

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

**ABORDAGEM DE ESPAÇO DE ESTADOS NO RELACIONAMENTO
ENTRE ATRIBUTOS FÍSICOS DO SOLO E PRODUTIVIDADE DO TRIGO**

ADEMIR NATAL CORRÊA

CASCAVEL – Paraná – Brasil

Julho – 2007

ADEMIR NATAL CORRÊA

**ABORDAGEM DE ESPAÇO DE ESTADOS NO RELACIONAMENTO
ENTRE ATRIBUTOS FÍSICOS DO SOLO E PRODUTIVIDADE DO TRIGO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola como 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

CASCADEL – Paraná - Brasil

Julho – 2007

ADEMIR NATAL CORRÊA

“Abordagem de espaço de estados no estudo da relação entre atributos físicos do solo e produtividade do trigo”

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação “*Stricto Sensu*” em Engenharia Agrícola em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola, área de concentração Engenharia de Recursos Hídricos e Meio Ambiente, **aprovada** pela seguinte banca examinadora:

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Maria Herminia Ferreira Tavares
Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, UNIOESTE

Prof. Dr. Luís Carlos Timm
Departamento de Engenharia Rural, UFPEL

Prof. Dr. Reginaldo Aparecido Zara
Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, UNIOESTE

Cascavel, 16 de julho de 2007.

AGRADECIMENTOS

Aos Professores: Dr. Reginaldo Aparecido Zara, Dr. Deonir Secco, Dr. Décio Lopes Cardoso, MSc. Jerry Adriani Johann e Dr. Luís Carlos Timm, pela ajuda, proporcionando-nos informações, orientações e sugestões.

Aos amigos do curso de Mestrado Dione I. C. Milani, Andréia K. Bonini, Gilberto Comiran e Araceli C. de Marins, que compartilharam seu conhecimento, tempo e experiência.

Ao meu cunhado Celso Cavalcante, pela sua ajuda e colaboração nos trabalhos de coleta de amostras e de dados em campo.

Aos funcionários da COODETEC e da UNIOESTE, pela colaboração quando utilizamos os laboratórios e equipamentos.

Meus agradecimentos especiais à minha orientadora Prof^a. Dr^a. Maria Hermínia Ferreira Tavares e ao meu co-orientador Prof. Dr. Miguel Angel Uribe Opazo, pela confiança, paciência e pela oportunidade de poder compartilhar de seus conhecimentos.

Por fim, agradeço a todos que, de alguma forma, ajudaram a realizar este trabalho.

SUMÁRIO

<u>1 INTRODUÇÃO.....</u>	<u>1</u>
<u>2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....</u>	<u>3</u>
<u>2.1 CONTEÚDO DE ÁGUA NO SOLO.....</u>	<u>3</u>
<u>2.2 DENSIDADE DO SOLO.....</u>	<u>3</u>
<u>2.3 COMPACTAÇÃO DO SOLO.....</u>	<u>5</u>
<u>2.4 RESISTÊNCIA DO SOLO À PENETRAÇÃO.....</u>	<u>6</u>
<u>2.5 POROSIDADE TOTAL DO SOLO.....</u>	<u>7</u>
<u>2.6 PROCESSO ESTOCÁSTICO.....</u>	<u>9</u>
<u>2.6.1 Estacionaridade de Processos Estocásticos.....</u>	<u>10</u>
<u>2.6.2 Processos Markovianos.....</u>	<u>10</u>
<u>2.7 VARIABILIDADE ESPACIAL.....</u>	<u>11</u>
<u>2.7.1 Geoestatística.....</u>	<u>12</u>
<u>2.7.2 Semivariograma.....</u>	<u>14</u>
<u>2.7.3 Krigagem.....</u>	<u>18</u>
<u>2.8 SÉRIES TEMPORAIS.....</u>	<u>20</u>
<u>2.9 AUTOCORRELAÇÃO ESPACIAL.....</u>	<u>22</u>
<u>2.10 CROSSCORRELAÇÃO ESPACIAL.....</u>	<u>24</u>
<u>2.11 ESPAÇO DE ESTADOS.....</u>	<u>25</u>
<u>2.11.1 Representação de um Modelo em Espaço de Estados.....</u>	<u>26</u>
<u>2.11.2 Filtro de Kalman.....</u>	<u>30</u>
<u>2.11.3 Espaço de Estados Segundo SHUMWAY.....</u>	<u>33</u>
<u>2.12 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DOS MODELOS EM ESPAÇO DE ESTADOS.....</u>	<u>36</u>
<u>3 MATERIAL E MÉTODOS.....</u>	<u>37</u>
<u>3.1 LOCALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA EXPERIMENTAL.....</u>	<u>37</u>
<u>3.2 COLETA DE AMOSTRAS E AQUISIÇÃO DE DADOS.....</u>	<u>38</u>
<u>3.2.1 Conteúdo de Água no Solo.....</u>	<u>39</u>
<u>3.2.2 Porosidade Total e Densidade do Solo.....</u>	<u>39</u>
<u>3.2.3 Grau de Compactação.....</u>	<u>40</u>
<u>3.2.4 Resistência do Solo à Penetração.....</u>	<u>41</u>
<u>3.2.5 Produtividade do Trigo.....</u>	<u>41</u>
<u>3.2.6 Análise dos Dados.....</u>	<u>42</u>
<u>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</u>	<u>44</u>

<u>4.1 ANÁLISE DESCRITIVA E EXPLORATÓRIA DOS DADOS.....</u>	<u>44</u>
<u>4.2 AUTOCORRELAÇÃO.....</u>	<u>54</u>
<u>4.3 CROSSCORRELAÇÃO.....</u>	<u>57</u>
<u>4.4 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA.....</u>	<u>61</u>
<u>4.4.1 Semivariogramas.....</u>	<u>61</u>
<u>4.4.2 Mapas Temáticos.....</u>	<u>65</u>
<u>4.5 ESPAÇO DE ESTADOS.....</u>	<u>69</u>
<u>5 CONCLUSÕES.....</u>	<u>76</u>
<u>REFERÊNCIAS.....</u>	<u>78</u>

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Precipitação mensal na região de Cascavel nos meses de maio a outubro de 2006.....	41
Tabela 2 Estatística descritiva da variável conteúdo de água no solo (US)	45
Tabela 3 Estatística descritiva da variável porosidade total (PT) (m ³ m ⁻³).....	47
Tabela 4 Estatística descritiva da variável densidade do solo (DS) (Mg m ⁻³)...	48
Tabela 5 Estatística descritiva da variável grau de compactação (GC) (%).....	50
Tabela 6 Estatística descritiva da variável resistência do solo à penetração....	51
Tabela 7 Estatística descritiva da variável produtividade do trigo (PD) (Mg ha ⁻¹)	53
Tabela 8 Equações de espaço de estados da produtividade do trigo usando os	70

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Semivariograma teórico.....	15
Figura 2 Pontos de coleta de amostras – NEEA.....	38
Figura 3 Curva de compactação do solo.....	44
Figura 4 Comportamento de série conteúdo de água no solo ao longo da.....	45
Figura 5 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica do conteúdo de	46
Figura 6 Comportamento da série porosidade total do solo ao longo da.....	46
Figura 7 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica da porosidade	47
Figura 8 Comportamento da série densidade do solo ao longo da transeção..	48
Figura 9 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica da densidade	49
Figura 10 Comportamento da série grau de compactação do solo ao longo da	49
Figura 11 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica do grau de...50	
Figura 12 Comportamento da série resistência do solo à penetração (RSP) ao	51
Figura 13 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica da resistência	52
Figura 14 Comportamento da série produtividade do trigo ao longo da.....	52
Figura 15 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica da.....	53
Figura 16 Função de autocorrelação do conteúdo de água no solo.....	54
Figura 17 Função de autocorrelação da porosidade total do solo.....	55
Figura 18 Função de autocorrelação da densidade do solo.....	55
Figura 19 Função de autocorrelação do grau de compactação do solo.....	56
Figura 20 Função de autocorrelação da resistência do solo à penetração.....	56
Figura 21 Função de autocorrelação da produtividade do trigo.....	57
Figura 22 Função de crosscorrelação da produtividade do trigo versus	58
Figura 23 Função de crosscorrelação da produtividade do trigo versus.....	58
Figura 24 Função de crosscorrelação da produtividade do trigo versus	59
Figura 25 Função de crosscorrelação da produtividade do trigo versus grau de	60
Figura 26 Função de crosscorrelação da produtividade do trigo versus.....	60
Figura 27 Semivariogramas experimental e teórico do conteúdo de água no...62	
Figura 28 Semivariogramas experimental e teórico da porosidade total do solo.	62

Figura 29 Semivariogramas experimental e teórico da densidade do solo.....	63
Figura 30 Semivariogramas experimental e teórico do grau de compactação do	63
Figura 31 Semivariogramas experimental e teórico da resistência do solo à....	64
Figura 32 Semivariogramas experimental e teórico da produtividade do trigo..	65
Figura 33 Mapa temático do conteúdo de água no solo (kg kg-1).....	66
Figura 34 Mapa temático da porosidade total do solo (m ³ m-3).....	67
Figura 35 Mapa temático da densidade do solo (Mg m-3).....	67
Figura 36 Mapa temático do grau de compactação do solo (%)......	68
Figura 37 Mapa temático da resistência do solo à penetração (MPa).....	69
Figura 38 Mapa temático da produtividade do trigo (Mg ha-1).....	69
Figura 39 Função de crosscorrelação do grau de compactação versus	71
Figura 40 Distribuição dos dados observados e dos dados estimados (a) e...	72
Figura 41 Análise de espaço de estados aplicada à produtividade do trigo na.	73
Figura 42 Distribuição dos dados observados e dos dados estimados (a).....	74
Figura 43 Análise de Espaço de Estados aplicada à produtividade do trigo na	74
Figura 44 Distribuição dos dados observados e dos dados estimados (a) e....	75
Figura 45 Análise de espaço de estados aplicada à produtividade do trigo na.	75

RESUMO

Este trabalho foi realizado com o objetivo de estudar o relacionamento entre os atributos físicos do solo e a influência destes na produtividade de trigo. Para isso, utilizou-se o método de estimação chamado de Modelo de Espaço de Estados ou modelo de regressão linear dinâmico, comparando-o aos modelos de regressão simples e múltipla da estatística clássica. Os dados experimentais foram obtidos em um Latossolo Vermelho-Escuro pertencente ao Núcleo Experimental de Engenharia Agrícola da Universidade Estadual do Oeste do Paraná – Campus de Cascavel, em uma área cultivada com trigo. Foram demarcadas 3 transeções com 97 pontos de amostragem espaçados de 3 m entre si. A abordagem de Espaço de Estados foi usada para avaliar a estimativa da produtividade do trigo na posição i , influenciada por medidas da produtividade do trigo, da densidade do solo, do grau de compactação do solo e da resistência do solo à penetração na posição $i-1$, em diferentes combinações entre as séries de dados dessas variáveis. Com a aplicação da abordagem de Espaço de Estados, todas as variáveis explicativas utilizadas apresentaram correlação significativa com a variável dependente: a resistência do solo à penetração foi o atributo com a melhor correlação, apresentando o coeficiente de ajuste R^2 igual a 0,849. Os demais atributos tiveram os coeficientes R^2 em torno de 0,800. Comparando-se com os modelos estáticos convencionais, o atributo resistência do solo à penetração teve o coeficiente de ajuste R^2 igual a 0,102 e os demais atributos tiveram os seus coeficientes R^2 abaixo de 0,087, na regressão convencional. Utilizando a metodologia de Espaço de Estados, as duas combinações que indicaram os melhores resultados foram a combinação entre produtividade do trigo e resistência do solo à penetração, que apresentou a melhor estimativa para produtividade do trigo, com coeficiente R^2 igual a 0,849. A mesma combinação na regressão convencional resultou em R^2 igual a 0,102. A segunda melhor combinação ocorreu entre os atributos: produtividade do trigo, grau de compactação do solo e resistência do solo à penetração, com R^2 igual a 0,836, sendo que a mesma combinação na regressão clássica teve o coeficiente R^2 igual a 0,217. Com isso é possível mostrar-se a vantagem da abordagem de Espaço de Estados em relação a outros métodos de estimativa e previsão para o relacionamento no sistema solo-planta.

Palavras-chave: Autocorrelação, crosscorrelação, geoestatística, dependência espacial, filtro de Kalman, regressão linear dinâmica.

STATE-SPACE APPROACH IN THE RELATIONSHIP AMONG SOIL PHYSICAL ATTRIBUTES AND WHEAT YIELD

ABSTRACT

The objective of this study was to assess the relationship among soil physical attributes and their influences on wheat yield. For this purpose an estimating method, called State-Space Model or dynamic linear regression model, was used and compared to simple and multiple regression models of classical statistics. Experimental data were obtained at a Rhodic Ferralsol, originated from UNIOESTE Agricultural Engineering Experimental Nucleus – Cascavel Campus, in an area where wheat was grown. In this area, 3 equally spaced transects, with 97 sampling points, 3.0 meters away from each other, were delimited. The State-Space approach was used to assess wheat yield estimate on position i , influenced by wheat yield, bulk density, soil compaction degree and soil resistance to penetration on position $i-1$ in different combination between data series of these variables. Applying the State-Space approach, all the response variables presented significant correlation with the dependent variable: soil resistance to penetration was the attribute with the best correlation, presenting R^2 coefficient equal to 0.849. The other attributes had R^2 coefficient of around 0.800. Comparing to conventional static models, soil resistance to penetration attribute had R^2 coefficient equal to 0.102. The other attributes had R^2 coefficient equal or less than 0.087, in conventional regression. Utilizing the State-Space approach, the two combinations that indicated the best results were: 1) between wheat yield and soil resistance to penetration that showed the best estimate to wheat yield with R^2 coefficient equal to 0.849, while the same combination in conventional regression presented R^2 equal to 0.102; 2) between wheat yield, soil compaction degree and soil resistance to penetration, with R^2 coefficient equal to 0.836, while the same combination in classical regression presented R^2 equal to 0.217. Thus, it is possible to show the advantage of the State-Space approach in relation to other more conventional regression methods for estimating and forecasting in soil-plant system relationship.

Keywords: Autocorrelation, crosscorrelation, geostatistics, spatial dependence, Kalman filter, dynamic linear regression.

1 INTRODUÇÃO

O processo de globalização da economia mundial vem impondo a todos os segmentos produtivos, dentre os quais o setor agrícola nacional, a obtenção de níveis de competitividade internacionais. Para superar esse desafio, novos conceitos, métodos e técnicas devem ser incorporados aos processos produtivos da agropecuária, envolvendo mudanças de atitudes em relação ao que se pratica hoje. Assim, a agricultura atual necessita do desenvolvimento de tecnologias que possibilitem a competição de seus produtos no mercado mundial pelo aumento da qualidade e da produtividade, que podem ser obtidos, por exemplo, pelo uso adequado de insumos agrícolas, da técnica de irrigação e do manejo do solo.

Tanto a variabilidade espacial quanto a variabilidade temporal dos atributos do solo não devem ser subestimadas, mas incorporadas aos procedimentos e tecnologias aplicados na agricultura. Cientes deste importante requisito, já há alguns anos, agricultores estão adotando um novo sistema de produção, que é a Agricultura de Precisão. O seu principal fundamento é a aplicação no local correto, no momento adequado, as quantidades de insumo necessárias à produção agrícola, tanto quanto a tecnologia e os custos envolvidos no processo o permitam (BALASTREIRE, 2002).

Dada a variabilidade de fatores e parâmetros que podem influenciar a produção agrícola, a aplicação da Agricultura de Precisão requer um controle e um monitoramento contínuos da área objeto da pesquisa. Por isso, muitas vezes é necessário utilizar ferramentas alternativas, que permitam estabelecer modelos que descrevam melhor a variabilidade espacial dos dados obtidos em campo. Dentre essas ferramentas, a abordagem de Espaço de Estados pode ser usada como um recurso útil para a agricultura, em especial para Agricultura de Precisão (CASSEL; WENDROTH; NIELSEN, 2000).

A metodologia que utiliza os modelos de regressão linear dinâmica, representados na forma de Espaço de Estados, é um tipo de análise estatística relativamente recente e não tem sido usada com freqüência para expressar as relações do sistema solo-planta. Embora introduzida originalmente por Kalman

no ano de 1960, foi somente a partir dos anos 80 que essa metodologia passou a ser utilizada de forma mais prática na agricultura (TIMM *et al.*, 2004). No Brasil o seu uso é ainda mais recente, pois somente no final dos anos 1990 surgiram os primeiros trabalhos na área (DOURADO-NETO *et al.*, 1999).

A formulação de Espaço de Estados pode ser usada, como a krigagem e a co-krigagem, para a interpolação espacial de dados, porém a filosofia que fundamenta essa metodologia é diferente da utilizada pela Geoestatística. Na abordagem de Espaço de Estados, não é requerida a condição de estacionaridade de dados para sua aplicação. A flexibilidade da abordagem de Espaço de Estados permite o estudo de processos dinâmicos envolvendo variáveis com tendências de comportamento local e pode fornecer um melhor entendimento do impacto da variabilidade espacial na produtividade agrícola (REICHARDT; TIMM, 2004).

Neste trabalho, objetivou-se obter modelos estatísticos pela abordagem de Espaço de Estados, para estimar a variável produtividade do trigo em função do conteúdo de água no solo, da porosidade total do solo, da densidade do solo, do grau de compactação e da resistência do solo à penetração e compará-los aos modelos de regressão estática da Estatística Clássica.

Para isso, depois da fase experimental, foram realizadas as seguintes etapas, com os dados obtidos:

- 1) A análise geral dos dados usando a Estatística Clássica;
- 2) O estudo da variabilidade e da dependência espacial dos dados desses atributos por meio da Geoestatística;
- 3) A verificação da dependência espacial pela autocorrelação e da crosscorrelação entre os dados, considerando a transeção espacial;
- 4) A aplicação da abordagem de Espaço de Estados no estudo da relação entre os dados e comparações dos resultados por meio dos gráficos e das regressões estáticas e equações de Espaço de Estados.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 CONTEÚDO DE ÁGUA NO SOLO

A água é um dos principais componentes do solo, ocupando juntamente com o ar, todo o espaço poroso existente. Na ausência da água, não é possível a vida vegetal ou animal. É ainda a água que governa grande parte das propriedades físicas, químicas e biológicas do solo. Para um bom desenvolvimento vegetal, é indispensável a presença de suficiente quantidade de água no solo (VAN LIER, 2000). Os experimentos têm demonstrado o marcante aumento da produção agrícola, graças, simplesmente às irrigações aplicadas em solos com conteúdos deficientes de água (PREVEDELLO, 1996).

A água pode ser encontrada ocupando os vazios do solo ou contida na estrutura cristalina dos minerais. A água de cristalização dos minerais está, em geral, fortemente ligada à estrutura cristalina, não podendo ser considerada como água do solo. Alguns minerais podem liberá-la a baixas temperaturas, porém, a maioria só a desprende a temperaturas elevadas (KIEHL, 1979).

O conteúdo de água no solo é muito variável e dependente do clima local, do vento, da temperatura e das chuvas. Por isso, muitas vezes a determinação desse conteúdo é necessária em vários experimentos em laboratório e, principalmente, em locais nos quais se usam culturas irrigadas, sendo útil para determinar o momento da irrigação e a quantidade adequada de água (AZEVEDO; DALMOLIN, 2004).

2.2 DENSIDADE DO SOLO

A densidade do solo pode ser definida como a relação existente entre a massa de uma amostra de solo seca em estufa, a 105 °C por 24 horas, e a soma dos volumes ocupados pelas partículas e pelos poros dessa amostra (Equação 1):

$$D_s = \frac{m_s}{V_T} \quad (1)$$

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).

A densidade, geralmente, aumenta com a profundidade do perfil, pois as pressões exercidas pelas camadas superiores sobre as camadas subjacentes provocam o fenômeno da compactação, reduzindo a porosidade do solo. A movimentação de material fino dos horizontes superiores para os inferiores, por eluviação, também concorre para reduzir os espaços porosos e aumentar a densidade dessas camadas (AZEVEDO; DALMOLIN, 2004).

A densidade do solo depende da natureza, das dimensões e da forma como se acham dispostas as partículas. Nos solos minerais, os valores da densidade oscilam de $1,1 \text{ Mg m}^{-3}$ a $1,6 \text{ Mg m}^{-3}$ e nos solos orgânicos a densidade pode variar de $0,6$ a $0,8 \text{ Mg m}^{-3}$ (HILLEL, 1998).

A densidade do solo na qual começam a surgir problemas para as plantas é o ponto em que as raízes não conseguem realizar seu movimento de crescimento natural, porém não é a mesma densidade para todos os solos. Solos com densidade de $1,7$ a $1,8 \text{ Mg m}^{-3}$ dificultam a penetração e a distribuição de raízes e solos argilosos com densidade $1,6 \text{ Mg m}^{-3}$ e $1,7 \text{ Mg m}^{-3}$ podem não apresentar raízes (KIEHL, 1979).

O valor encontrado para a densidade do solo representa o seu estado atual, porquanto pode variar, para mais, por efeito da compactação, ou para menos, pela incorporação de matéria orgânica. A densidade do solo é uma informação de valor relativo para certas interpretações, como, por exemplo, a porosidade total: se dois solos possuírem a mesma densidade de $1,3 \text{ Mg m}^{-3}$, porém, um deles for arenoso, com densidade real $2,65 \text{ Mg m}^{-3}$ e o outro, rico em minerais ferruginosos, com densidade $2,9 \text{ Mg m}^{-3}$, os volumes de poros desses solos serão diferentes. Correlacionando-se os valores da densidade com outras propriedades, pode-se chegar a interpretações de interesses edafológicos (KIEHL, 1979).

O conhecimento da densidade do solo permite avaliar propriedades, como: drenagem, porosidade, condutividade hidráulica, capacidade de saturação, volume de sedimentação e recomendação de cultivo (PREVEDELLO, 1996, HILLEL, 1998, SECCO, 2003).

