044	0,030374	0,002294	3,938558	1,882645	-5625,011000
	Gaussiano	0,000007	0,027851	0,002354	1,009142	1,874120	-5578,369000
ML	Esférico	0,000007	0,025984	0,000132	1,008590	1,763523	-5572,124000
	Exponencial	0,000005	0,026075	0,000099	1,009081	1,775249	-5712,124000
	Gaussiano	0,000008	0,025931	0,000153	1,008189	1,763523	-5812,213000
MLR	Esférico	0,000006	0,025973	0,000125	1,005825	1,731870	-6049,334000
	Exponencial	0,000016	0,025945	0,000316	1,005654	1,752718	-6165,782000
	Gaussiano	0,000061	0,025910	0,000215	1,008451	1,812141	-5541,254200

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.

Tabela 25B Modelos ajustados para o semivariograma experimental da variável porosidade total do solo na camada de 0,10-0,20 m (PT2).

Modelo	Método	Alcance	C0	C1	Patamar	E %	MLV	SQE
Esférico	OLS	50,0115	0,0000	0,0000	0,0000			0,0000
	WLS	51,9658	0,0000	0,0005	0,0005	0,0000		0,0000
	ML	45,7693	0,0004	0,0001	0,0005	80,0000	206,3000	
	MLR	21,3000	0,0004	0,0001	0,0005	80,0000	203,6000	
Exponencial	OLS	150,0519	0,0000	0,0003	0,0003	0,0000		0,0000
	WLS	158,1423	0,0000	0,0007	0,0007	0,0000		0,0001
	ML	5,6964	0,0000	0,0004	0,0004	0,0000	206,8000	
	MLR	319,8468	0,0004	0,0001	0,0005	80,0000	204,1000	
Gaussiano	OLS	75,0368	0,0000	0,0001	0,0001	0,0000		0,0000
	WLS	80,7309	0,0000	0,0006	0,0006	0,0000		0,0001
	ML	40,4308	0,0004	0,0000	0,0004	100,0000	206,2000	
	MLR	146,0652	0,0004	0,0001	0,0005	80,0000	204,1000	

Nota: OLS: Mínimos Quadrados Ordinários; WLS: Mínimos Quadrados Ponderados; ML: Máxima Verossimilhança; RML: Máxima Verossimilhança Restrita; C0: Efeito Pepita; C1: Contribuição; Patamar = C0+C1; E %: efeito pepita relativo igual a $(C0/(C0+C1)) \times 100$; MLV: valor do logaritmo da função de Máxima verossimilhança; SQE: soma dos quadrados minimizados.

Tabela 26B Validação cruzada e critério de Akaike para seleção do modelo para o semivariograma experimental da variável PT do solo na camada de 0,10-0,20 m.

Método	Modelo	EM ~ 0	SEM menor	ER ~ 0	SER ~ 1	EA menor	Akaike menor
OLS	Esférico	-0,000012	0,022207	0,000321	1,009214	1,392488	-5689,803000
	Exponencial	-0,000010	0,022140	-0,000670	4,943396	1,391327	-5537,854000
	Gaussiano	0,000025	0,021421	0,000351	1,008731	1,351042	-5431,251000

WLS	Esférico	-0,000007	0,022096	-0,000245	3,386243	1,388935	-5710,830000
	Exponencial	-0,000011	0,022141	-0,000511	3,449975	1,391402	-6049,334000
	Gaussiano	0,000023	0,021310	0,000581	1,008721	1,352171	-5537,854000
ML	Esférico	0,000020	0,020742	0,000495	1,008452	1,337480	-6165,782000
	Exponencial	0,000019	0,020499	0,000457	1,007228	1,300974	-5796,649000
	Gaussiano	0,000022	0,020788	0,000543	1,008296	1,337480	-5459,214000
MLR	Esférico	0,000017	0,020807	0,000414	1,006119	1,311792	-5529,359000
	Exponencial	0,000038	0,020646	0,000917	1,005225	1,320954	-5796,649000
	Gaussiano	0,000050	0,020632	0,001207	1,004769	1,339575	-5796,649000

Nota: EM: Erro Médio; ER: Erro Médio Reduzido; SEM: Desvio Padrão dos Erros Médio; SER: Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; EA: Erro Absoluto; Akaike: Coeficiente de Akaike.