2.3 COMPACTAÇÃO DO SOLO

A compactação é entendida como a ação mecânica pela qual se impõe ao solo uma redução de seu índice de vazios. Embora seja um fenômeno similar ao adensamento, no uso destes termos, são dadas conotações diferentes. No adensamento, a redução de vazios é obtida pela expulsão da água intersticial, num processo natural, que ocorre ao longo do tempo e que pode durar centenas de anos. Na compactação a redução ocorre, em geral, pela expulsão do ar dos poros, num processo artificial de curta duração (VILAR; BUENO, 1985).

A compactação é um processo no qual ocorre o aumento da densidade do solo, da sua resistência à penetração e a redução da porosidade total, do tamanho e da continuidade dos poros. Reduções significativas ocorrem, principalmente, no volume dos macroporos, enquanto que o volume dos microporos permanece inalterado (SECCO, 2003).

O aumento da intensidade de uso do solo, a utilização de equipamentos pesados e, principalmente, operações mecanizadas e pisoteio animal em condições de umidade inadequada, contribuem para a compactação do solo. O conteúdo de água no solo é um fator determinante no processo de compactação, por isso, o estudo da compactação sob vários níveis de umidade e densidade inicial do solo assume grande importância, a fim de se verificar em que condições ela ocorre de maneira mais acentuada e qual o comportamento compressivo em diferentes teores de água, para que se consiga evitá-la (SILVA; CABEDA, 2006).

Assim, um aumento da densidade do solo em consequência de uma redução no seu volume pode ou não causar compactação adicional. Por isso, pesquisadores têm encontrado efeitos benéficos ou adversos da compactação (RAGHAVAN; MICKYES, 1983). Os efeitos benéficos têm sido atribuídos à melhoria do contato solo-semente e aumento da disponibilidade de água em

anos secos. Entretanto, a compactação excessiva pode limitar a adsorção e/ou absorção de nutrientes, infiltração e redistribuição de água, trocas gasosas e desenvolvimento do sistema radicular, resultando em decréscimo da produção, aumento da erosão e da energia necessária para o preparo do solo (DIAS JÚNIOR, 2000).

No estudo da compactação do solo, uma metodologia que pode ser utilizada é o Ensaio de Proctor Normal - proposto por Ralph R. Proctor, em 1933, para controle da compactação em barragens de terra. Nesse ensaio, para uma mesma energia de compactação, a densidade do solo depende de sua umidade no momento da compactação. Colocando em gráfico os valores do conteúdo de água de acordo com a densidade do solo, obtém-se a curva de compactação, a partir da qual, no seu ponto de máximo, obtém-se a densidade do solo máxima e o conteúdo de água ótimo ou crítico de compactação correspondente (VILAR; BUENO, 1985).

Uma das aplicações deste ensaio tem sido verificar o efeito do grau de compactação na curva de retenção de água no solo que apresenta uma estreita relação com a resistência do solo à penetração, que por sua vez, é uma dos atributos que melhor representa as condições de desenvolvimento das raízes das plantas. Segundo PEREIRA *et al.* (2002), o desenvolvimento radicular pode ser restringido pela elevada resistência do solo associada à sua compactação.

2.4 RESISTÊNCIA DO SOLO À PENETRAÇÃO

A resistência do solo à penetração (RSP) é um dos atributos físicos que apresenta estreita relação com a densidade do solo, com o grau de compactação, com a porosidade, com o conteúdo de água e com a textura, que estão diretamente relacionados com o crescimento e desenvolvimento das plantas. Por isso, o valor da resistência do solo deve ser tal que permita o crescimento e o desenvolvimento normal das raízes ao longo do perfil do solo. Valores excessivos de resistência do solo à penetração podem influenciar o crescimento das raízes em comprimento e diâmetro causando restrição ao desenvolvimento das partes aéreas da planta e, conseqüentemente, baixa produtividade (TORMENA *et al.*, 2002).

Pesquisadores como SOANE e VAN OUWERKERK (1994) relatam que a partir do valor de 2 MPa para a resistência do solo, algumas culturas, como a soja e o trigo, começam a apresentar problemas no desenvolvimento do sistema radicular.

A RSP apresenta estreita relação com a densidade do solo e com o conteúdo de água no solo. Segundo SECCO (2003), para um mesmo solo, quanto maior for a resistência menor será a macroporosidade, que é o principal espaço para o crescimento do sistema radicular. No entanto, deve ser levado em conta que a resistência do solo é mais afetada pela variação do conteúdo de água no momento da amostragem do que a densidade. Por essa razão, alguns trabalhos como o de TORMENA *et al.* (2002), sugerem a densidade do solo como um parâmetro de referência para caracterizar o efeito da compactação no desenvolvimento e produtividade de culturas.

Uma das maneiras de se identificar as reais condições do solo, quanto à compactação decorrente do sistema de manejo utilizado, é pela utilização de um equipamento chamado penetrômetro de cone. Este equipamento mede a resistência do solo à penetração, identificando a profundidade da camada compactada.

A resistência do solo à penetração, usualmente, é medida por meio de penetrógrafos convencionais para uso agrícola ou de penetrógrafos de impacto, usados na construção civil. Os penetrógrafos convencionais são pressionados contra o solo. A resistência ao avanço de sua ponta pode ser lida

ou registrada por meio de um dinamômetro. O penetrógrafo convencional mede a resistência estática ou de ruptura, enquanto que o penetrógrafo de impacto tem características dinâmicas de penetração (TIEPPO, 2004. MILANI, 2005).

Como forma de padronização das leituras, a ASAE (1976) recomenda uma velocidade de deslocamento constante de 180 cm min^{-1} quando a haste do penetrógrafo é introduzida no solo.

2.5 POROSIDADE TOTAL DO SOLO

A porosidade total de um solo pode ser definida como o volume de vazios ou de espaços não ocupados pelos componentes orgânicos e inorgânicos. O arranjo ou a geometria das partículas determinam a quantidade e a natureza dos poros existentes. As partículas variam em tamanho, forma, regularidade e tendência de expansão e contração do solo o que confere diferentes arranjos porosos ao solo. Como consequência, os poros diferem consideravelmente quanto à forma, comprimento, largura, tortuosidade e outras características. A porosidade é afetada principalmente, pela textura e pela estrutura de um solo (REICHARDT; TIMM, 2004).

Embora não exista uma linha de demarcação nítida entre os tipos de poros do solo, costuma-se dividi-los em macroporos e microporos, de acordo com o diâmetro. Segundo LIBARDI (2005), os macroporos são os poros com diâmetro maior que $100 \mu\text{m}$, os mesoporos são os poros com diâmetro entre $100 \mu\text{m}$ e $30 \mu\text{m}$ e os microporos são os poros com diâmetro menor que $30 \mu\text{m}$. Os macroporos permitem a aeração, o fluxo de gases, a infiltração e a drenagem da água e os microporos são responsáveis pelo armazenamento de água, que fica restrita ao movimento capilar (MILANI, 2005).

Os solos que tem menor porosidade são os arenosos. Como suas partículas são predominantemente grandes, a tendência é formar a disposição piramidal, que tem menor espaço de vazios. Nos solos de textura fina as partículas não se arranjam de maneira tão compactada e a argila coloidal contribui para formarem agregados que aumentam a porosidade. Na prática, raras vezes se encontram solos de textura grosseira com porosidade inferior a 30% ou solos de textura fina com volume total de poros superior a 60%.

Somente solos ricos em matéria orgânica apresentam porosidade entre 60% e 80%. A matéria orgânica, além de dificultar o arranjo piramidal das partículas é, por si mesma, um material poroso. Considera-se que, em média, a porosidade dos solos arenosos varia de 35% a 50% e a dos argilosos de 40% a 60% (KIEHL, 1979).

A importância da porosidade é ressaltada em Mecânica de Solos, pois, do volume de poros depende a densidade e a resistência mecânica oferecidas pelo solo. Para um mesmo solo, quanto mais compactado ou menos poroso for, maior será a sua resistência à penetração (PEREIRA *et al.*, 2002).

Na agricultura, a porosidade expressa as relações entre as fases sólida, líquida e gasosa. Daí a importância da distribuição da macroporosidade e microporosidade nos estudos do armazenamento e movimento da água e do ar do solo, no desenvolvimento do sistema radicular das plantas, nos problemas relativos ao fluxo e à retenção de calor e na tenacidade oferecida às máquinas agrícolas (PREVEDELLO, 1996, SECCO, 2003). A produção agrícola e a drenagem estão muito correlacionadas com o tamanho e a distribuição de poros no perfil (AZEVEDO; DALMOLIN, 2004).

O solo ideal tem sido referido como aquele que apresenta 50% de macroporosidade e 50% de microporosidade. Considerando, porém, que as raízes podem se desenvolver com porosidade de aeração acima de 10% e que o conteúdo de água armazenado deve ser maior que o de ar, o solo ideal passa a ser o que representa um terço de macroporos para dois terços de microporos. Tais solos garantiriam suficiente aeração, permeabilidade e capacidade de retenção de água e, conseqüentemente, boa produtividade (KIEHL, 1979).

2.6 PROCESSO ESTOCÁSTICO

Quando uma variável $Z(t_i)$ é aleatória, não é possível prevê-la perfeitamente e não se sabe o valor dessa variável até que seja observada. Os métodos estatísticos que geram os valores das variáveis aleatórias da série temporal ou espacial, Z_1, Z_2, \dots, Z_n , com $i = 1, 2, \dots, n$, são chamados de processos estocásticos e estão sujeitos à lei do acaso e são processos definidos num mesmo espaço de probabilidades e controlados por leis probabilísticas (MORETTIN; TOLOI, 2004).

Um processo estocástico é definido como uma coleção de variáveis aleatórias $Z(t_i)$ indexadas por um parâmetro t pertencente a um conjunto T , o qual é considerado como o conjunto dos números inteiros não-negativos e $Z(t_i)$ representa uma característica mensurável de interesse no tempo ou espaço.

Processos estocásticos são de interesse para descrever o comportamento de um sistema operando sobre algum período de tempo ou de espaço: assim, em termos formais, a variável randômica $Z(t_i)$ representa o estado do sistema através do parâmetro t . Portanto, pode-se afirmar que $Z(t_i)$ é definido em um espaço denominado de Espaço de Estados (HILL; GRIFFITHS; JUDGE, 2003).

Os processos estocásticos podem ser classificados de duas maneiras:

a) Em relação ao estado:

- Estado discreto (cadeia): $Z(t_i)$ é definido sobre um conjunto enumerável ou finito;

- Estado contínuo (seqüência): $Z(t_i)$ é definido sobre um conjunto infinito.

b) Em relação ao tempo (Parâmetro):

- Tempo discreto: t é finito;

- Tempo contínuo: t é infinito.

2.6.1 Estacionaridade de Processos Estocásticos

Um processo estocástico é estacionário se sua média e sua variância são constantes ao longo do tempo ou do espaço. A covariância entre dois valores depende somente da distância no tempo ou espaço que separa os dois valores e não dos tempos ou espaços reais em que as variáveis são

observadas. Portanto, uma série temporal ou espacial é dita estacionária, quando ela se desenvolve aleatoriamente no tempo ou espaço ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável (SHUMWAY; STOFFER, 2000, MORETTIN; TOLOI, 2004).

2.6.2 Processos Markovianos

Um processo estocástico é dito ser um processo markoviano se:

$$P\{Z(t_{k+1}) \leq z_{k+1} | Z(t_k) = z_k, Z(t_{k-1}) = z_{k-1}, \dots, Z(t_1) = z_1, Z(t_0) = z_0\} = P\{Z(t_{k+1}) \leq z_{k+1} | Z(t_k) = z_k\} \quad (2)$$

Para $t_0 \leq t_1 \leq \dots \leq t_k \leq t_{k+1} = 0, 1, \dots$ e toda seqüência $k_0, k_1, \dots, k_{t-1}, k_t, k_{t+1}$.

A equação 2 pode ser assim traduzida: a probabilidade condicional de qualquer evento futuro, dado qualquer evento passado e o estado presente $Z(t_k) = z_k$, é independente do evento passado e depende somente do estado presente. Esse tipo de processo estocástico é, também, chamado de processo sem memória, pois o evento passado é esquecido ou descartado. O estado de um evento futuro só depende de seu estado atual.

As probabilidades condicionais $P\{Z(t_{k+1}) = z_{k+1} | Z(t_k) = z_k\}$ são denominadas probabilidade de transição e representam, a probabilidade do estado $Z(t_{k+1})$ ser z_{k+1} no instante t_{k+1} dado o estado $Z(t_k)$ e z_k no instante t_k (HILL; GRIFFITHS; JUDGE, 2003).

As séries geradas por processos markovianos são aquelas obtidas pelos chamados passeios aleatórios. Essas séries são chamadas de passeios aleatórios, porque os valores, em cada instante ou ponto, variam lentamente para cima e/ou para baixo, sem que haja um padrão previsível de comportamento (MORETTIN; TOLOI, 2004).

2.7 VARIABILIDADE ESPACIAL

Até recentemente, pesquisadores ligados à área agronômica estudavam a variabilidade dos atributos do solo por meio da estatística clássica (análise de variância, média, coeficiente de variação, análise de regressão,...),

que pressupõe que as observações de um dado atributo são independentes entre si, desconsiderando-se sua localização na área. Neste caso, os experimentos eram conduzidos para minimizar o impacto da variabilidade espacial ou temporal, sendo ignorado o fato de que as observações podem ser espacialmente ou temporalmente dependentes. Entretanto, tem sido constatado que observações adjacentes de alguns atributos do solo não são completamente independentes e que essa variabilidade espacial deve ser considerada na análise estatística dos dados (TIMM *et al.*, 2000, 2003a, 2003b, CARVALHO; DECHENS; DUFRANC, 2004, REICHARDT; TIMM, 2004).

A variabilidade espacial dos atributos dos solos ocorre em diferentes níveis e pode estar relacionada a vários fatores: clima, relevo, ação de organismos, tempo, variação do material de origem nos processos genéticos de formação do solo e/ou efeitos de técnicas de manejo dos solos decorrentes de seu uso agrícola. Técnicas estatísticas, como: autocorrelogramas, crosscorrelogramas, semivariogramas, análise espectral, krigagem, co-krigagem, modelos auto-regressivos, modelos ARIMA, modelos de espaço de estados têm sido utilizadas para estudar a variabilidade espacial dos atributos do solo e podem, potencialmente, levar a um manejo que propicie melhor entendimento dos processos de interação entre solo, planta e atmosfera (BRESLER *et al.*, 1981, CASSEL; WENDROTH; NIELSEN, 2000, WENDROTH *et al.*, 2001, TIMM *et al.*, 2004, DIGGLE; RIBEIRO JÚNIOR, 2007).

2.7.1 Geoestatística

A análise da variabilidade de atributos físicos do solo pode ser realizada pela estatística descritiva. Este procedimento, entretanto, não considera relevante a posição dos dados no espaço, ao contrário da Geoestatística, que considera a estrutura de dependência espacial da variável e sua localização no espaço (SIMÕES *et al.*, 2006).

A estatística clássica assume que a variabilidade do valor de um atributo do solo em torno da média é aleatória e independente da posição espacial dos valores amostrais. No entanto, pesquisadores como DIGGLE e RIBEIRO JÚNIOR (2007) têm demonstrado que a variabilidade dos atributos do solo é espacialmente dependente, ou seja, dentro um de certo domínio as

diferenças entre os valores de um atributo do solo podem ser expressas em função da distância de separação. Isto significa que os valores em locais mais próximos entre si são mais semelhantes, até um determinado limite, em relação àqueles tomados a maiores distâncias. Quando isso ocorre, os dados não podem ser tratados como independentes e um tratamento estatístico mais adequado será necessário (VIEIRA, 2000).

Quando se verifica que a componente residual da variância é relativamente grande, o que, normalmente, é indicado por um alto valor do coeficiente de variação, o experimento utilizando a forma clássica da estatística pode ficar prejudicado, por causa da variabilidade do solo, assumido como homogêneo no início.

A Geoestatística não se refere a um tipo especial, diferente ou alternativo de estatística, mas a uma opção de análise que considera o fato de que cada observação é descrita não apenas pelo seu valor. Ela leva em conta, também, a informação de sua posição, expressa por um sistema de coordenadas, considerando que observações mais próximas espacialmente tendem a ter valores mais similares e que esse fato pode ser avaliado por medidas de associação, pois em Geoestatística não se trabalha com a suposição de independência entre os dados amostrais (RIBEIRO JÚNIOR, 1995).

Quando se tem uma única amostragem por ponto e se deseja estimar valores para locais não amostrados, deve-se introduzir a restrição de que a variável regionalizada assume alguma forma de estacionaridade.

As hipóteses necessárias na Geoestatística são as hipóteses de estacionaridade de segunda ordem ou a hipótese intrínseca. Na hipótese de estacionaridade de ordem 2, admite-se que $E[Z(s_i)] = E[Z(s_i+h)] = m$, ou seja, a esperança matemática de $Z(s_i)$ é constante e não depende do ponto s_i . Além disso, admite-se que a covariância entre os pares $Z(s_i)$ e $Z(s_i+h)$ existe e depende somente de h , o que implica a estacionaridade da variância e a estacionaridade do variograma (CRESSIE, 1993).

Essa hipótese pode ser representada pelas equações 3 e 4.

$$E[Z(s_i)] = \mu \quad (3)$$

$$\text{Cov}[Z(s_i), Z(s_i+h)] = C(h) \quad (4)$$

em que: $\{Z(s_i): s_i \in S\}$ representa a variável de interesse medida na área S , na posição s_i , e $i = 1, 2, 3, \dots, n$.

Na hipótese de estacionaridade intrínseca, admite-se que $E[Z(s_i)] = m$, para todo s_i e para todo vetor h , a diferença $Z(s_i) - Z(s_i+h)$ tem uma variância finita, que não depende de s_i , mas unicamente do vetor h . Assim, a hipótese intrínseca pode ser definida como:

$$E[Z(s_i+h) - Z(s_i)] = 0 \quad (5)$$

Esta variância permite definir a função intrínseca chamada variograma:

$$2\gamma(h) = E\{[Z(s_i) - Z(s_i+h)]^2\} \quad (6)$$

em que: $\gamma(h)$ é a semivariância (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

Para CRESSIE (1993), a estacionaridade de ordem 2 é suficiente para o emprego da Geoestatística. A existência de estacionaridade oferece a oportunidade de se repetir um experimento mesmo que as amostras sejam coletadas em pontos diferentes, pois todas as amostras são consideradas pertencentes à população. Esta hipótese só pode ser validada quando a variância for finita para os valores medidos.

2.7.2 Semivariograma

O semivariograma é o gráfico que expressa a variação de atributos com a distância entre pontos no campo de amostragem. A variância total de uma determinada propriedade é desmembrada em variâncias entre pares em diferentes distâncias amostradas e, desse modo, objetiva-se encontrar a estrutura da variância. Se a variância aumenta com o incremento da distância, seguindo um padrão, pode-se concluir que as variáveis são dependentes e não se deve aplicar as metodologias da estatística clássica (VIEIRA, 2000).

MATHERON (1964) apresenta a função semivariância $\gamma(h)$ para uma distância fixa (h), como a soma dos quadrados da diferença entre valores amostrados $Z(s_i)$ e $Z(s_i+h)$, separados por uma distância h e divididos por duas vezes o número de pares, $N(h)$, possíveis e que é estimado pela equação 7:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(s_i) - Z(s_i + h)]^2 \quad (7)$$

em que: $N(h)$ é o número de pares de amostras, $Z(s_i)$ e $Z(s_i+h)$, separadas por um vetor de distância h , e $Z(s_i)$ representa o valor medido do atributo do solo na i -enésima posição. O gráfico de $\gamma(h)$ versus h representa o semivariograma, que permite obter a estimativa do valor de semivariância para as diferentes combinações de pares de pontos e, assim, analisar o grau de dependência espacial da variável estudada e definir os parâmetros necessários para a estimativa de suas características em locais não amostrados (VIEIRA, 2000).

O semivariograma é utilizado para descrever a dependência entre os pontos amostrais, distribuídos segundo um sistema espacial de referência e serve para a interpolação de valores necessários à construção de mapas de contornos e/ou superfícies por meio da krigagem (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

A Figura 1 mostra um semivariograma teórico com seus parâmetros de ajuste. O seu padrão representa o que, intuitivamente, se espera dos dados amostrados no campo, isto é, que as diferenças $Z(s_i)$ e $Z(s_i+h)$ decresçam à medida que h diminui. Espera-se que observações amostradas mais próximas geograficamente tenham um comportamento mais semelhante entre si do que aquelas separadas por distâncias maiores.

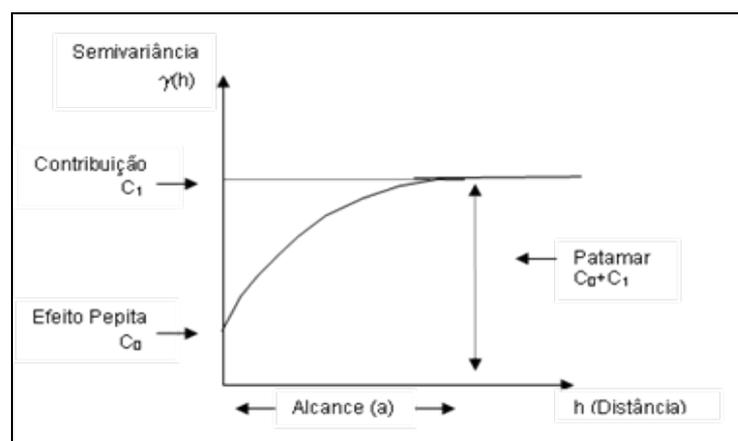


Figura 1 Semivariograma teórico.

No comportamento típico de um semivariograma ajustado, o valor da semivariância $\gamma(h)$ aumenta à medida que aumenta a distância h de separação entre os pontos até se estabilizarem, ou seja, quando atingir um patamar. O patamar ($C_0 + C_1$) é atingido quando a semivariância dos dados se torna constante com a distância entre as amostras. O valor de $\gamma(h)$ nesse ponto é aproximadamente igual à variância dos dados. A contribuição C_1 é a curva do semivariograma que mostra a variância dos dados que apresentam dependência espacial.

Outro parâmetro importante que define a distância máxima para se trabalhar com um semivariograma é o alcance “a”, considerada a distância limite da dependência espacial, a partir da qual as amostras são consideradas independentes e, portanto, é fundamental para determinação da distância limite entre dependência e independência entre as amostras.

O efeito pepita (C_0), outro parâmetro importante do semivariograma, reflete o erro analítico, indicando uma variabilidade não explicada de um ponto para o outro, que pode ser devido tanto a erros de medidas quanto à microvariação não detectada em função da distância de amostragem utilizada. Este permite verificar o grau de descontinuidade da variação dos dados a distâncias menores que as amostradas. Esse parâmetro pode facilitar a comparação do grau de dependência espacial das variáveis em estudo.

Os modelos de semivariogramas usados na Geoestatística dependem do comportamento da semivariância $\gamma(h)$ em relação aos valores da distância h . Esses modelos podem ser classificados em: modelos com ou sem patamar. Os modelos sem patamar correspondem a fenômenos que têm uma capacidade infinita de dispersão e, por isso, não têm variância finita e a covariância não pode ser definida. São modelos usados somente em casos especiais. Os modelos com patamar são os mais usados e os mais comuns são os modelos: esférico, exponencial e gaussiano.

a) Modelo esférico

Apresenta uma estrutura de correlação espacial que aumenta com a distância até certo ponto (alcance a), a partir do qual a semivariância se torna constante, limitando a área de influência de cada amostra.

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right]; 0 \leq h \leq a \quad (8)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1; \quad h > a$$

O modelo esférico é obtido selecionando-se os valores do efeito pepita, C_0 e do patamar $C_0 + C_1$ e traçando-se uma reta que intercepte o eixo y em C_0 e seja tangente aos primeiros pontos próximos de $h = 0$. Essa reta cruzará o patamar à distância $a' = \left(\frac{2}{3} \right) a$. Assim, o alcance será, $a = \left(\frac{3}{2} \right) a'$. O modelo esférico é linear até, aproximadamente, $\left(\frac{1}{3} \right) a$.

b) Modelo exponencial

Difere do modelo esférico por sua continuidade nos primeiros valores de h , sendo este de menor continuidade espacial.

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(-3 \frac{h}{a} \right) \right]; 0 \leq h \leq d \quad (9)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1; \quad h > d$$

em que: d é a máxima distância na qual o semivariograma é definido.

Uma diferença fundamental entre o modelo exponencial e o esférico é que o exponencial atinge o patamar apenas assintoticamente, enquanto o modelo esférico o atinge no valor do alcance.

c) Modelo gaussiano

Apresenta alcance extenso e o patamar é semelhante ao modelo exponencial. A característica que distingue o modelo gaussiano é o seu comportamento parabólico próximo da origem e é o único modelo que apresenta em sua forma um ponto de inflexão.

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(-3 \left(\frac{h}{a} \right)^2 \right) \right]; \quad 0 \leq h \leq d \quad (10)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1; \quad h > d$$

Para a análise do grau de dependência espacial da variável pode-se utilizar uma avaliação quantitativa da variabilidade espacial chamada de “coeficiente efeito pepita” (ε), que é a relação percentual entre o efeito pepita

(C_0) e o patamar ($C_1 + C_0$), ou seja: $\varepsilon = \frac{C_0}{C_1 + C_0} \times 100$. Quanto maior este

coeficiente, menor a variabilidade espacial. O coeficiente de efeito pepita com valor até 25% é classificado como de forte dependência espacial, os valores entre 25% e 75% como moderados e acima de 75% como de fraca dependência espacial (SOUZA *et al.*, 1999; FIETZ; FABRICIO; SALTON, 2000).

A análise geoestatística pressupõe a inexistência de tendências associadas às posições espaciais, ou seja, o semivariograma deve ser idêntico para qualquer direção de h . Dessa forma, deve-se verificar a existência de padrões gráficos das variáveis estudadas em relação às coordenadas de posição. Isso pode ser feito examinando-se o semivariograma nas direções 0° , 45° , 90° e 135° . Se o semivariograma apresentar o mesmo comportamento em todas as direções, tem-se um caso isotrópico, caso isso não ocorra, tem-se uma situação anisotrópica que deverá receber as transformações adequadas antes de ser usada (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

Quando se tem duas variáveis medidas ao mesmo tempo, com pontos de amostragem na mesma localização, pode-se avaliar o grau de semelhança de sua variação, no espaço, pelo semivariograma cruzado. Se houver correlação ou dependência espacial entre as propriedades, poderá ser usado o

método de interpolação chamado de co-krigagem para estimativa dos valores da propriedade de interesse, em locais não amostrados a partir de valores amostrais vizinhos (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989).

A estimativa da dependência entre amostras vizinhas no espaço pode ser realizada também por meio da autocorrelação, útil quando se está fazendo amostragem em uma direção, como é o caso de amostragem através de pontos em uma transeção. Quando a amostragem envolve duas direções (x , y) o instrumento mais indicado na estimativa da dependência entre amostras é o semivariograma.

2.7.3 Krigagem

Na maioria das vezes o interesse da análise geoestatística não se limita à obtenção de um modelo de dependência espacial, deseja-se também prever valores em pontos não amostrados. O interesse pode estar em um ou mais pontos específicos da área ou em obter uma malha de pontos interpolados que permitam visualizar o comportamento da variável na região por meio de um mapa de isolinhas ou de superfície. Para se obter esse maior detalhamento da área em estudo é necessária a aplicação de um método de interpolação, como a krigagem (VIEIRA, 2000).

Na krigagem o procedimento é semelhante ao de interpolação por médias móveis ponderadas, exceto que, na krigagem, os pesos são determinados a partir de uma análise espacial baseada no semivariograma experimental.

O processo de krigagem se diferencia dos outros métodos de interpolação pela forma de atribuição dos pesos, porquanto, neste método não se utiliza a distância euclidiana entre os pontos, mas uma "distância estatística" que expressa tanto a distância como a estrutura de variabilidade (semivariância ou covariância). Não apenas a distância dos vizinhos ao ponto a ser estimado é considerada, mas também as distâncias entre os próprios vizinhos entre si são consideradas na distribuição dos pesos. Assim, os vizinhos agrupados têm importância individual relativamente menor do que aqueles isolados (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989).

No método da krigagem, os pesos são atribuídos de acordo com a variabilidade espacial expressa no semivariograma. No entanto, o que torna a krigagem um interpolador ótimo é a maneira como os pesos são distribuídos, não sendo tendencioso, tendo variância mínima e possibilitando que se conheça a variância da estimativa. Assim, a krigagem é uma técnica usada na Geoestatística com o objetivo de estimar valores de variáveis para locais onde ela não foram medidas a partir de valores adjacentes interdependentes.

Para que esta metodologia seja usada, é necessário que exista a dependência espacial definida pelo semivariograma.

O valor estimado da variável $[Z^*(s_0)]$ é dado pela equação 11:

$$Z^*(s_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(s_i) \quad (11)$$

em que: N é o número de valores medidos, $Z_i(s_i)$, utilizados na estimativa da variável e λ_i são os pesos associados a cada valor, $Z_i(s_i)$, os quais são calculados de forma que a estimativa obtida seja não tendenciosa.

Para que o estimador seja ótimo, ele não pode ser tendencioso e deve ter variância mínima, o que implica assumir duas condições:

$$E[Z^*(s_0) - Z(s_0)] = 0 \quad (12)$$

e

$$\sigma^2_E = \text{Var}[Z^*(s_0) - Z(s_0)] = E\{[Z^*(s_0) - Z(s_0)]^2\} = \text{mínima} \quad (13)$$

As equações (12) e (13) representam as condições de não-tendência e de variância mínima, respectivamente. A condição de não tendência significa que, em média, a diferença entre valores estimados e medidos para o mesmo ponto deve ser nula. A condição de variância mínima significa que, embora possam existir diferenças ponto por ponto entre o valor medido e o estimado, essas diferenças devem ser mínimas (VIEIRA, 2000).

Pela análise de mapas de contorno ou de superfície, gerados por meio da krigagem, pode-se tomar decisões importantes, por exemplo, em relação ao aumento da eficiência na utilização de fertilizantes. O mapeamento da variabilidade espacial das propriedades do solo, permite a aplicação de

fertilizantes por zonas de manejo, de forma diferenciada, favorecendo a otimização da produtividade, aumentando a eficiência do insumo.

2.8 SÉRIES TEMPORAIS

Há uma grande classe de fenômenos físicos, químicos e biológicos cujos processos observacionais e, conseqüente, quantificação numérica produz uma seqüência de dados distribuídos no tempo. A seqüência de dados ordenados, segundo o parâmetro tempo, é chamada de série temporal. Da mesma forma, uma seqüência de dados dispostos em ordem espacial é chamada de série espacial.

As séries temporais podem ser discretas ou contínuas. Uma série temporal discreta pode ser considerada como um conjunto de observações Z descrito por $Z(t_i)$, $i = 1, 2, 3, \dots, n$, observado em tempos eqüidistantes $t_i - t_{i-1} = \alpha$ que apresentam dependência serial entre elas. Mesmo que uma série seja coletada continuamente durante um dado intervalo de tempo, será necessário transformá-la em uma série discreta, por meio de amostragem em intervalos de tempo eqüidistantes. O intervalo de tempo α entre as observações sucessivas é determinado, geralmente, pelo pesquisador, mas em muitas situações ele é determinado pela disponibilidade dos dados, sendo que, quanto menor o intervalo de tempo α de amostragem, maior será o número de observações e, conseqüentemente, melhor a análise de dados (MORETTIN; TOLOI, 2004).

Os objetivos básicos, quando se analisa uma série temporal, são:

- a) a obtenção de conclusões em termos estatísticos;
- b) a modelagem do fenômeno sob consideração;
- c) a avaliação da adequação do modelo em termos de previsão.

Os modelos usados em séries temporais descrevem processos estocásticos e a escolha desses modelos depende de vários fatores, como o comportamento do fenômeno ou o conhecimento anterior que temos de sua natureza e do objetivo da análise. Do ponto de vista prático, depende, também, da existência de métodos ótimos de estimação e da disponibilidade de programas que possam ser utilizados.

Uma série temporal pode ser analisada de duas maneiras:

- i) análise no domínio do tempo;
- ii) análise no domínio da frequência.

Em ambos os casos, o objetivo é construir modelos para a série com propósitos determinados. No primeiro caso, o objetivo da análise é identificar os modelos para as componentes estacionárias e não-estacionárias, sendo que, neste caso, os modelos propostos são modelos paramétricos com número finito de parâmetros. Entre os modelos paramétricos tem-se:

- AR: auto-regressivo;
- MA: média móvel;
- ARMA: auto-regressivo de média móvel;
- ARIMA: auto-regressivo integrado de média móvel;
- STATE-SPACE: modelo de Espaço de Estados.

No segundo caso, os modelos propostos são modelos não-paramétricos e consistem em decompor a série dada em componentes de frequência, em que a existência de um espectro (dados que apresentam um padrão periódico) é a característica fundamental (SHUMWAY; STOFFER, 2000).

Entre os modelos não-paramétricos pode-se citar a Análise Espectral de séries temporais que, de uma forma geral, decompõe a série analisada em componentes senoidais com coeficientes aleatórios não correlacionados e em senóides da função de autocovariância. A decomposição espectral de um processo estacionário é análoga à representação de Fourier de funções determinísticas (PERFECT; CARON, 2002).

Na análise espectral são estudados fenômenos que envolvem periodicidade dos dados tendo, portanto, numerosas aplicações em campos como: Engenharia Elétrica, Comunicação, Física, Economia, Medicina e Engenharia Agrícola dentre outras (SHUMWAY; STOFFER, 2000).

Quando o interesse é fazer a análise de uma série no domínio do tempo, uma das suposições mais frequentes é que a série seja estacionária. Isso significa que esta série se desenvolve aleatoriamente no tempo, ao redor de uma média (μ) constante em que as propriedades estatísticas não variam, refletindo alguma forma de equilíbrio estável. Porém, a maior parte das séries encontradas na prática apresenta alguma forma de não-estacionaridade (média μ_i e variância σ_i^2 variam), necessitando de uma transformação dos dados

originais, pois a maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais supõe que elas sejam estacionárias (MORETTIN; TOLOI, 2004).

2.9 AUTOCORRELAÇÃO ESPACIAL

A correlação entre duas variáveis Z e W torna-se uma autocorrelação se W for trocado por Z , mas em outra posição dentro da transeção. Como se trata de uma correlação entre uma variável e ela mesma em outra posição, o processo é denominado autocorrelação. Assim, para as variáveis Z_i na posição i e Z_{i+j} na posição $(i+j)$, distante $h = |i-j|$, em que h é o espaçamento (lag) e $i = 0, 1, 2, 3, \dots, k$, a autocorrelação pode ser determinada utilizando-se as equações 14 e 15:

$$C(j) = \frac{1}{(n-1-j)} \left[\sum_{i=1}^{n-j} (Z_i - \bar{Z})(Z_{i+j} - \bar{Z}) \right] \quad (14)$$

em que: $C(j)$ é a covariância entre Z_i e Z_{i+j} ; n é o número de pares (Z_i e Z_{i+j}) e \bar{Z} é a média aritmética da variável Z .

Pode-se obter o coeficiente da função de autocorrelação, dividindo a covariância $C(j)$ pela variância S^2 da população de Z .

$$r(j) = \frac{C(j)}{S^2} \quad (15)$$

em que: $r(j)$ é coeficiente da função de autocorrelação, com $(-1 < r(j) < 1)$ e S^2 é a variância da variável Z .

A autocorrelação é, portanto, uma correlação entre vizinhos; entre primeiros vizinhos para $j = 1$ (Z_1 com Z_2 , Z_2 com Z_3 , Z_4 com Z_5, \dots , Z_i com Z_{i+1}); entre segundos vizinhos para $j = 2$ (Z_1 com Z_3 , Z_2 com Z_4 , Z_4 com Z_6, \dots , Z_i com Z_{i+2}), e assim por diante. As coordenadas de amostragem de Z não são consideradas na análise, mas sua posição na transeção e sua ordenação são importantes. Pode-se verificar que para $j = 1$ perde-se um par na correlação, para $j = 2$ perdem-se dois pares e, assim, com o aumento de j o número de

pares indicado na somatória da equação (14) diminui e equivale ao índice superior da somatória: $n - j$. Por isso, para uso da autocorrelação e de outras técnicas da estatística regionalizada, é preciso um grande número n de observações (LI *et al.*, 2002, REICHARDT; TIMM, 2004).

Aplicando-se a equação (15) para valores de $j = 0, 1, 2, \dots, k$ (com k muito menor que $n - j$), obtém-se $r(0), r(1), r(2), \dots, r(k)$. O valor de $r(0)$ é 1, pois se correlaciona Z_i com Z_i . Se houver correlação entre vizinhos, têm-se os valores de $r(1), r(2), r(3), \dots$, proporcionais a estas correlações, mas sempre menores que 1. Para vizinhos muito distantes, espera-se que a correlação diminua tendendo para zero. O gráfico de $r(j)$ em função de j é chamado de autocorrelograma e mede a variação da autocorrelação em função da distância que separa os dados. Se $r(j)$ cai rapidamente para zero, a variável Z não é autocorrelacionada e seus valores Z_i podem ser considerados independentes.

Na prática, os autocorrelogramas gerados pelos dados podem assumir formas variadas, dependendo da variabilidade espacial do atributo em estudo. Para altos valores de j , $r(j)$ pode assumir valores negativos e, com o aumento de j , voltar a ser positivo (REICHARDT; TIMM, 2004).

2.10 CROSSCORRELAÇÃO ESPACIAL

Quando se tem dois conjuntos de variáveis Z e W , observados no mesmo ponto i (ou no mesmo tempo t), sua estrutura espacial de crosscorrelação pode ser analisada calculando-se o coeficiente de crosscorrelação.

O gráfico da função de crosscorrelação entre duas séries dadas correlaciona a série 1 no tempo t com a série 2 no tempo $(t-1)$ e, assim, sucessivamente.

Um lag positivo indica que a série 1 correlaciona-se com o passado da série 2, enquanto que um lag negativo indica que a série 1 correlaciona-se com o futuro da série 2 (SHUMWAY; STOFFER, 2000).

Apesar de cada variável apresentar seu próprio autocorrelograma, uma análise de sua crosscorrelação indica para qual distância (ou intervalo de tempo) uma variável está relacionada com a outra. O coeficiente $r_c(j)$ da função

de crosscorrelação descreve o grau de associação linear entre as variáveis correlacionadas. Esta associação entre as duas variáveis pode ser usada para verificar se a aplicação da abordagem de Espaço de Estados é justificada, por exemplo.

O coeficiente da função de crosscorrelação é dado por:

$$r_c(j) = \frac{C(Z_i, W_{i+j})}{\sqrt{S_z^2 S_w^2}} \quad (16)$$

em que: $r_c(j)$ é o coeficiente de crosscorrelação entre Z_i e W_{i+j} ; $C(Z_i, W_{i+j})$ é a covariância entre Z_i e W_{i+j} ; S_z^2 é a variância da variável Z e S_w^2 é a variância da variável W .

O crosscorrelograma torna mais consistente a correlação entre Z e W , pois também se vale de pontos vizinhos. Deve-se observar que as autocorrelações entre Z_i e Z_{i+j} são idênticas às de Z_{i+j} e Z_i . No caso da crosscorrelação, a correlação entre Z_i com W_{i+j} é diferente de W_{i+j} com Z_i (LI *et al.*, 2002, REICHARDT; TIMM, 2004).

2.11 ESPAÇO DE ESTADOS

Os modelos estatísticos de séries temporais chamados de modelos de Espaço de Estados ou modelos lineares dinâmicos são uma forma de representação de um modelo que tem sido regularmente utilizado para modelar dados estatísticos provenientes da Economia, da Medicina, da Engenharia e da Ciência do Solo, dentre outras áreas (MORETTIN; TOLOI, 2004).

O desenvolvimento inicial da metodologia de Espaço de Estados ocorreu com o artigo de KALMAN (1960), em uma revista de engenharia, numa pesquisa aeroespacial contratada pela Força Aérea dos Estados Unidos. Nesse artigo Kalman mostrou dois resultados de grande relevância: inicialmente, mostrou que uma extensa classe de problemas pode ser formulada como um simples modelo linear, representado na forma de Espaço de Estados. Depois mostrou que, devido à natureza Markoviana do processo, as análises necessárias para aplicação prática do modelo podem ser colocadas

de forma recursiva, de maneira bastante conveniente para uso computacional (MOTTA, 2001).

A representação de um modelo em Espaço de Estados de um processo estocástico estacionário envolvendo j conjuntos de dados $Y_j(x_i)$, coletados na posição i , é um modelo probabilístico de séries temporais ou espaciais, baseado nas propriedades de processos markovianos que estabelece a independência do futuro do processo em relação ao passado, dado o estado presente. Nesse sistema, o estado dos processos condensa toda informação do passado necessária para a previsão do futuro (REICHARDT; TIMM, 2004).

Na análise de Espaço de Estados, o estado de um sistema de uma variável ou de um conjunto de variáveis medidas na posição i , é relacionado ao estado da mesma ou de outras variáveis na posição $i-h$, em que h ($h = 1, 2, 3, \dots, n$) é o número de espaçamentos entre as observações vizinhas. Esse modelo auto-regressivo é usado para vários tipos de estimativas baseadas no espaço ou no tempo, para identificar coeficientes que unem a equação de estado ou do sistema (WENDROTH *et al.*, 2001, WU *et al.*, 2001, POULSEN *et al.*, 2003).

2.11.1 Representação de um Modelo em Espaço de Estados

A formulação de um modelo de Espaço em Estados é uma forma de representar um sistema linear ou não linear a partir de um sistema de duas equações dinâmicas. Para o sistema linear em forma vetorial tem-se:

1) a forma pela qual o vetor das observações $Y_j(x_i)$ do processo é gerado em função do vetor de estado $Z_j(x_i)$, denominada Equação das Observações:

$$Y_j(x_i) = A_{j|x_j}(x_i)Z_j(x_i) + v_{y_j}(x_i) \quad (17)$$

2) a evolução dinâmica do vetor de estado não-observado $Z_j(x_i)$, denominada Equação de Estado:

$$Z_j(x_i) = \phi_{j|x_j}Z_j(x_{i-1}) + u_{z_j}(x_i) \quad (18)$$

em que:

- \mathbf{A}_{jxj} : é a matriz dos coeficientes das observações do sistema, de ordem $(q \times q)$;
- $v_{y_j}(x_i)$: é o vetor ruído da observação, de ordem $(q \times 1)$, não correlacionados, com média zero e matriz de covariância R ;
- ϕ_{jxj} : é a matriz dos coeficientes de estados ou de transição, de ordem $(p \times p)$;
- $u_{z_j}(x_i)$: é um vetor de ruídos não correlacionados, representando a perturbação do sistema, de ordem $(p \times 1)$, com média zero e matriz de covariância Q .

No modelo linear dinâmico assume-se que:

- i) o estado inicial Z_0 tem média μ_0 e matriz de covariância Σ_0 ;
- ii) os vetores de ruídos $v_{y_j}(x_i)$ e $u_{z_j}(x_i)$ não são correlacionados entre si e não são correlacionados com o estado inicial (MORKOC *et al.*, 1985).

O modelo de Espaço de Estados é dito gaussiano quando os vetores de ruídos têm distribuição normal de probabilidade.

As matrizes \mathbf{A}_{jxj} e ϕ_{jxj} não são estocásticas; assim se houver variação no espaço, esta será pré-determinada. Quando essas matrizes forem constantes no espaço o sistema será dito invariante ou homogêneo no espaço. Um caso especial desse tipo de modelo são os modelos estacionários. Além disso, se houverem elementos desconhecidos nessas matrizes, eles poderão ser estimados utilizando o método de máxima verossimilhança (MORETTIN; TOLOI, 2004).

O método de máxima verossimilhança é um método usado para a estimação dos parâmetros μ_0 , Σ_0 , ϕ , Q e R e das matrizes \mathbf{A} e ϕ que especificam o modelo de Espaço de Estados.

Considerando $\Theta = \{\mu_0, \Sigma_0, \phi, Q, R\}$ sob a suposição que o estado inicial tem distribuição gaussiana, isto é, $Z_0 \sim N(\mu_0; \Sigma_0)$ e que os ruídos v_1, v_2, \dots, v_N e u_1, u_2, \dots, u_N são variáveis não correlacionadas e conjuntamente normais, pode-se calcular a função de verossimilhança utilizando-se as inovações, definidas por:

$$\varepsilon_t = \mathbf{Y}_t - \mathbf{AZ}_{(t|t-1)} \quad (19)$$

$$Y_j(x_i) = m_{j1}Z_1(x_i) + m_{j2}Z_2(x_i) + \dots + m_{jj}Z_j(x_i) + v_{yj}(x_i)$$

Têm-se, então, em forma de matriz:

$$\begin{bmatrix} Y_1(x_i) \\ Y_2(x_i) \\ \vdots \\ Y_j(x_i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1j} \\ m_{21} & m_{22} & \dots & m_{2j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{j1} & m_{j2} & \dots & m_{jj} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} Z_1(x_i) \\ Z_2(x_i) \\ \vdots \\ Z_j(x_i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{y1}(x_i) \\ v_{y2}(x_i) \\ \vdots \\ v_{yj}(x_i) \end{bmatrix} \quad (23)$$

em que:

$$\mathbf{A}_{j \times j} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1j} \\ m_{21} & m_{22} & \dots & m_{2j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{j1} & m_{j2} & \dots & m_{jj} \end{bmatrix} \text{ é a matriz de observação.}$$

A matriz de transição ou matriz dos coeficientes de estados $\phi_{j \times j}$ na equação (18) origina-se de maneira análoga à matriz de observação.

$$Z_1(x_i) = \phi_{11}Z_1(x_{i-1}) + \phi_{12}Z_2(x_{i-1}) + \dots + \phi_{1j}Z_j(x_{i-1}) + u_{z1}(x_i)$$

$$Z_2(x_i) = \phi_{21}Z_1(x_{i-1}) + \phi_{22}Z_2(x_{i-1}) + \dots + \phi_{2j}Z_j(x_{i-1}) + u_{z2}(x_i) \quad (24)$$

$$\vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots$$

$$Z_j(x_i) = \phi_{j1}Z_1(x_{i-1}) + \phi_{j2}Z_2(x_{i-1}) + \dots + \phi_{jj}Z_j(x_{i-1}) + u_{zj}(x_i)$$

Na forma de matriz:

$$\begin{bmatrix} Z_1(x_i) \\ Z_2(x_i) \\ \vdots \\ Z_j(x_i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \dots & \phi_{1j} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \dots & \phi_{2j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_{j1} & \phi_{j2} & \dots & \phi_{jj} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} Z_1(x_{i-1}) \\ Z_2(x_{i-1}) \\ \vdots \\ Z_j(x_{i-1}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{z1}(x_i) \\ u_{z2}(x_i) \\ \vdots \\ u_{zj}(x_i) \end{bmatrix} \quad (25)$$

em que:

$$\Phi_{j|j} = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \cdots & \phi_{1j} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \cdots & \phi_{2j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_{j1} & \phi_{j2} & \cdots & \phi_{jj} \end{bmatrix} \text{ é a matriz de transição.}$$

O vetor de observação $Y_j(x_i)$ é relacionado ao vetor de estado $Z_j(x_i)$ pela matriz de observação $A_{j|i}$ e por um erro (ou ruído) de observação $v_{y_j}(x_i)$. O vetor de estado $Z_j(x_i)$ na posição i é relacionado ao mesmo vetor na posição $i-1$ por meio da matriz dos coeficientes de estados $\Phi_{j|i}(x_i)$ (matriz de transição) e um erro (ou ruído) associado ao estado $u_{z_j}(x_i)$. É assumido que $v_{y_j}(x_i)$ e $u_{z_j}(x_i)$ são normalmente distribuídos, independentes e não-correlacionados entre si (DOURADO-NETO *et al.*, 1999, REICHARDT; TIMM, 2004, SHUAI; YOST, 2004).

De acordo com GELB (1974) citado por REICHARDT e TIMM (2004), o desenvolvimento de métodos para processamento de observações contaminadas por ruídos pode ser atribuído aos trabalhos de Gauss e de Legendre, por volta de 1800, que desenvolveram, independentemente um do outro, o método dos mínimos quadrados para modelos lineares. KALMAN (1960), usando uma formulação em Espaço de Estados, desenvolveu um filtro recursivo ótimo para estimação dos mínimos quadrados em sistemas lineares dinâmicos estocásticos, atualmente conhecido como Filtro de Kalman.

Os coeficientes de estados $\Phi_{j|i}$ e ruídos da equação (18) são estimados por um procedimento recursivo descrito por SHUMWAY e STOFFER (1982). Eles são otimizados pelo filtro de Kalman (KALMAN, 1960, KALMAN, BUCY, 1961) com um algoritmo iterativo. Esse filtro é usado para encontrar estimadores otimizados para o vetor de estado na posição i . MOTTA (2001) menciona que esse filtro é freqüentemente usado em Engenharia, pois ele permite a estimação do vetor de estado com uma contínua renovação à medida que novas observações são obtidas.

2.11.2 Filtro de Kalman

Do ponto de vista prático, o objetivo básico de qualquer análise, envolvendo a representação de um modelo em Espaço de Estados como definido pelas equações (17) e (18), é produzir estimadores para os dados não observados $Z(t_i)$, considerando os dados Z_1, Z_2, \dots, Z_n , com $i = 1, 2, \dots, n$, para o tempo t (SHUMWAY; STOFFER, 2000).

De acordo com o objetivo do estudo envolvendo a metodologia de Espaço de Estados, podem-se ter diferentes tipos de estimativas:

a) quando o tempo (ou espaço) no qual uma estimativa é desejada coincide com o último dado observado ($t = n$), o problema é dito de filtragem;

b) quando o tempo (ou espaço) de interesse se situa dentro de todo o conjunto de dados observados, ou seja, todo o conjunto de dados observados é utilizado para estimar o ponto de interesse ($t < n$), o problema é dito de suavização;

c) quando o tempo (ou espaço) de interesse se situa além do último dado observado ($t > n$), o problema é dito de predição (REICHARDT; TIMM, 2004).

Juntamente com essas estimativas é necessário medir a precisão destes resultados. A solução desses problemas é viabilizada pelo filtro de Kalman.

O filtro de Kalman é um procedimento de estimação recursiva para encontrar estimadores ótimos (estimadores de mínimos quadrados) para o vetor de estados $Z(t_i)$ no tempo t , baseado em informações no tempo t . Essas informações consistem no conjunto de observações Z_1, Z_2, \dots, Z_n , com $i = 1, 2, \dots, n$.

Quando as perturbações e o vetor de estado inicial são normalmente distribuídos, o filtro de Kalman, pela decomposição do erro de predição, permite o cálculo da função de verossimilhança. Isso possibilita, junto com um algoritmo adequado, encontrar estimadores de máxima verossimilhança dos parâmetros do modelo e testar os parâmetros e especificações do modelo.

Para o modelo de Espaço de Estados especificado nas equações (17) e (18), com condições iniciais $z_0^0 = \mu$ e $P_0^0 = \Sigma_0$, tem-se:

$$Z_{(t|t-1)} = \phi Z_{(t-1|t-1)} \quad (26)$$

$$P_{(t|t-1)} = \phi P_{(t-1|t-1)} \phi' + Q \quad (27)$$

com:

$$z_{(t|t)} = z_{(t|t-1)} + K_t(y_t - A_t z_{(t|t-1)}) \quad (28)$$

$$P_{(t|t)} = [I - K_t A_t] P_{(t|t-1)} \quad (29)$$

em que:

$$K_t = P_{(t|t-1)} A_t' [A_t P_{(t|t-1)} A_t' + R]^{-1} \quad (30)$$

no qual, K_t é chamado de ganho de Kalman, P_t é a matriz de covariância do erro de estimação, I é a matriz identidade e ϕ' é a matriz transposta de ϕ . As previsões para $t > n$ são realizadas pelas equações (26) e (27) com condições iniciais z_n^n e P_n^n (SHUMWAY; STOFFER, 2000).

Os valores iniciais do filtro de Kalman, no caso do modelo de séries temporais ou espaciais estacionárias, podem ser inicializados em termos de média e matriz de variância não-condicional de z_0 e P_0 ou $z_{(1|0)}$ e $P_{(1|0)}$.

Dadas às condições iniciais, o filtro de Kalman fornece o estimador ótimo do vetor de estado, conforme cada nova observação é obtida.

Após o processamento de todas as observações, o filtro retorna o estimador ótimo do vetor de estado corrente e/ou o vetor de estado no próximo período de tempo, baseado em todo conjunto de informação. Esse estimador contém todas as informações necessárias para fazer a previsão ótima de futuros valores de estados e observações (MOTTA, 2001, MORETTIN; TOLOI, 2004).

Em um sistema dinâmico de equações como o de Espaço de Estados, que descreve o comportamento do vetor de estado e das observações, os modelos estatísticos que caracterizam os erros observacionais e de estado e a condição inicial da informação, o filtro de Kalman faz a atualização seqüencial do vetor de estado no tempo (ou espaço) $i - 1$ para o tempo (ou espaço) i . Pode-se dizer que o filtro de Kalman é, em essência, uma solução que permite o processamento seqüencial das observações para o método original dos quadrados mínimos de Gauss. Entretanto, é necessário o uso de outro algoritmo, como o algoritmo EM, de maximização da média de Dempster, para

que junto com o filtro de Kalman seja solucionado o problema das observações contaminadas por ruídos, ou da presença de parâmetros de incerteza (REICHARDT; TIMM, 2004).

O algoritmo EM é utilizado nas iterações para o cálculo da máxima verossimilhança de dados incompletos, que podem ocorrer de erros ou falhas na coleta ou aquisição de dados experimentais. Esse algoritmo consiste em dois passos, em que cada iteração envolve, um passo de expectativa (E-step) seguido por um passo de Maximização (M-step) (DEMPSTER; LAIRD; RUBIN, 1977).

A formulação em Espaço de Estados pode ser usada, como a krigagem e a co-krigagem para a interpolação espacial de dados, porém a fundamentação dessa metodologia é diferente. Por exemplo, para a aplicação das técnicas de krigagem e co-krigagem, a condição de estacionaridade dos dados é requerida, diferindo da abordagem de Espaço de Estados em que essa condição não é um fator limitante, ou seja, a série em estudo pode não ser estacionária (SHUMWAY; STOFFER, 1982).

De uma forma geral, pode-se dizer que há duas maneiras de utilizar a formulação de Espaço de Estados: a primeira apresentada por SHUMWAY e STOFFER (2000), que vem sendo empregada por vários pesquisadores na área agrônômica, dando ênfase à equação de evolução de estado do sistema (Equação 18) e a segunda forma que utiliza a abordagem bayesiana e que ainda tem sido pouco explorada na área agrônômica. Nesta é dada ênfase maior à equação das observações (Equação 17).

2.11.3 Espaço de Estados Segundo SHUMWAY

Essa abordagem, apresentada em SHUMWAY (1988) e mais recentemente em SHUMWAY e STOFFER (2000), dá maior ênfase à equação de evolução de estado do sistema em que a matriz dos coeficientes de transição ϕ (Equação 18) é uma matriz de dimensão $j \times j$, o que indica a medida espacial da associação linear entre as variáveis de interesse. Esses coeficientes são otimizados por um procedimento recursivo, usando algoritmo tipo filtro de Kalman (SHUMWAY; STOFFER, 1982), em que o método da máxima verossimilhança é usado junto com o algoritmo de maximização da

média de DEMPSTER, LAIRD e RUBIN (1977). Neste caso, as equações (17) e (18) são resolvidas assumindo valores iniciais para a média e a variância de cada variável e para as matrizes: de covariância do ruído das observações R , de covariância do ruído associado ao vetor de estado Q , dos coeficientes de transição ϕ e de observação A .

O *Applied Statistical Time Series Analysis* - ASTSA é um programa para estimativa e previsão com séries temporais que utiliza a estimação clássica para os modelos em Espaço de Estados padrão, desenvolvido por Robert H. Shumway em 1988.

No desenvolvimento do programa ASTSA, a matriz dos coeficientes da equação das observações $A_{j|x}$ foi fixada como uma matriz unitária, durante todos os passos da estimativa da variável resposta. Isso significa que foi dada maior ênfase à equação de evolução de estados e não à equação das observações (TIMM *et al.*, 2004).

No programa ASTSA as duas equações que formam o sistema linear dinâmico em Espaço de Estados são resolvidas simultaneamente na estimativa da variável de interesse.

Além do programa ASTSA para trabalhar com Espaço de Estados há outros como o *Bayesian Analysis of Time Series* - BATS que utiliza a estimação bayesiana e o *State-Space form Package* - SsfPack que utiliza tanto a estimação clássica quanto a estimação bayesiana para Espaço de Estados (KOOPMAN; SHEPHARD; DOORNIK, 1999).

Como a maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais supõe que elas sejam estacionárias, será necessário transformar os dados originais, se estes não formam uma série estacionária. A transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original, até se obter uma série estacionária (MORETTIN; TOLOI, 2004).

No caso de Espaço de Estados costuma-se utilizar a transformação chamada de Normalização de dados, dada pela equação 31:

$$\mathbf{z}_j^*(x_i) = \frac{Z_j(x_i) - (\bar{Z}_j - 2S)}{4S} \quad (31)$$

em que: $Z_j^*(x_i)$ é o dado transformado, $Z_j(x_i)$ é o valor da variável Z_j na posição i , \bar{Z}_j é a média aritmética de Z e S é o desvio padrão.

Quando os dados originais são normalizados antes da aplicação da metodologia de Espaço de Estados, a magnitude dos coeficientes ϕ torna-se diretamente proporcional à contribuição de cada variável na estimativa de $Z_j(x_i)$.

Sabe-se que há dois tipos de representação em modelos de Espaço de Estados. No primeiro tipo, é dada ênfase à equação de estado e, no segundo tipo, a ênfase é dada à equação de observações. Ambas são apresentadas como um sistema dinâmico composto de duas equações, diferindo apenas na maneira pela qual são implementadas na prática. A primeira permite a interferência do usuário na rotina de estimativas do programa ASTSA, com o sistema sendo tratado como um processo espacial multidimensional, em que não há hierarquia entre as variáveis, ou seja, todas as variáveis são tratadas da mesma forma. Este programa, usado para análise de séries temporais e espaciais, foi desenvolvido como padrão para Espaço de Estados. A segunda, implementada com o programa BATS, permite que o usuário construa o modelo. Baseado no julgamento para melhor representar o sistema dinâmico de interesse fornece um ajuste local dos coeficientes de regressão que possibilita estimar a variável resposta ponto a ponto ao longo da transeção experimental. Em contrapartida, o processo é tratado como unidimensional, dando um tratamento hierárquico às variáveis, ou seja, as variáveis são tratadas de maneira diferente do ponto de vista da implementação prática (REICHARDT; TIMM, 2004).

A representação de modelos de Espaço de Estados, com aplicação na área agrônômica, pode ser utilizada como uma técnica para estimação e previsão de modelos estatísticos mais confiáveis que os regressores convencionais para a Agricultura de Precisão, a qual por sua vez se caracteriza pela aplicação diferenciada de práticas agrícolas como adubação, calagem, profundidade de aração, aplicação de defensivos, etc., em cada parcela de um campo de cultivo, atendendo às exigências específicas para cada ponto.

O outro caso é o seu uso em funções de pedotransferência, as quais são utilizadas para estimar propriedades, variáveis ou atributos do solo a partir de valores já medidos e conhecidos. Por exemplo, em levantamentos de solo existe grande volume de informações relativas à textura do solo, CTC, água

disponível, pH, etc. Se tais informações forem usadas para obter variáveis não disponíveis como condutividade hidráulica, retenção de água, erodibilidade, etc., esforços podem ser poupados. Isso significa que, a partir dos valores conhecidos de uma variável é possível determinar os valores das demais variáveis correlacionadas, economizando análises de laboratório, prevenindo possíveis ocorrências de situações não desejadas e obtendo as informações corretas para a realização do trabalho em campo, evitando erros que podem ocorrer da prática agrícola (TIMM *et al.*, 2004).

Além das metodologias acima descritas, as funções de pedotransferência também fazem uso das redes neurais. As Redes Neurais Artificiais (RNA) podem ser usadas como ferramentas de interpolação e sua capacidade de aprendizado para diferentes parâmetros de entrada torna-as capazes de resolver problemas muito complexos em diversas áreas do conhecimento (TIMM *et al.*, 2006).

Uma RNA é composta por um conjunto de elementos computacionais, denominados neurônios artificiais, que relacionam os valores de entrada e de saída do sistema. O desenvolvimento de uma RNA consiste em determinar sua arquitetura, isto é, os números de camadas e de neurônios em cada camada, bem como ajustar os seus parâmetros livres, esta fase é conhecida como treinamento. A arquitetura varia de acordo com a complexidade do problema e não pode ser definida antes do treinamento, constituindo uma procura baseada em tentativas e erros. Uma RNA se constitui, portanto, em um método de solucionar problemas de inteligência artificial, construindo um sistema que tenha um circuito que simule o cérebro humano, ou seja, aprendendo, errando e fazendo descobertas (MOREIRA *et al.*, 2006).

2.12 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DOS MODELOS EM ESPAÇO DE ESTADOS

Para avaliação da eficiência dos modelos em Espaço de Estados, utiliza-se o coeficiente de determinação R^2 , da regressão linear entre os valores estimados e os valores observados da variável resposta.

O coeficiente de determinação é definido como: $R^2 = \frac{SQR}{SQT}$, em que:

$$SQR = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 \text{ é a soma do quadrado da regressão e } SQT = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \text{ é a}$$

soma do quadrado total. O coeficiente de determinação mede a variabilidade total da variável resposta que é explicada pelo modelo adotado, que é um número pertencente ao intervalo [0; 1] (HILL; GRIFFITHS; JUDGE, 2003). Quanto maior for o valor de R^2 melhor é o ajuste. O valor 1 do intervalo significa 100% de ajuste (GOMES, 1987, VIERA; HOFFMANN, 1989, CAMARGO; SENTELHAS, 1997, LAPPONI, 2005).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 LOCALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA EXPERIMENTAL

Os experimentos necessários para a aquisição de dados foram realizados no Núcleo Experimental de Engenharia Agrícola - NEEA, pertencente à UNIOESTE, *campus* de Cascavel – PR, localizado na BR 467, km101. As coordenadas geográficas são: 24°54' latitude Sul e 53°31'57" longitude Oeste de Greenwich, altitude 750 m. O clima da região é temperado mesotérmico e super-úmido, com precipitação anual em torno de 1920 mm e temperatura do ar com média anual em torno de 21°C. O solo da região foi classificado como Latossolo Vermelho-Escuro distroférico, substrato basalto e relevo suavemente ondulado (EMBRAPA, 1999). A distribuição granulométrica deste solo é: 60% de argila, 32% de silte e 8% de areia, sendo considerado um solo muito argiloso; sua densidade de partículas é de 2,769 Mg m⁻³.

A área do experimento vem sendo cultivada há mais de nove anos, com alternância entre as culturas de soja ou milho no verão e trigo ou aveia no inverno, empregando-se o sistema de plantio direto.

A Figura 2 mostra os pontos de coletas de amostras no NEAA, os quais foram delimitados em uma área de 311 m x 40 m (12440 m²), onde foram traçadas três transeções de 291 m cada. Foram delimitados 97 pontos de amostragem por transeção, com espaçamento de 3 m entre os pontos da transeção e com 10 m de espaçamento entre as transeções. Estes pontos foram demarcados com o auxílio de uma trena e georreferenciados com auxílio de GPS (*Global Positioning System*).

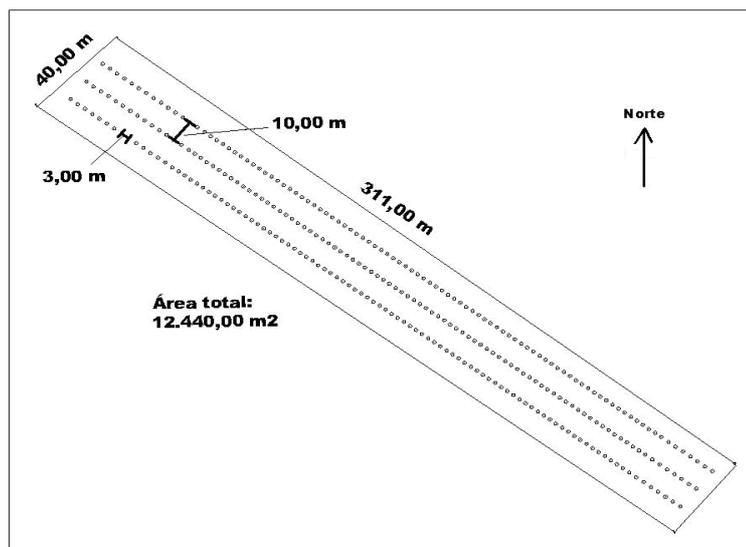


Figura 2 Pontos de coleta de amostras – NEEA.

3.2 COLETA DE AMOSTRAS E AQUISIÇÃO DE DADOS

Os dados experimentais em campo foram obtidos entre março e novembro de 2006.

Foram determinados os seguintes atributos do solo e da planta:

- conteúdo de água no solo (kg kg^{-1});
- porosidade total do solo ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$);
- macroporosidade ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$);
- microporosidade ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$);
- densidade do solo (Mg m^{-3});
- grau de compactação do solo (%);
- resistência do solo à penetração (MPa);
- produtividade do trigo (Mg ha^{-1}).

A variável de interesse ou variável resposta é a produtividade do trigo e as co-variáveis são os atributos: conteúdo de água do solo, porosidade total do

solo, densidade do solo, grau de compactação do solo e resistência do solo à penetração, determinados na camada de solo de 10-20 cm de profundidade.

3.2.1 Conteúdo de Água no Solo

O conteúdo de água no solo foi determinado de acordo com o que é descrito pelo Manual de Métodos e Análises da EMBRAPA (1997).

Na determinação do conteúdo de água do solo foram usadas amostras deformadas de cada ponto, coletadas em três cápsulas, devidamente identificadas. Em seguida foram medidas as suas massas, com uma balança digital com precisão de 0,01 g, e as cápsulas levadas para uma estufa a 105 ° C, por 24 horas. Retiradas da estufa, após esse período, as cápsulas foram pesadas novamente para medir a sua massa bruta seca.

Com os dados obtidos foi determinado o conteúdo de água no solo das amostras, pela equação 32:

$$US = \frac{MBU - MBS}{MBS - Tara} \times 100 \quad (32)$$

em que: *US* é o conteúdo de água no solo a base de peso (%), *MBU* é a massa bruta úmida (g), *MBS* é a massa bruta seca (g) e *Tara* é a massa da cápsula (g).

3.2.2 Porosidade Total e Densidade do Solo

Na determinação dos atributos: macro e microporosidade, porosidade total do solo e densidade do solo foram empregados os métodos do anel volumétrico e da mesa de tensão (KIEHL, 1979; EMBRAPA, 1997).

Para a determinação destes atributos, foi coletada com um cilindro volumétrico, uma amostra em cada ponto, totalizando um número de 291 amostras indeformadas.

Após serem coletadas em campo e transportadas para o laboratório, cada amostra de solo foi moldada de acordo com a forma do anel volumétrico.

Em seguida, as amostras foram saturadas em água por 24 horas, pesadas e colocadas em uma mesa de tensão sob sucção de $-0,60$ m de coluna de água, por 48 horas. Retiradas 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.

A densidade do solo foi determinada pela equação (1).

3.2.3 Grau de Compactação

O grau de compactação do solo foi obtido pela equação (33).

$$GC = \frac{D_s}{D_{Max}} \times 100 \quad (33)$$

em que: GC é o grau de compactação (%), D_s é a densidade do solo ($Mg\ m^{-3}$) e D_{Max} é a densidade máxima do solo ($Mg\ m^{-3}$).

Para obtenção da densidade máxima do solo com teor de umidade ótimo (umidade crítica) de compactação, foi realizado em laboratório, o Ensaio de Proctor Normal, pelo qual foi obtida a curva de compactação do solo.

Este ensaio consiste em compactar 5 corpos de prova, constituídos de três camadas cada um deles, com umidades crescentes (26%, 28%, 30%, 32% e 34%) em um cilindro de metal com volume de $1000\ cm^3$.

Para compactar as camadas foi usado um soquete com peso de $2,5\ kg$, com o qual foram aplicados 25 golpes em cada uma das camadas, soltando o soquete de uma altura prefixada de $30,5\ cm$, correspondendo a uma energia de compactação de $6\ kg\ cm\ cm^{-3}$ (RAGHAVAN; MICKYES, 1983, VILAR; BUENO, 1985, DIAS JÚNIOR, 2000). Cada um desses 5 corpos de prova fornece um valor da densidade do solo, para o seu respectivo conteúdo de água. Esses valores são utilizados para construir a curva de compactação deste solo.

3.2.4 Resistência do Solo à Penetração

A resistência do solo à penetração (RSP), em cada um dos pontos, foi determinada com o uso de um penetrômetro eletrônico, desenvolvido por TIEPPO (2004).

O Índice de Cone foi obtido de acordo com a norma da ASAE S313.1 (1976), utilizando-se uma haste com cone de diâmetro de 12,83 mm e ângulo de 30°. Foram realizadas 4 repetições por ponto. A resistência do solo foi determinada 22 dias antes da colheita do trigo. O conteúdo de água no solo no período em que foram feitas as leituras da RSP com o penetrógrafo foi em média 32,22% a base de peso.

3.2.5 Produtividade do Trigo

A unidade de análise em cada ponto de amostragem foi delimitada com auxílio de um quadro de madeira com as dimensões de 1,0 m x 1,0 m, sempre posicionado com o ponto de referência (ponto da transeção) no centro do quadrado.

Foram colhidos, manualmente, os cachos de trigo pertencentes à unidade de análise, utilizando-se uma pequena foice em forma de arco para o corte dos pés de trigo que, depois de coletados, constituíram-se em um feixe e foram passados, um a um, em uma pequena trilhadeira e, em seguida, foram peneirados para a limpeza de detritos. Com os grãos de trigo descascados e limpos, foi feita a medida de sua massa em uma balança digital com precisão de 0,01 g e os valores convertidos em Mg ha⁻¹ (ROMAN, 2005).

O trigo (*Triticum aestivum* L.) foi plantado no dia 25 de maio e colhido entre 24 e 26 de outubro de 2006. Esta safra teve problemas com a falta de chuvas no período de crescimento, durante o qual ocorreu uma estiagem de, aproximadamente, 120 dias.

Tabela 1 Precipitação mensal na região de Cascavel nos meses de maio a outubro de 2006

MÊS	PRECIPITAÇÃO (mm)
-----	-------------------

Maio	7,0
Junho	71,2
Julho	34,0
Agosto	67,6
Setembro	127,0
Outubro	112,6

Fonte: PARANÁ (2007).

A precipitação ocorrida no período de estiagem esteve muito abaixo da média que é em torno de 160 mm mensais. Além disso, durante esse período, ocorreram geadas, queimando grande parte dos pés de trigo, acabando com qualquer perspectiva de uma produção mínima. Como resultado, foi colhido somente trigo de péssima qualidade (triguilho).

3.2.6 Análise dos Dados

Para análise dos dados foram utilizados os programas:

- *Minitab* 14.0;
- *Excel* (*Microsoft Office* 2003);
- *Golden software Surfer* 8;
- *GS+ For Windows* (Versão Demo); e
- *ASTSA* (*Applied Statistical Time Series Analysis*).

Após a obtenção dos dados relativos aos atributos físicos do solo, utilizando-se sempre a média das 3 transeções, foram realizadas:

1. A análise exploratória dos dados, usando a Estatística Clássica na determinação de: média, desvio padrão, variância, coeficiente de variação, curva de normalidade, gráfico de dispersão, boxplot;
2. O estudo da variabilidade e da dependência espacial dos atributos, por meio de semivariogramas e de mapas temáticos obtidos por interpolação por krigagem;
3. A verificação da dependência espacial, considerando as coordenadas ou transeção espacial, por meio da função de autocorrelação dos dados;
4. A verificação da crosscorrelação espacial entre os atributos considerando a transeção espacial;
5. A aplicação da abordagem de Espaço de Estados no estudo da relação entre os atributos;

6. O estudo da possível existência de influência dos atributos do solo no desenvolvimento da variável resposta, produtividade de trigo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 3 apresenta a curva de compactação do solo obtida pelo ensaio de Proctor normal.

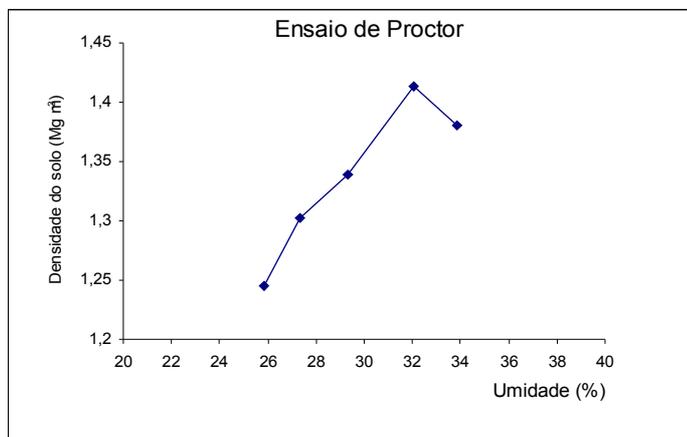


Figura 3 Curva de compactação do solo.

Pela Figura 3, constatou-se que o ponto ótimo ou ponto de densidade máxima, (D_{Max}) é igual a $1,413 \text{ Mg m}^{-3}$ para umidade do solo de 32,08% a base de peso. Este ponto foi utilizado na determinação do grau de compactação do solo pela equação 33.

4.1 ANÁLISE DESCRITIVA E EXPLORATÓRIA DOS DADOS

A Figura 4 apresenta a distribuição do conteúdo de água no solo que mostra uma tendência decrescente ao longo da transeção.

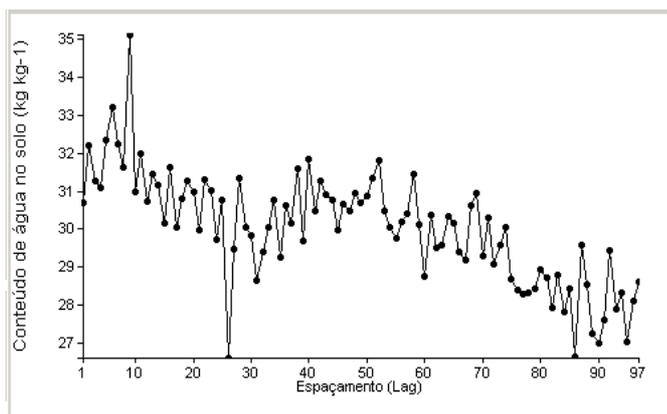


Figura 4 Comportamento de série conteúdo de água no solo ao longo da transeção.

A Tabela 2 apresenta os valores da estatística descritiva, da média das três transeções, para conteúdo de água no solo (US), os quais apresentaram a média dos dados de $30,02 \text{ kg kg}^{-1}$. A pequena variação dos dados em relação à média, expresso pelo coeficiente de variação (CV) de 4,87%, indica uma distribuição de dados homogênea em torno da média. O teste de Kolmogorov-Smirnov indica que os dados possuem características de distribuição normal de probabilidade, ao nível de 5% de significância.

Tabela 2 Estatística descritiva da variável conteúdo de água no solo (US) (kg kg^{-1})

VARIÁVEL	N	Méd	Var	CV(%)	Min	Max	KS
US	97	30,02	2,14	4,87	26,60	35,12	0,075

Nota: N : número de dados; Méd: média; Var: variância; CV: coeficiente de variação; Min: valor mínimo; Max: valor máximo; KS: teste de Kolmogorov-Smirnov (5% de significância).

O gráfico boxplot da Figura 5 mostra que há um ponto entre os dados que pode ser considerado discrepante e o histograma mostra uma curva simétrica, indicando distribuição normal de dados.

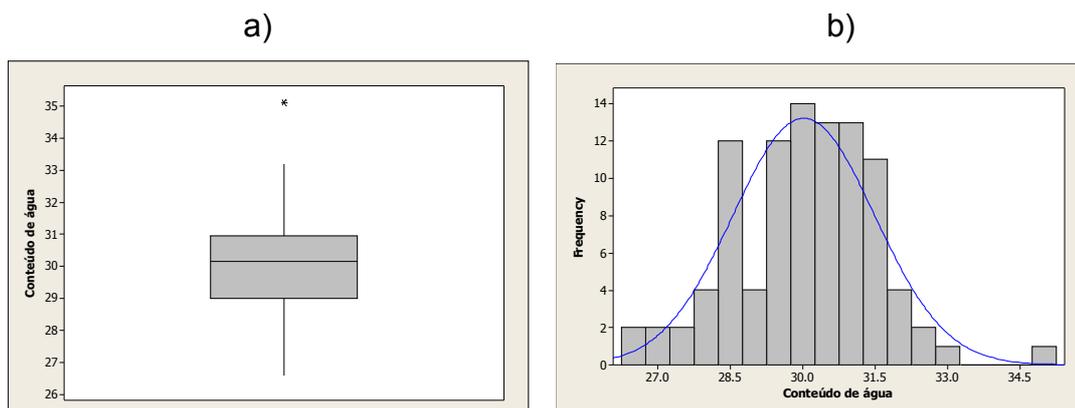


Figura 5 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica do conteúdo de água no solo.

A Figura 6 apresenta a distribuição da porosidade total do solo (PT) que varia, mostrando um ponto mínimo entre os pontos 20 e 30 e oscila com tendência decrescente/crescente formando uma curva ao longo da transeção.

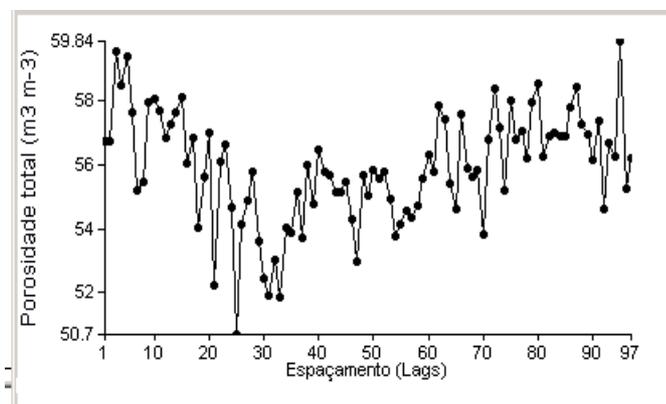


Figura 6 Comportamento da série porosidade total do solo ao longo da transeção.

Na Tabela 3 são apresentados os valores da estatística descritiva, da média das três transeções, para porosidade total do solo (PT). A média dos

valores é de $55,9 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, com um mínimo de $50,7 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ e com um máximo de $59,84 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$, que corresponde ao intervalo de ocorrência para solos argilosos (Latosolos), que é de $40 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ a $60 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ (AZEVEDO; DALMOLIN,2004).

Resultados semelhantes foram obtidos em áreas vizinhas por MILANI (2005) e BONINI (2006). O coeficiente de variação (CV) de 3,11% indica pequena variação dos dados em relação à média, mostrando uma distribuição de dados homogênea. O teste de Kolmogorov-Smirnov indica que os dados possuem características de distribuição normal de probabilidade, ao nível de 5% de significância.

Tabela 3 Estatística descritiva da variável porosidade total (PT) ($\text{m}^3 \text{ m}^{-3}$)

VARIÁVEL	N	Méd	Var	CV(%)	Min	Max	KS
PT	97	55,90	3,03	3,11	50,70	59,84	0,052

Nota: N: número de dados; Méd: média; Var: variância; CV: coeficiente de variação; Min: valor mínimo; Max: valor máximo; KS: teste de Kolmogorov-Smirnov (5% de significância).

O gráfico boxplot da Figura 7 mostra que há um ponto entre os dados que pode ser considerado discrepante e o histograma mostra uma curva simétrica, indicando distribuição normal de dados.

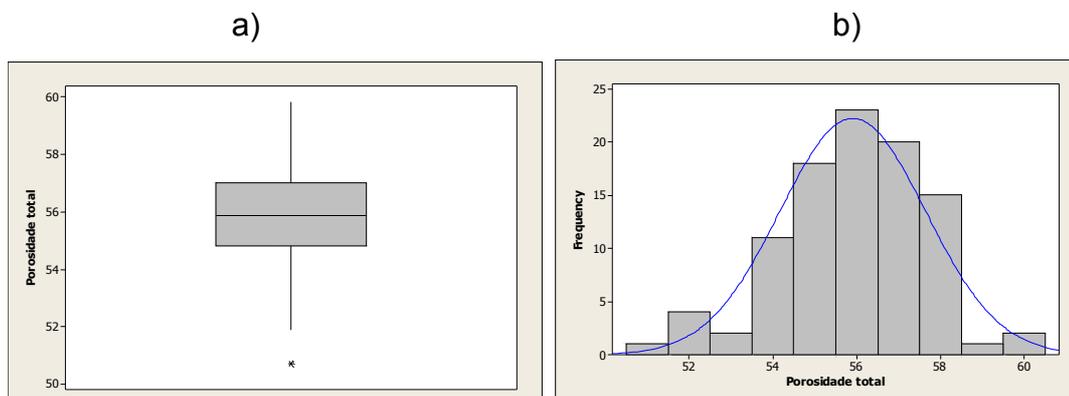


Figura 7 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica da porosidade total do solo.

A Figura 8 apresenta a distribuição da densidade do solo (DS) que varia, mostrando oscilação com tendência crescente/decrescente e forma uma curva voltada para baixo, ao longo da transeção.

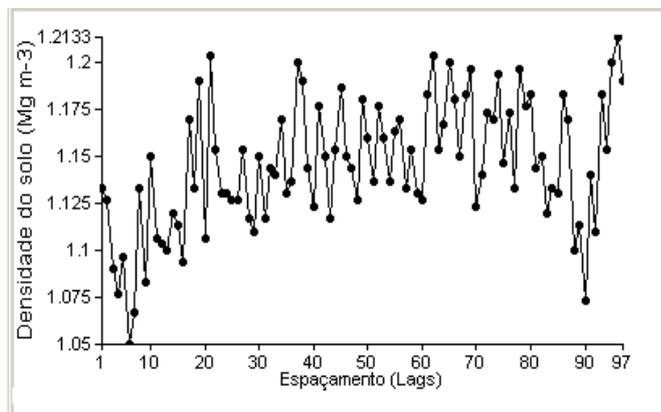


Figura 8 Comportamento da série densidade do solo ao longo da transeção.

A Tabela 4 apresenta os valores da estatística descritiva, da média das três transeções, para densidade do solo (DS), os quais tiveram a média dos dados de $1,145 \text{ Mg m}^{-3}$. O coeficiente de variação (CV), igual a 3,01%, indica uma variação muito pequena dos dados em relação à média e mostra que sua distribuição é homogênea.

Resultados semelhantes foram obtidos em áreas vizinhas por MILANI (2005) e BONINI (2006). O teste de Kolmogorov-Smirnov indica que os dados possuem características de distribuição normal de probabilidade, ao nível de 5% de significância.

Tabela 4 Estatística descritiva da variável densidade do solo (DS) (Mg m^{-3})

VARIÁVEL	N	Med	Var	CV(%)	Min	Max	KS
DS	97	1,145	0,0012	3,01	1,050	1,213	0,055

Nota: N: número de dados; Med: média; Var: variância; CV: coeficiente de variação; Min: valor mínimo; Max: valor máximo; KS: teste de Kolmogorov-Smirnov (5% de significância).

O gráfico boxplot da Figura 9 mostra que há um ponto entre os dados que pode ser considerado discrepante e o histograma mostra uma curva simétrica, indicando distribuição normal de dados.

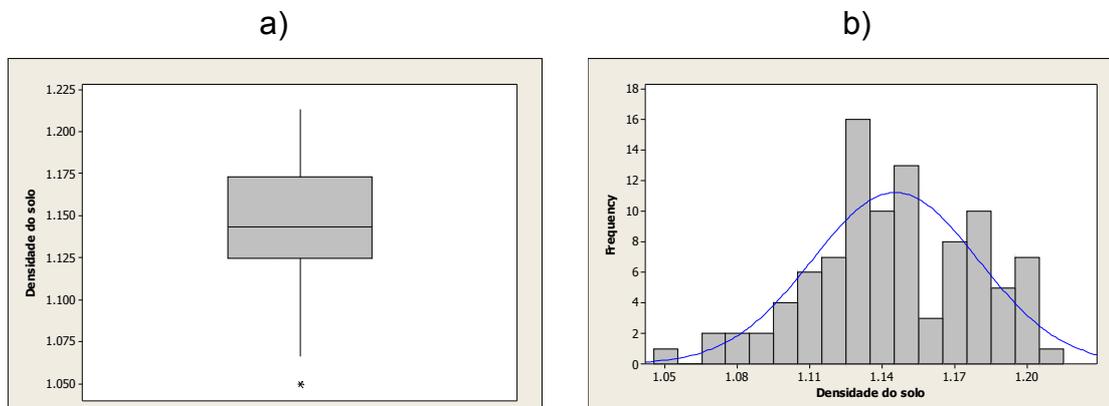


Figura 9 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica da densidade do solo.

A Figura 10 apresenta a distribuição do grau de compactação do solo (GC) que varia, mostrando mesma tendência da série densidade do solo, ao longo da transeção.

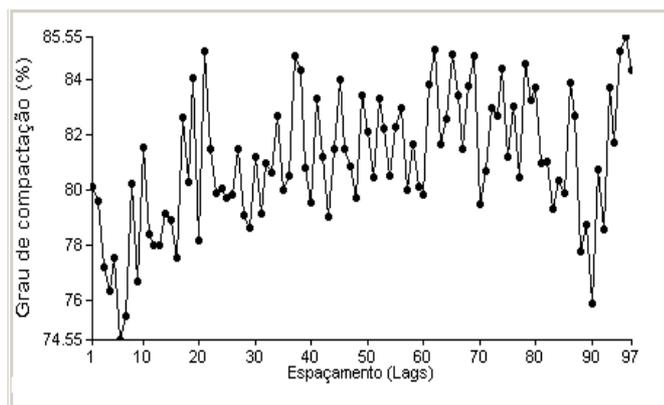


Figura 10 Comportamento da série grau de compactação do solo ao longo da transeção.

A Tabela 5 apresenta os valores da estatística descritiva, da média das três transeções, para grau de compactação (GC), os quais tiveram a média de 81,05%. O coeficiente de variação (CV) de 2,99% indica pequena variação dos dados em relação à média mostrando uma distribuição de dados homogênea. O teste de Kolmogorov-Smirnov indica que os dados possuem características de distribuição normal de probabilidade, ao nível de 5% de significância.

Tabela 5 Estatística descritiva da variável grau de compactação (GC) (%)

VARIÁVEL	N	Méd	Var	CV(%)	Min	Max	KS
GC	97	81,05	5,86	2,99	74,55	85,55	0,055

Nota: N: número de dados; Méd: média; Var: variância; CV: coeficiente de variação; Min: valor mínimo; Max: valor máximo; KS: teste de Kolmogorov-Smirnov (5% de significância).

O gráfico boxplot da Figura 11 mostra que não há nenhum ponto entre os dados que pode ser considerado discrepante e o histograma mostra uma curva simétrica, indicando distribuição normal de dados.

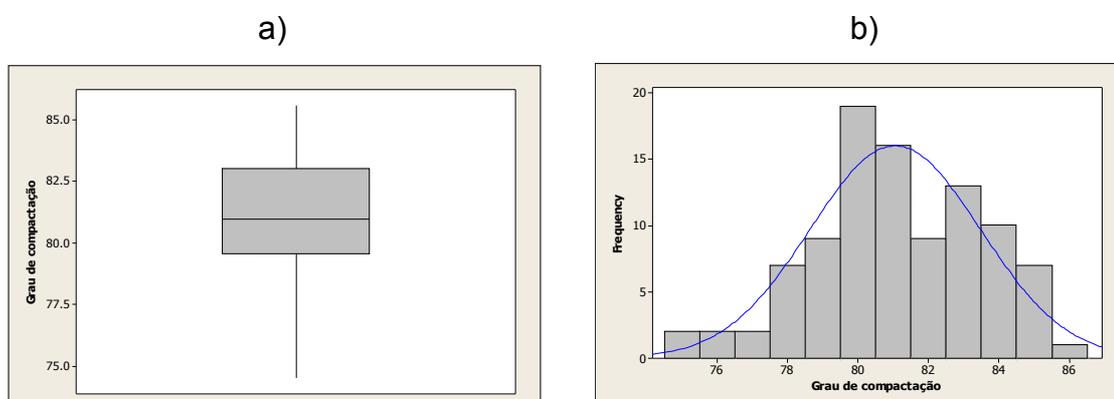


Figura 11 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica do grau de compactação do solo.

A Figura 12 apresenta a distribuição da resistência do solo à penetração (RSP) com valores tendendo para o mínimo no ponto 8 e entre os pontos 40 e 60 da transeção, mostrando um comportamento oscilatório e indicando um processo periódico.

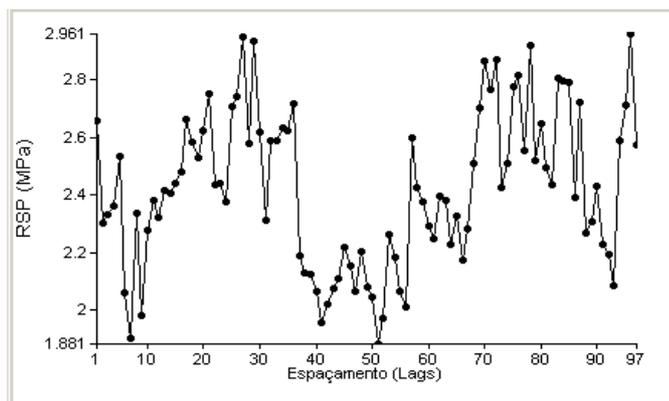


Figura 12 Comportamento da série resistência do solo à penetração (RSP) ao longo da transeção.

A Tabela 6 apresenta os valores da estatística descritiva, da média das três transeções, para resistência do solo à penetração (RSP). Os dados observados tiveram a média de 2,42 MPa, sendo acima de 2,0 MPa, pode ser considerado como uma resistência do solo limitante ao crescimento radicular (SECCO, 2003).

Resultados semelhantes foram obtidos em uma área vizinha por BONINI (2006). O coeficiente de variação (CV) igual a 11,16% indica pequena variação dos dados em relação à média e mostra uma distribuição de dados com média homogênea. O teste de Kolmogorov-Smirnov indica que os dados possuem características de distribuição normal de probabilidade, ao nível de 5% de significância.

Tabela 6 Estatística descritiva da variável resistência do solo à penetração (RSP) (MPa)

VARIÁVEL	N	Méd	Var	CV(%)	Min	Max	KS
RSP	97	2,42	0,073	11,16	1,88	2,96	0,054

Nota: N: número de dados; Méd: média; Var: variância; CV: coeficiente de variação; Min: valor mínimo; Max: valor máximo; KS: teste de Kolmogorov-Smirnov (5% de significância).

O gráfico boxplot da Figura 13 mostra que não há nenhum ponto entre os dados que pode ser considerado discrepante. Já o histograma mostra uma curva simétrica, indicando distribuição normal de dados.

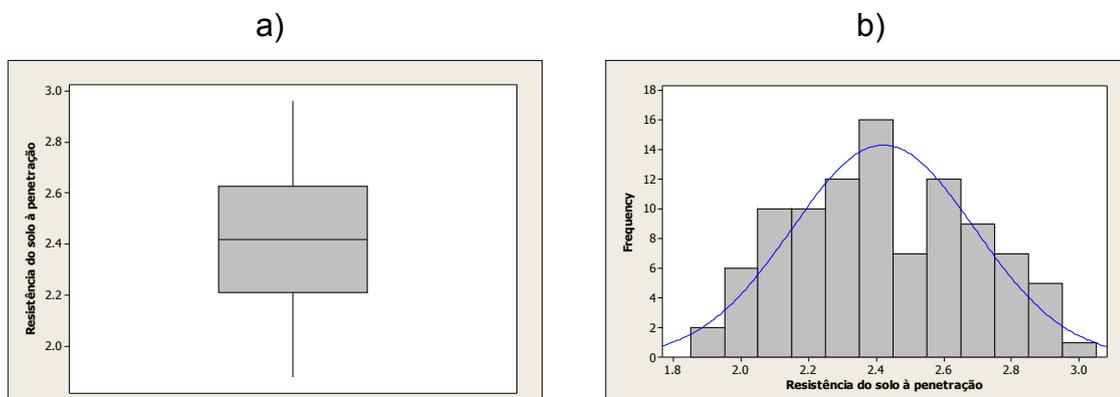


Figura 13 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica da resistência do solo à penetração.

A Figura 14 apresenta a distribuição da produtividade do trigo (PD) que varia, mostrando comportamento oscilatório, ao longo da transeção com pico máximo próximo do ponto 80, indicando a mesma tendência da RSP com um processo periódico.

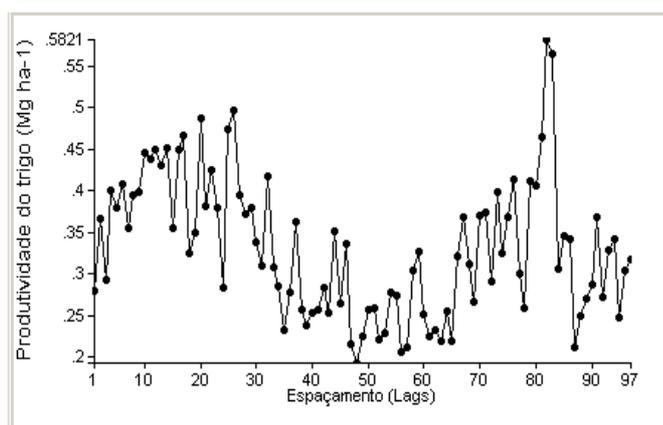


Figura 14 Comportamento da série produtividade do trigo ao longo da

transeção.

Na Tabela 7 mostram-se os resultados da estatística descritiva, da média das três transeções, para produtividade do trigo (PD), a qual possui uma produção mínima de 0,193 Mg ha⁻¹ e máxima de 0,582 Mg ha⁻¹. A média de 0,331 Mg ha⁻¹ indica uma produtividade muito baixa em relação à média regional, que situa-se em torno de 2,215 Mg ha⁻¹ (PARANÁ, 2007). O coeficiente de variação (CV) de 25,29% indica alta variação dos dados em relação à média e mostra uma distribuição de dados com alta heterogeneidade. O teste de Kolmogorov-Smirnov indica que os dados possuem características de distribuição normal de probabilidade, ao nível de 5% de significância.

Tabela 7 Estatística descritiva da variável produtividade do trigo (PD) (Mg ha⁻¹)

VARIÁVEL	N	Med	Var	CV(%)	Min	Max	KS
PD	97	0,331	0,007	25,29	0,193	0,582	0,081

Nota: N: número de dados; Med: média; Var: variância; CV: coeficiente de variação; Min: valor mínimo; Max: valor máximo; KS: teste de Kolmogorov-Smirnov (5% de significância).

O gráfico boxplot da Figura 15 mostra que há um ponto entre os dados que pode ser considerado discrepante e o histograma mostra uma curva simétrica, indicando que os dados apresentam uma distribuição normal de dados.

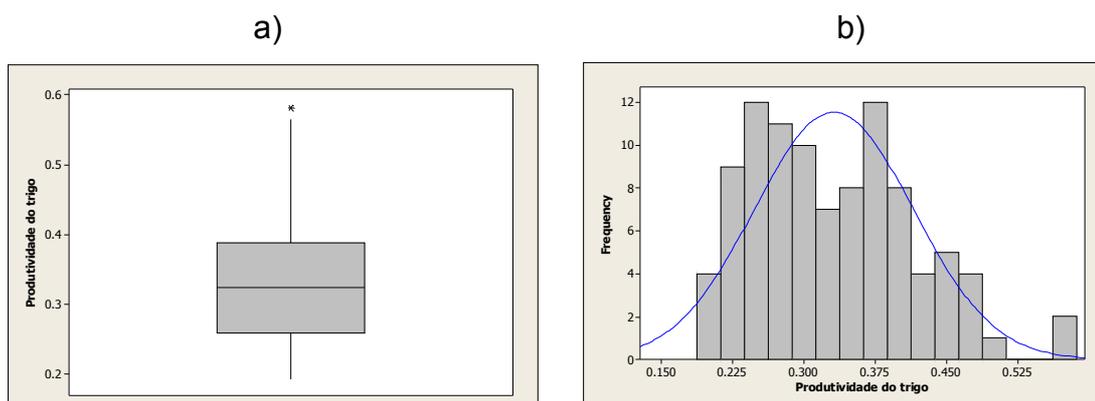


Figura 15 Boxplot (a) e histograma (b) com curva normal teórica da produtividade do trigo.

4.2 AUTOCORRELAÇÃO

As figuras 16 a 21 apresentam os autocorrelogramas: conteúdo de água no solo, porosidade total do solo, densidade do solo, grau de compactação do solo, resistência do solo à penetração e produtividade do trigo, respectivamente.

Nos autocorrelogramas, as linhas paralelas ao eixo central, representam os limites do intervalo, ao nível de 95% de confiança. Os valores acima e abaixo desses limites indicam os pontos que apresentam autocorrelação ou dependência espacial em relação aos seus vizinhos. Cada lag corresponde a um espaçamento entre pontos da transeção, delimitando um espaço de 3 metros entre os pontos.

Na Figura 16, verifica-se que o autocorrelograma apresenta autocorrelação até 14 lags, isso indica que há dependência espacial até 42 metros entre as observações da variável conteúdo de água no solo.

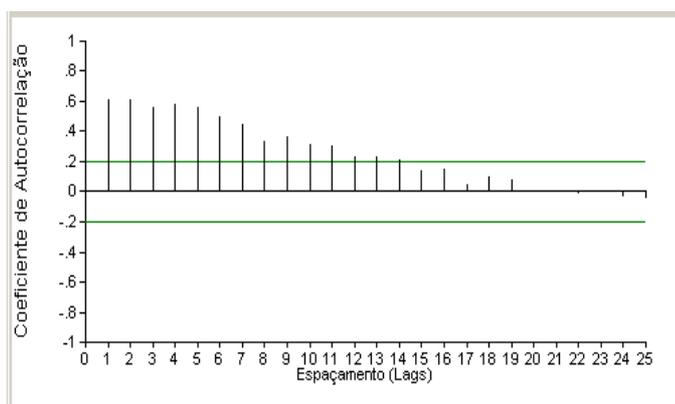


Figura 16 Função de autocorrelação do conteúdo de água no solo.

A Figura 17 apresenta autocorrelação até 12 lags, indicando que há dependência espacial até 36 metros entre as observações da variável porosidade total do solo.

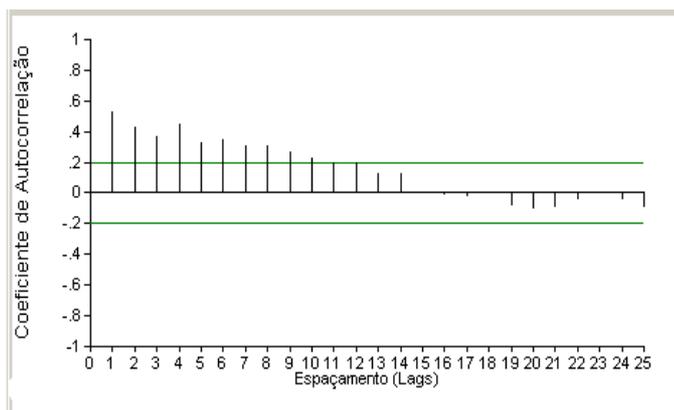


Figura 17 Função de autocorrelação da porosidade total do solo.

Na Figura 18, verifica-se que o autocorrelograma apresenta autocorrelação até 4 lags, indicando que há dependência espacial até 12 metros entre as observações da variável densidade do solo.

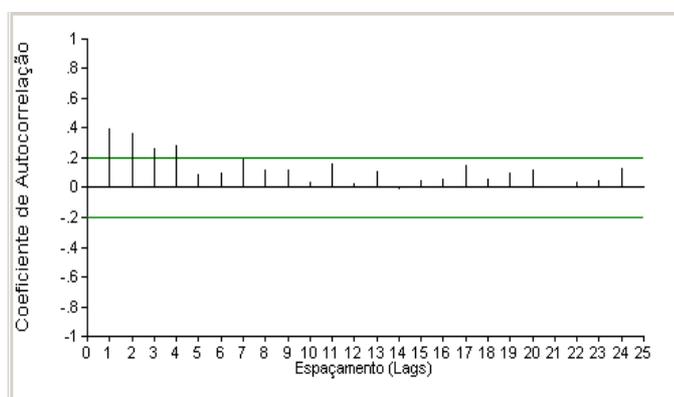


Figura 18 Função de autocorrelação da densidade do solo.

Na Figura 19, verifica-se que o autocorrelograma apresenta autocorrelação até 4 lags, indicando que há dependência espacial até 12 metros entre as observações da variável compactação do solo.

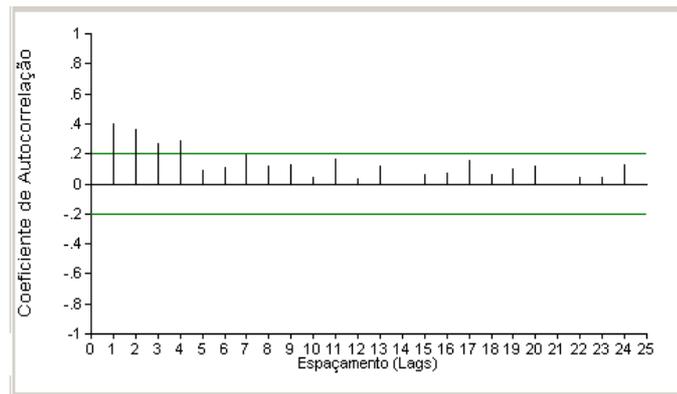


Figura 19 Função de autocorrelação do grau de compactação do solo.

A Figura 20 apresenta autocorrelação até 9 lags, fato que indica que há dependência espacial até 27 metros entre as observações da variável resistência do solo à penetração.

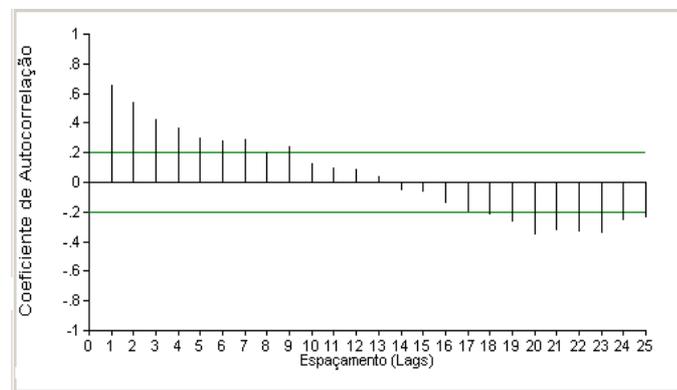


Figura 20 Função de autocorrelação da resistência do solo à penetração.

A Figura 21 apresenta autocorrelação até 12 lags, indicando que há dependência espacial até 36 metros entre as observações da variável produtividade do trigo.

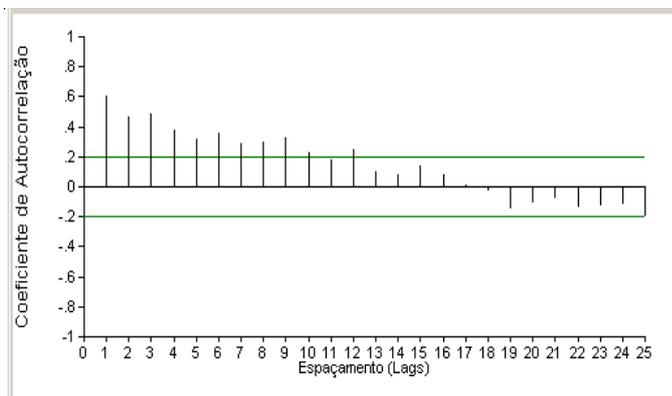


Figura 21 Função de autocorrelação da produtividade do trigo.

4.3 CROSSCORRELAÇÃO

Nos crosscorrelogramas, as linhas paralelas ao eixo central, representam os limites do intervalo, ao nível de 95% de confiança. Os valores acima e abaixo destes limites, contados a partir do espaçamento zero, indicam os pontos nos quais as variáveis apresentam correlação ou dependência espacial entre si.

O crosscorrelograma mostrado na Figura 22, correlacionando a produtividade do trigo com o conteúdo de água no solo, indica que as duas variáveis não são correlacionadas, pois não existem valores acima ou abaixo dos limites de confiança a partir do ponto zero. Isso significa que elas não apresentam dependência espacial entre si.

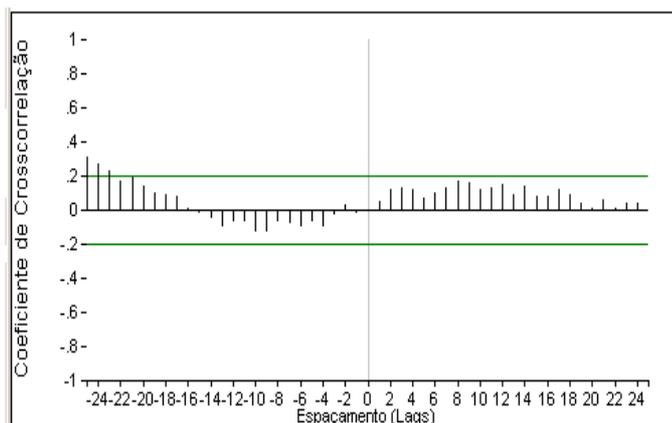


Figura 22 Função de crosscorrelação da produtividade do trigo *versus* conteúdo de água no solo.

O crosscorrelograma apresentado na Figura 23, correlacionando a produtividade do trigo com a porosidade total do solo, indica que as duas variáveis não são correlacionadas, pois não existem valores acima ou abaixo dos limites de confiança a partir do ponto zero, logo, estas variáveis não possuem dependência espacial entre si.

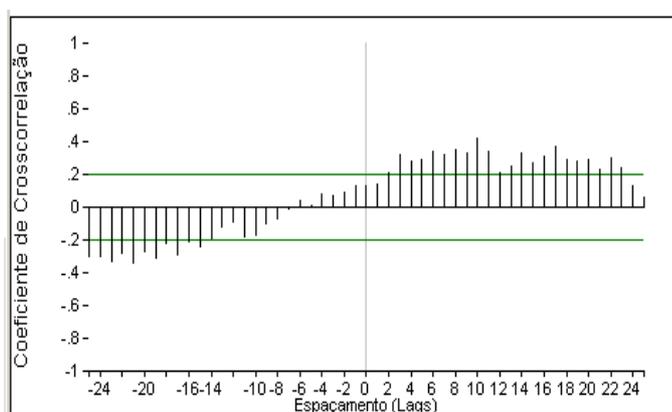


Figura 23 Função de crosscorrelação da produtividade do trigo *versus* porosidade total do solo.

O crosscorrelograma apresentado na Figura 24, correlacionando a produtividade do trigo com a densidade do solo, indica que as duas variáveis têm uma correlação inversamente proporcional até 3 lags, pois existem valores abaixo dos limites de confiança a partir do ponto zero. Estas variáveis estão correlacionadas até uma distância de 9 metros.

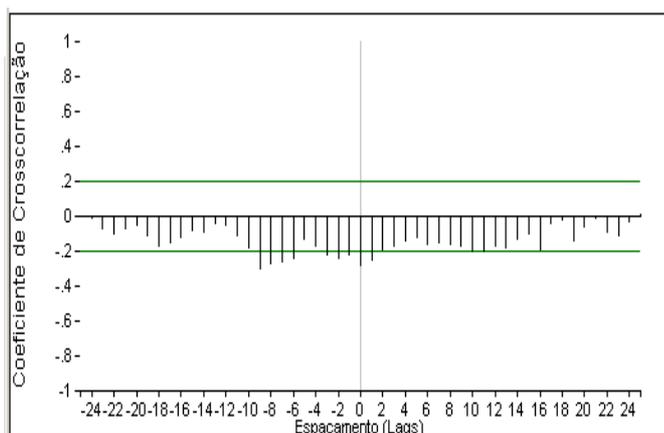


Figura 24 Função de crosscorrelação da produtividade do trigo *versus* densidade do solo.

O crosscorrelograma apresentado na Figura 25, correlacionando a produtividade do trigo com o grau de compactação do solo, indica que as duas variáveis são correlacionadas negativamente ou inversamente proporcionais até 3 lags, tendo dependência espacial até 9 metros. Pelos crosscorrelogramas das figuras 24 e 25, verifica-se que os comportamentos das variáveis: densidade do solo e grau de compactação, em relação à produtividade do trigo são semelhantes.

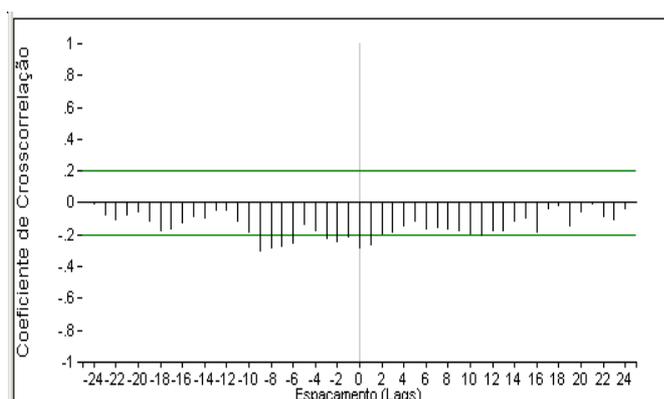


Figura 25 Função de crosscorrelação da produtividade do trigo *versus* grau de compactação do solo.

O crosscorrelograma apresentado na Figura 26, correlacionando a produtividade do trigo com a resistência do solo à penetração, indica que as duas variáveis têm correlação diretamente proporcional até 8 lags, pois existem valores acima dos limites de confiança a partir do ponto zero. Esta variável apresenta dependência espacial até 24 metros.

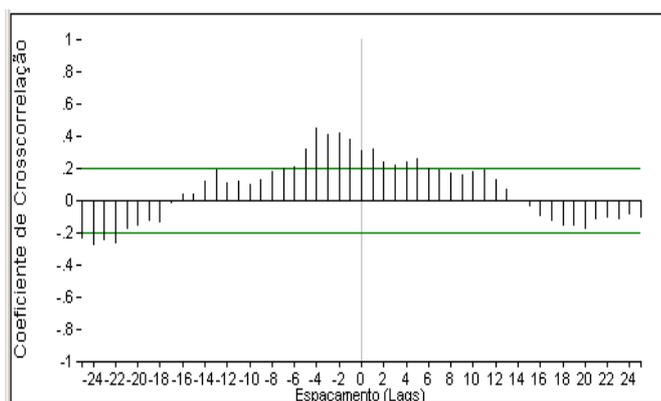


Figura 26 Função de crosscorrelação da produtividade do trigo *versus* resistência do solo à penetração.

As figuras 16 a 21 indicam que os atributos: conteúdo de água no solo, porosidade total, densidade do solo, grau de compactação, resistência do solo à penetração e produtividade do trigo apresentam autocorrelação. Porém, nos crosscorrelogramas apresentados nas figuras 22 a 26, somente os das figuras 24, 25 e 26 indicam crosscorrelação entre os atributos: densidade do solo, grau de compactação, resistência do solo à penetração e produtividade do trigo. A condição básica para que se possa aplicar a metodologia de Espaço de Estados é que as variáveis em estudo apresentem autocorrelação e crosscorrelação ou dependência espacial entre si. Portanto, a aplicação da abordagem de Espaço de Estados é justificada somente para os atributos: densidade do solo, grau de compactação, resistência do solo à penetração e produtividade do trigo.

Como essa abordagem é uma metodologia que utiliza processos estocásticos que são processos markovianos, a exigência de estacionaridade de dados não é requerida. Porém, uma condição essencial é a normalização dos dados, antes da aplicação da abordagem de Espaço de Estados, para que a magnitude dos coeficientes ϕ torne-se diretamente proporcional à contribuição de cada variável na estimativa de $Z_j(x_i)$. O passo seguinte, portanto, é a transformação dos dados pela equação 31.

4.4 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA

4.4.1 Semivariogramas

A seguir, nas figuras 32 a 37, são mostrados os semivariogramas experimentais omnidirecionais, ajustados aos dados amostrais dos 291 pontos das três transeções, pelos modelos exponencial e esférico.

Para análise do grau de dependência espacial das variáveis foi

utilizada a relação “coeficiente efeito pepita”: $\varepsilon = \frac{C_0}{(C_1 + C_0)} \times 100$.

Pela construção dos semivariogramas constatou-se que a distribuição dos dados em estudo é um fenômeno isotrópico, o que significa que os semivariogramas construídos para as diferentes direções (0° , 45° , 90° e 135°) não apresentam diferenças relevantes e um mesmo modelo é adequado para todos eles, indicando que a área de influência (o alcance de uma amostra) é circular.

A Figura 27 apresenta o semivariograma do conteúdo de água no solo, com modelo exponencial: $C_0 = 2,36 \text{ (kg kg}^{-1}\text{)}^2$; $C_0 + C_1 = 4,73 \text{ (kg kg}^{-1}\text{)}^2$; $\alpha = 120,90 \text{ m}$ e $\varepsilon = 49,90\%$, indicando dependência espacial moderada entre os dados.

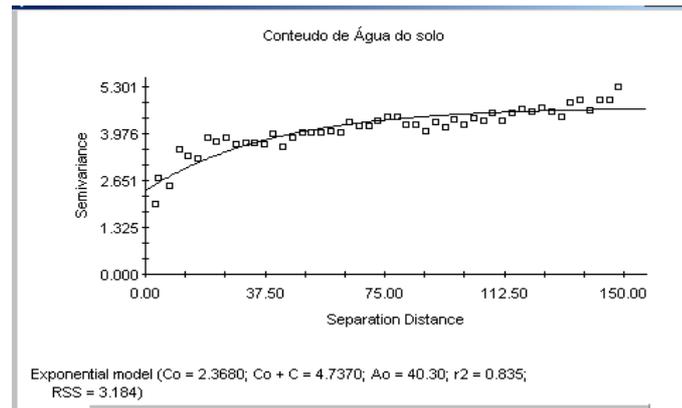


Figura 27 Semivariogramas experimental e teórico do conteúdo de água no solo.

A Figura 28 apresenta o semivariograma da porosidade total do solo, com modelo exponencial: $C_0 = 4,43 \text{ (m}^3 \text{ m}^{-3})^2$; $C_0 + C_1 = 9,32 \text{ (m}^3 \text{ m}^{-3})^2$; $a = 72,90 \text{ m}$ e $\varepsilon = 47,50\%$, indicando dependência espacial moderada entre os dados.

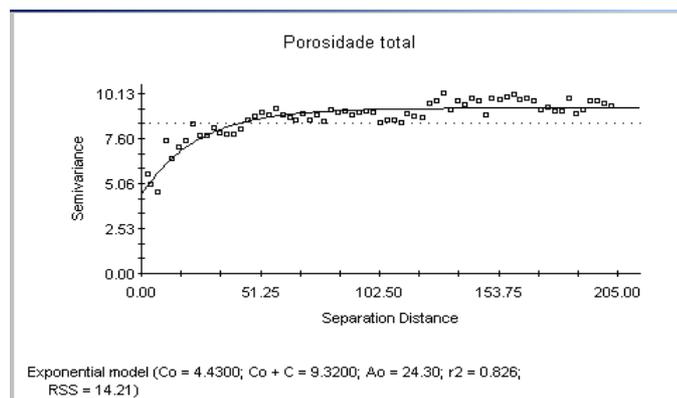


Figura 28 Semivariogramas experimental e teórico da porosidade total do solo.

A Figura 29 apresenta o semivariograma da densidade do solo, com modelo exponencial: $C_0 = 0,001 \text{ (Mg m}^{-3}\text{)}^2$; $C_0+C_1 = 0,004 \text{ (Mg m}^{-3}\text{)}^2$; $a = 27,30 \text{ m}$ e $\varepsilon = 23,20\%$, indicando forte dependência espacial entre os dados.

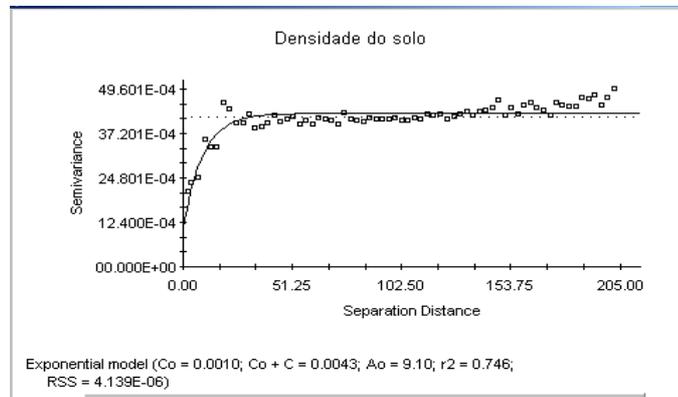


Figura 29 Semivariogramas experimental e teórico da densidade do solo.

A Figura 30 apresenta o semivariograma do grau de compactação do solo, com modelo exponencial: $C_0 = 5,18$; $C_0+C_1 = 21,33$; $a = 27,60 \text{ m}$ e $\varepsilon = 24,20\%$, indicando forte dependência espacial entre os dados.

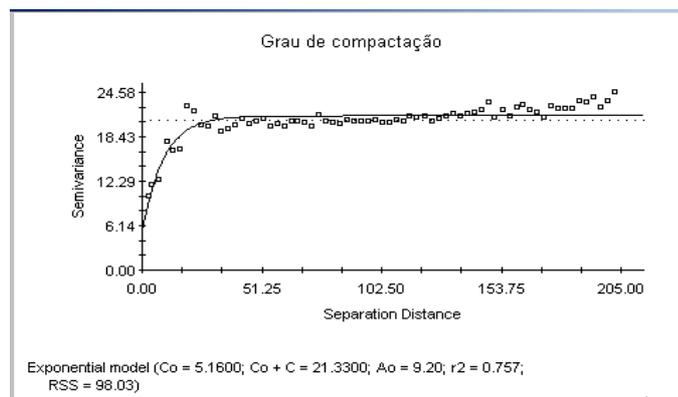


Figura 30 Semivariogramas experimental e teórico do grau de compactação do

solo.

A Figura 31 apresenta o semivariograma da resistência do solo à penetração, com modelo esférico: $C_0 = 0,072 \text{ (MPa)}^2$; $C_0+C_1 = 0,161 \text{ (MPa)}^2$; $a = 46,70 \text{ m}$ e $\varepsilon = 45,00\%$, indicando dependência espacial moderada entre os dados. Pelos dados distribuídos no semivariograma verifica-se a periodicidade já indicada pelo autocorrelograma.

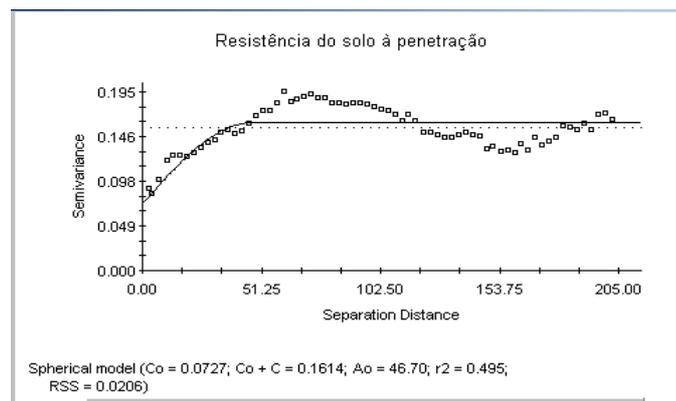


Figura 31 Semivariogramas experimental e teórico da resistência do solo à penetração.

A Figura 32 apresenta o semivariograma da produtividade do trigo, com modelo exponencial: $C_0 = 0,0049 \text{ (Mg ha}^{-1}\text{)}^2$; $C_0+C_1 = 0,0179 \text{ (Mg ha}^{-1}\text{)}^2$; $a = 45,60 \text{ m}$ e $\varepsilon = 27,30\%$, indicando dependência espacial moderada entre os dados.

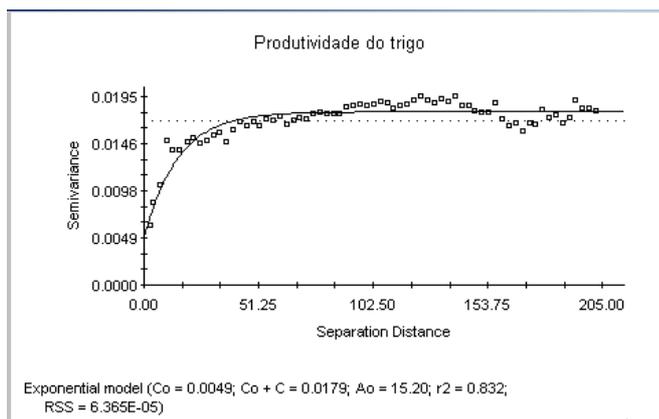


Figura 32 Semivariogramas experimental e teórico da produtividade do trigo.

Os semivariogramas das figuras 27 ($\epsilon = 49\%$), 28 ($\epsilon = 47\%$), 31 ($\epsilon = 45\%$) e 32 ($\epsilon = 27\%$) indicam dependência espacial moderada e os semivariogramas das figuras 29 ($\epsilon = 23\%$) e 30 ($\epsilon = 24\%$), apresentam forte dependência espacial para a área e espaçamentos utilizados na amostragem. Esses resultados confirmam a existência de dependência espacial, já observada nos autocorrelogramas destes dados.

4.4.2 Mapas Temáticos

Os mapas das figuras 33 a 38 foram construídos utilizando-se os 291 pontos amostrais das três transeções, com suas respectivas coordenadas geográficas pelo método da krigagem, utilizando as estruturas de dependência espacial obtidas dos semivariogramas. Os mapas apresentam a variabilidade espacial dos atributos: US, PT, DS, GC, RSP e PD, na área experimental. O polígono retangular em diagonal mostra o perímetro da área experimental.

A Figura 33 mostra o mapa de variabilidade espacial do conteúdo de água no solo que apresenta dependência espacial moderada distribuída ao longo da área de trabalho. Analisando o mapa temático, verifica-se que o local onde ocorreram os mais baixos valores do conteúdo de água apresentou

também baixa produtividade. Esses pontos situam-se numa baixada ao Norte do talhão.

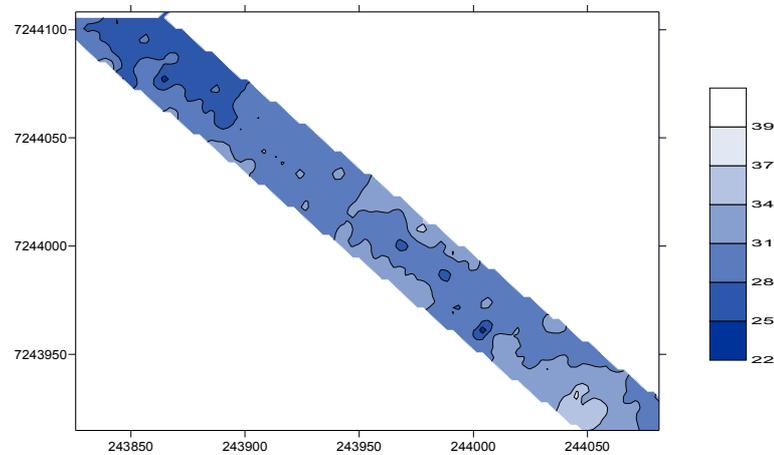


Figura 33 Mapa temático do conteúdo de água no solo (kg kg⁻¹).

A Figura 34 apresenta o mapa de variabilidade espacial da porosidade total do solo que mostra dependência espacial moderada distribuída ao longo da área experimental. Verifica-se que a porosidade total é maior nos dois extremos do talhão nos pontos em que a densidade do solo é menor.

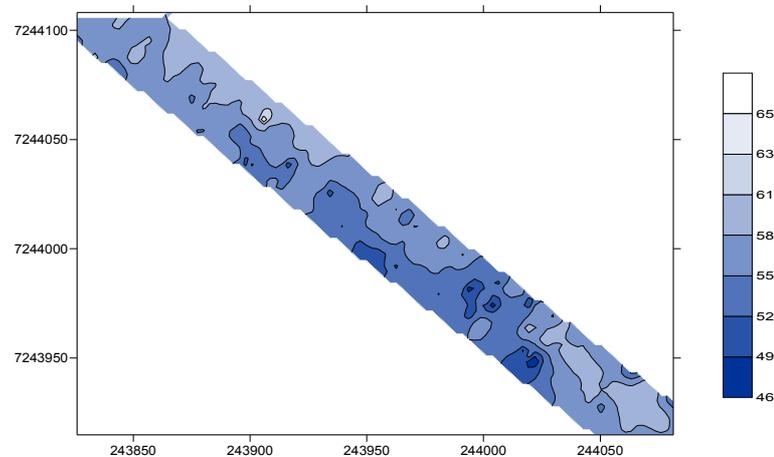


Figura 34 Mapa temático da porosidade total do solo ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$).

A Figura 35 apresenta o mapa de variabilidade espacial da densidade do solo que mostra forte dependência espacial distribuída ao longo da área experimental. Observando o mapa temático, verifica-se que na área em que ocorreu a menor densidade, a umidade gravimétrica apresentou o maior valor e a produtividade também foi a maior.

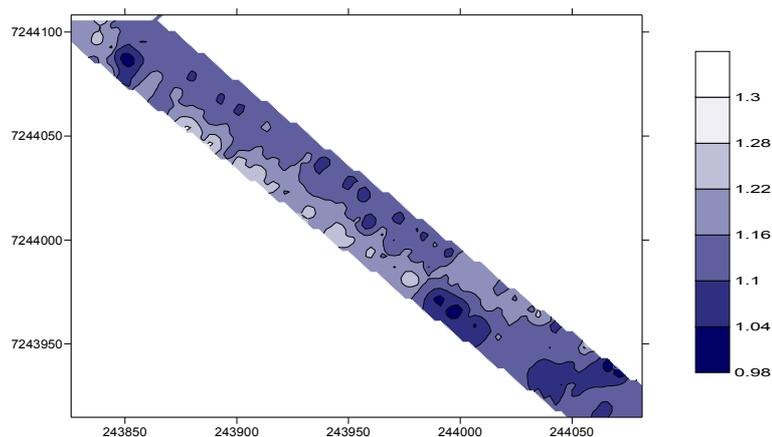


Figura 35 Mapa temático da densidade do solo (Mg m^{-3}).

A Figura 36 apresenta o mapa de variabilidade espacial do grau de compactação do solo que mostra forte dependência espacial distribuída ao longo da área experimental. Pode-se verificar certa semelhança entre os mapas da DS e GC, pois o grau de compactação foi calculado utilizando-se os valores da densidade do solo. Todas as análises anteriores já demonstraram isso.

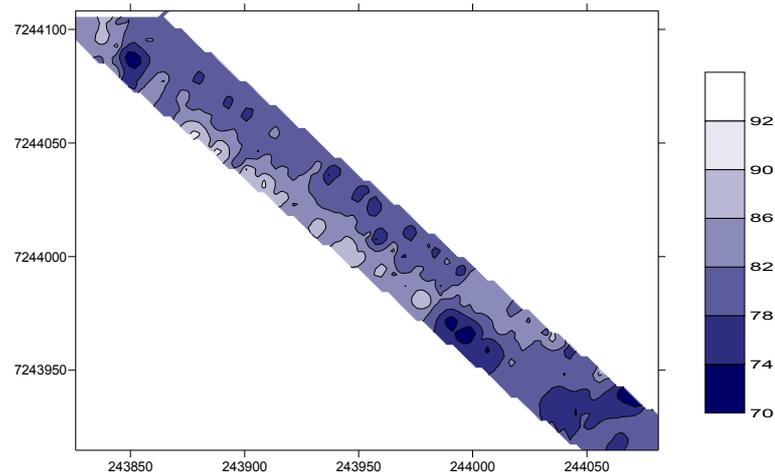


Figura 36 Mapa temático do grau de compactação do solo (%).

A Figura 37 mostra o mapa temático de variabilidade espacial da resistência do solo à penetração que apresenta dependência espacial moderada distribuída ao longo da área experimental. Nos locais em que foram encontradas as menores RSP, a produtividade do trigo também apresentou os menores valores. Já nos locais onde a RSP foi alta, ocorreram baixa taxa de umidade e média porosidade total do solo.

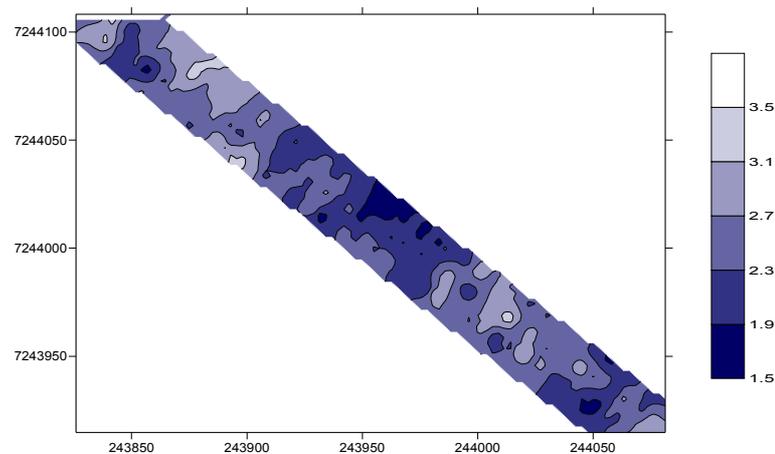


Figura 37 Mapa temático da resistência do solo à penetração (MPa).

A Figura 38 apresenta o mapa de variabilidade espacial da produtividade do trigo que mostra dependência espacial moderada distribuída ao longo da área experimental. Analisando o mapa temático, verifica-se que a região central da área de trabalho foi o local em que ocorreu a menor produtividade. A região que apresentou a maior produtividade do trigo teve a mais baixa densidade do solo, média taxa de porosidade total e média RSP. Este local situa-se próximo à cabeceira do talhão, ao Sul.

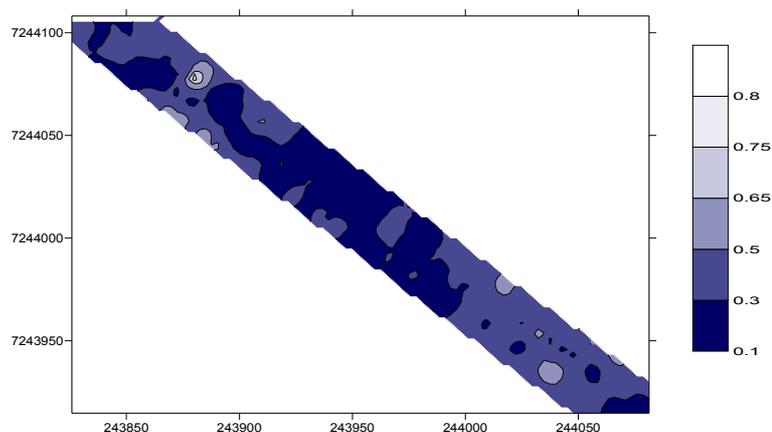


Figura 38 Mapa temático da produtividade do trigo (Mg ha^{-1}).

4.5 ESPAÇO DE ESTADOS

Os dados foram analisados pela abordagem de Espaço de Estados usando o programa *Applied Statistical Time Series Analysis* – ASTSA. Todos os dados foram normalizados pela equação 31.

Como os atributos: conteúdo de água no solo e porosidade total do solo não apresentaram correlação espacial com a produtividade de trigo, eles não devem ser usados na abordagem de Espaço de Estados, portanto, utilizaram-se apenas os atributos: produtividade do trigo, densidade do solo, grau de compactação e resistência do solo à penetração.

A Tabela 8 apresenta as regressões lineares dinâmicas na forma de Espaço de Estados e os respectivos coeficientes de determinação (R^2) das regressões dos dados estimados em função dos dados observados.

A equação de estado do sistema (equação 18) foi usada em 6 diferentes combinações das variáveis em estudo para avaliar o comportamento do modelo com respeito às estimativas dos valores observados.

Analisando-se os resultados apresentados na Tabela 8, verifica-se que o melhor desempenho entre as equações de estados, foi o da equação que combinou PD e RSP. Para essa equação a contribuição da PD na posição $i-1$ foi a menor, mas o seu coeficiente $R^2 = 0,849$ foi o maior em relação aos demais. Isso significa que as variações locais RSP, ao longo da transeção foram as mais importantes relacionadas à distribuição espacial para produtividade do trigo.

Tabela 8 Equações de espaço de estados da produtividade do trigo usando os dados de: densidade do solo, grau de compactação e resistência do solo à penetração

EQUAÇÕES ESTIMADAS	R^2
$PD_i = 0,8824PD_{i-1} + 0,0424GC_{i-1} + 0,0681RSP_{i-1}$	0,836
$PD_i = 0,8837PD_{i-1} - 0,0423DS_{i-1} + 0,0670RSP_{i-1}$	0,834
$PD_i = 0,9175PD_{i-1} + 0,0045DS_{i-1} + 0,0776GC_{i-1}$	0,782
$PD_i = 0,9313PD_{i-1} + 0,0639GC_{i-1}$	0,809
$PD_i = 0,8696PD_{i-1} + 0,1178RSP_{i-1}$	0,849 *
$PD_i = 0,9314PD_{i-1} + 0,0638DS_{i-1}$	0,808

Nota: PD: produtividade do trigo; DS: densidade do solo; GC: grau de compactação; RSP: resistência do solo à penetração; R^2 : coeficiente de determinação; *: melhor combinação.

A Tabela 8 mostra que as equações de Espaço de Estados descrevem a produtividade do trigo melhor do que qualquer equação equivalente de regressão clássica. O modelo de Espaço de Estados usando três séries (PD, GC, RSP) descreve a produtividade ($R^2 = 0,836$) melhor do que o modelo equivalente, usando a equação de regressão múltipla convencional ($R^2 = 0,217$).

Como a densidade do solo e o grau de compactação mostram o mesmo comportamento, em relação à produtividade do trigo:

$$PD_i = 0,9314PD_{i-1} + 0,0638DS_{i-1}, R^2 = 0,808;$$

$$PD_i = 0,9313PD_{i-1} + 0,0639GC_{i-1}, R^2 = 0,809,$$

não seria adequado usar as duas variáveis na análise. Do ponto de vista estatístico seria como se a mesma variável fosse usada duas vezes, por isso, utilizaram-se somente os atributos: grau de compactação, resistência do solo à penetração e produtividade do trigo na abordagem de Espaço de Estados.

O crosscorrelograma apresentado na Figura 39, correlacionando o grau de compactação com a resistência do solo à penetração, indica que as duas variáveis não são correlacionadas, verifica-se que essas variáveis não possuem dependência espacial entre si.

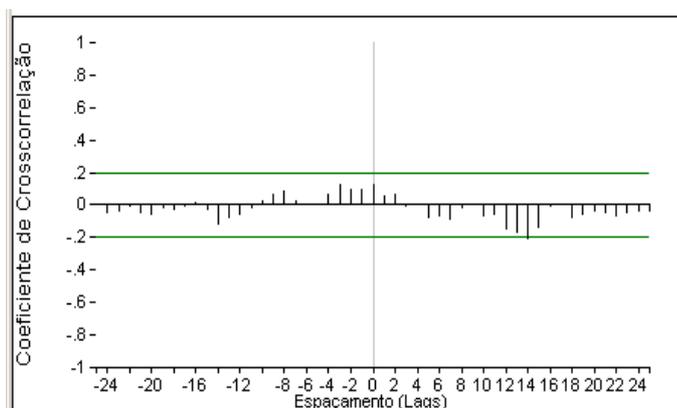


Figura 39 Função de crosscorrelação do grau de compactação *versus* resistência do solo à penetração.

As figuras 40, 42 e 44 apresentam a distribuição dos dados observados e dos dados estimados e a regressão linear entre os valores estimados e observados da produtividade do trigo em função de: produtividade do trigo, grau de compactação e resistência do solo à penetração, utilizando a análise de Espaço de Estados. A distribuição de dados no gráfico (a) das figuras 40, 42 e 44 representados pelos pontos em vermelho são os dados estimados pelas equações de Espaço de Estados e os pontos em preto são os dados observados.

Na Figura 40 vê-se que os dados estimados mostram variação próxima da variação dos dados observados. Isto quer dizer que, a estimativa dos dados é satisfatória e o modelo utilizado para a estimativa é bom. A regressão linear

apresentada no segundo gráfico, entre os dados estimados e os dados observados da produtividade do trigo tem o coeficiente $R^2 = 0,809$, indicando que a estimativa dos dados é satisfatória. Pode-se verificar, a partir da equação de estado, que a produtividade na posição $i-1$ contribui com, aproximadamente, 93,1% na estimativa da produtividade na posição i , enquanto que o grau de compactação na posição $i-1$ contribui com 6,3%.

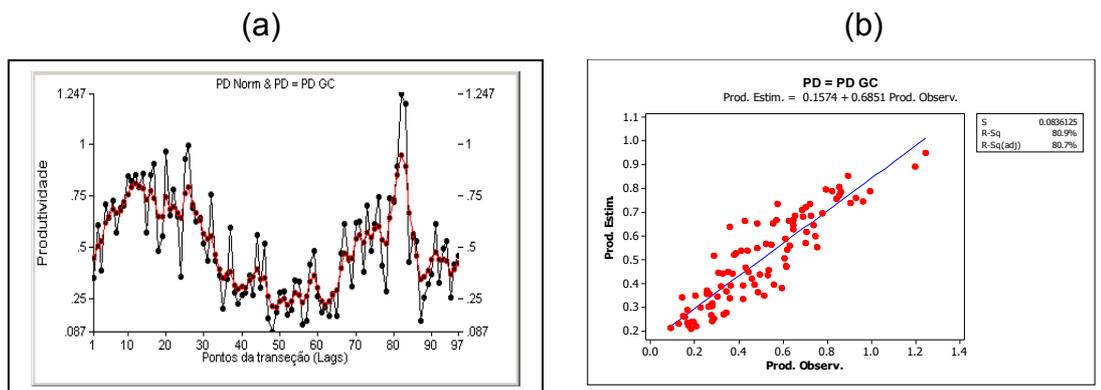


Figura 40 Distribuição dos dados observados e dos dados estimados (a) e regressão linear (b) entre os dados da produtividade do trigo e do grau de compactação do solo. $PD_i = 0,9313PD_{i-1} + 0,0639GC_{i-1}$, ($R^2 = 0,809$).

Nas figuras 41, 43 e 45, a linha do meio representa os valores estimados da produtividade do trigo aplicando-se a equação de estado. As linhas superior e inferior representam os limites de confiança, ao nível de 95% de significância, considerando mais ou menos dois desvios-padrão da estimativa em cada posição i , correspondendo à área em que o modelo apresenta o melhor desempenho.

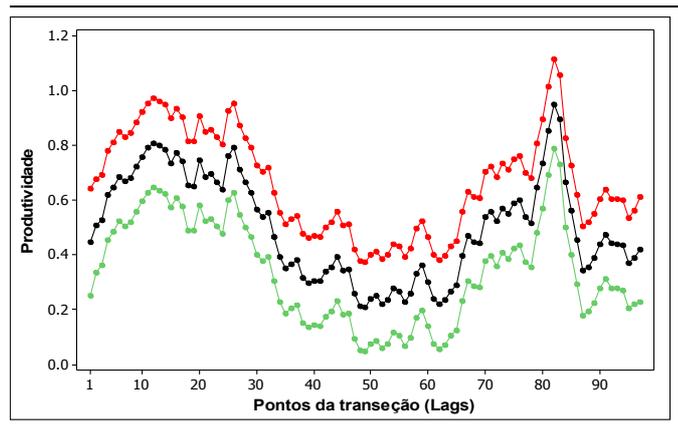


Figura 41 Análise de espaço de estados aplicada à produtividade do trigo na posição i como função da produtividade do trigo e do grau de compactação do solo na posição $i-1$.

Na Figura 42, verifica-se que os dados estimados mostram uma variação bem próxima à variação dos dados observados. Isto significa que, a estimativa dos dados é boa e o modelo utilizado para a estimativa é bom. A regressão linear apresentada no segundo gráfico, entre os dados estimados e os dados observados da produtividade do trigo, tem o coeficiente $R^2 = 0,849$, indicando que a estimativa dos dados é satisfatória. É possível verificar, a partir da equação de estado, que a produtividade na posição $i-1$ contribui com, aproximadamente, 86,9% na estimativa da produtividade na posição i , enquanto que a resistência do solo à penetração na posição $i-1$ contribui somente com 11,7%.

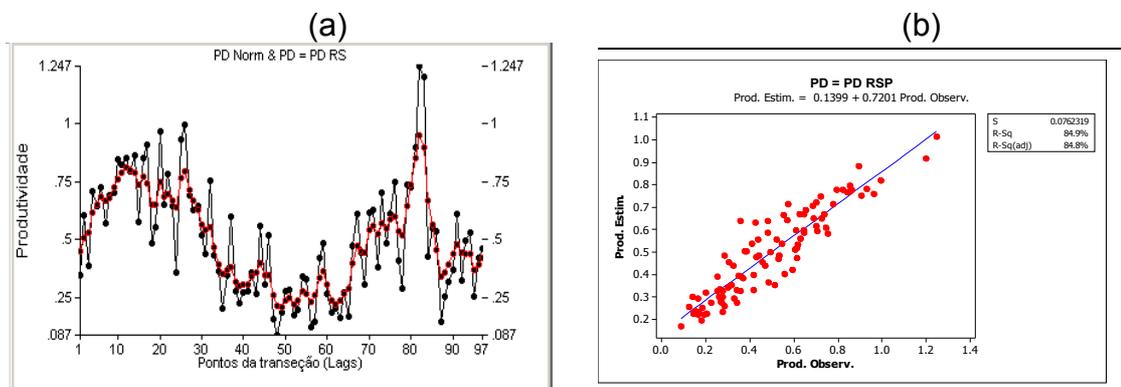


Figura 42 Distribuição dos dados observados e dos dados estimados (a) regressão linear (b) entre os dados da produtividade do trigo e da resistência do solo à penetração. $PD_i = 0,8696PD_{i-1} + 0,1178RSP_{i-1}$, ($R^2 = 0,849$).

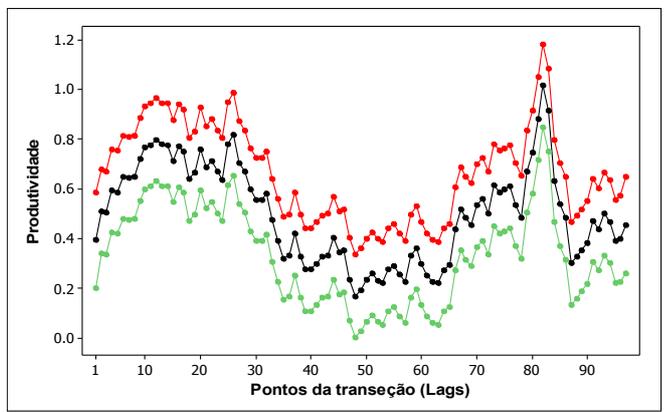


Figura 43 Análise de Espaço de Estados aplicada à produtividade do trigo na posição i , como função da produtividade do trigo e da resistência do solo à penetração na posição $i-1$.

Na Figura 44 observa-se que os dados estimados mostram variação que se aproxima da variação dos dados observados. Isso significa que, a estimativa dos dados é satisfatória e o modelo utilizado para a estimativa é considerado bom. A regressão linear apresentada no segundo gráfico, entre os dados estimados e os dados observados da produtividade do trigo tem o coeficiente $R^2 = 0,836$, indicando que a estimativa dos dados é satisfatória. Verifica-se, a partir da equação de estado, que a produtividade na posição $i-1$ contribui com, aproximadamente, 88,2% na estimativa da produtividade na posição i , enquanto que o grau de compactação na posição $i-1$ contribui somente com 4,2% e a resistência do solo à penetração com 6,8%.

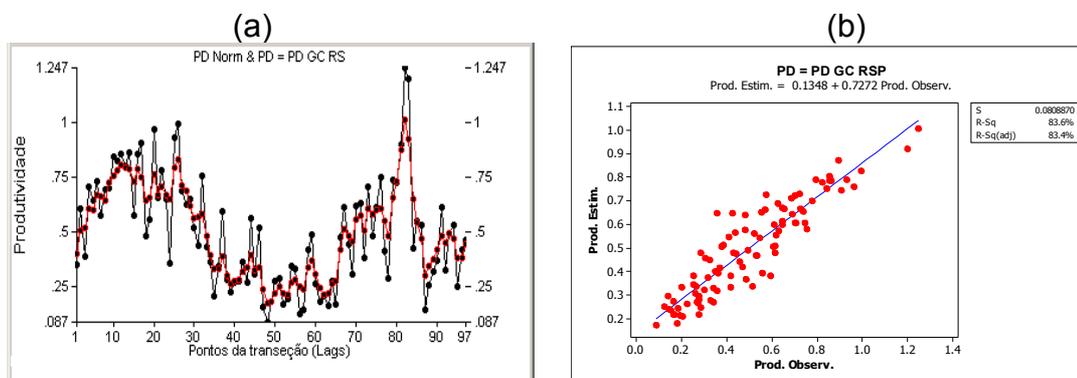


Figura 44 Distribuição dos dados observados e dos dados estimados (a) e regressão linear (b) entre os dados da produtividade do trigo, do grau de compactação e resistência do solo à penetração:

$$PD_i = 0,8824PD_{i-1} + 0,0424GC_{i-1} + 0,0681RSP_{i-1}, (R^2 = 0,836).$$

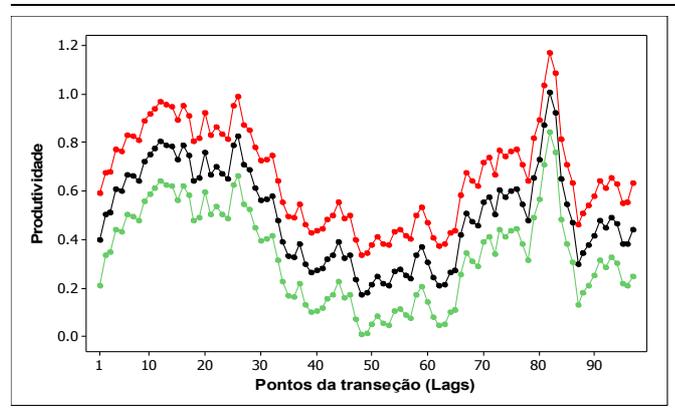


Figura 45 Análise de espaço de estados aplicada à produtividade do trigo na posição i , como função da produtividade do trigo, do grau de compactação e da resistência do solo à penetração na posição $i-1$.

5 CONCLUSÕES

- O objetivo deste trabalho foi atingido quando se obtiveram os modelos em Espaço de Estado relacionados à produtividade do trigo com os atributos físicos do solo estudados e verificou-se a influência desses atributos na produtividade do trigo e quando se conseguiu verificar a vantagem dos Modelos em Espaço de Estados quando comparados aos modelos de regressão simples e múltipla da estatística clássica.
- Por meio da análise geoestatística foi constatado que a distribuição dos dados em estudo é um fenômeno isotrópico, o que significa que os semivariogramas construídos para as diferentes direções não apresentam diferenças relevantes e um mesmo modelo é adequado para todos eles, indicando que a área de influência (o alcance de uma amostra) é circular.
- A análise geoestatística dos atributos: conteúdo de água no solo, porosidade total do solo, resistência do solo à penetração e produtividade do trigo apresentou, dependência espacial moderada e a densidade do solo e o grau de compactação do solo apresentaram forte dependência espacial para a área e espaçamentos utilizados na amostragem.
- Pela análise dos autocorrelogramas constatou-se que todos os atributos do solo em estudo apresentaram auto-dependência espacial. Na análise dos crosscorrelogramas, foi constatada a existência de dependência espacial somente entre a variável produtividade do trigo e as variáveis: densidade do solo, grau de compactação e resistência do solo à penetração.
- Com a aplicação da abordagem de Espaço de Estados, as variáveis explicativas densidade do solo, grau de compactação do solo e resistência do solo à penetração apresentaram correlação significativa com a variável dependente produtividade do trigo. A resistência do

solo à penetração foi o atributo com a melhor correlação, apresentando o coeficiente de determinação R^2 igual a 0,849. Os demais atributos tiveram os coeficientes R^2 em torno de 0,800. Comparando-se com os modelos estáticos convencionais, o atributo resistência do solo à penetração teve o coeficiente de determinação R^2 igual a 0,102 e os demais atributos tiveram os seus coeficientes de determinação R^2 abaixo de 0,087, na regressão convencional.

- Utilizando a metodologia de Espaço de Estados, as duas combinações que indicaram os melhores resultados foram a combinação entre produtividade do trigo e resistência do solo à penetração, que apresentou a melhor estimativa para produtividade do trigo, com coeficiente R^2 igual a 0,849, enquanto que a mesma combinação na regressão convencional teve R^2 igual a 0,102. O segundo melhor modelo entre os atributos foi para a produtividade do trigo, o grau de compactação do solo e a resistência do solo à penetração, com R^2 igual a 0,836, sendo que a mesma combinação na regressão clássica teve o coeficiente R^2 igual a 0,217. Desse modo, é possível perceber a vantagem da abordagem de Espaço de Estados em relação a outros métodos de estimativa e previsão para o relacionamento no sistema solo-planta.
- Os modelos estatísticos utilizando Espaço de Estados mostram que a estimativa da variável resposta, produtividade do trigo na posição i , em função das variáveis: densidade do solo, grau de compactação do solo e resistência do solo à penetração na posição $i - 1$, é mais eficiente do que a estimativa realizada por meio da regressão simples e múltipla clássica.

REFERÊNCIAS

AMERICAN SOCIETY OF AGRICULTURAL ENGINEERS - ASAE. Soil cone penetrometer. In: ASAE (ED). **Agricultural Engineers Handbook**. St. Joseph: Soil cone penetrometer, p. 368-369 (ASAE Rec., 313.1), 1976.

APPLIED STATISTICAL TIME SERIES ANALYSIS - ASTSA. Disponível em: <<http://www.stat.pitt.edu/stoffer/tsa2>>. Acesso em 26, abr. 2006.

AZEVEDO, A. C.; DALMOLIN, R. S. D. **Solos e ambiente**: Uma introdução. Santa Maria: Pallotti, 2004. 100 p.

BALASTREIRE, L. A. **Avanços na agricultura de precisão no Brasil no período de 1999 – 2001**. Piracicaba: Gráfica da USP, 2002. 347 p.

BONINI, A. K. **Compactação de um latossolo vermelho distroférrico sob sistema plantio direto e rendimento de grãos de trigo, soja e milho**. 2006. 128 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2006.

BRESLER, E.; DASBERG, S.; RUSSO, D.; DAGAN, G. Spatial variability of crop yield as a stochastic soil process. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 45, p. 600-605, 1981.

CAMARGO, A. P.; SENTELHAS, P. C. Avaliação do desempenho de diferentes métodos de estimativa da evapotranspiração potencial no estado de São Paulo, Brasil. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, Santa Maria, v. 5, n. 1, p. 89-97, 1997.

CARVALHO, J. R. P.; DECHENS, S. C. F.; DUFRANC, G. Variabilidade espacial da agregação do solo avaliada pela geometria fractal e geoestatística. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 28, p. 1-9, 2004.

CASSEL, D. K.; WENDROTH, O.; NIELSEN D. R. Assessing spatial variability in an agricultural experiment station field: Opportunities arising from spatial dependence, **Agronomy Journal**, Madison, v. 92, p. 706-714, 2000.

CRESSIE, N. **Statistics for spatial data**. New York: John Willey & Sons, inc. 1993. 900 p.

DEMPSTER, A. P.; LAIRD, N. M.; RUBIN, D. B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. **Journal of the Royal Statistical Society**, Oxford, v. 39, p. 1-38, 1977.

DIAS JÚNIOR, M. S. Compactação do solo. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ, V. H.; SCHAEFER, C. E. G. R. (eds.) **Tópicos em ciência do solo**. v. 1. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. p. 55-89.

DIGGLE, P. J.; RIBEIRO JÚNIOR, P. J. **Model based geostatistics**. New York: Springer, 2007. 230 p.

DOURADO-NETO, D.; TIMM, L. C.; OLIVEIRA, J. C. M.; REICHARDT, K.; BACCHI, O. O. S.; TOMINAGA, T. T.; CASSARO, F. A. M. State-space approach for the analysis of the soil water content and temperature in a sugarcane crop. **Scientia Agrícola**, 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, 1999. 412 p.

-----, Centro Nacional de Pesquisa de Solos. Ministério da Agricultura e do Abastecimento. **Manual de métodos de análise do solo**. Rio de Janeiro: 1997. 212 p.

FIETZ, C. R.; FABRICIO, A. C.; SALTON, J. C. Mapa de aplicação localizada de calcário de uma área experimental. In: BALASTREIRE, L. A. **O estado da arte da agricultura de precisão no Brasil**, Piracicaba: p.165-169, 2000.

GOLDEN SOFTWARE. **Surfer for Windows**. Version 8.0. Golden Software Inc., Golden, Colorado. 2002.

GOMES, F. P. **Curso de estatística experimental**. 12. ed. Piracicaba: Ed. Nobel, 1987. 467 p.

GS+ For Windows – Geostatistics for the environmental sciences. demonstration version. Michigan, 2000.

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

HILLEL, D. **Environmental soil physics**. San Diego: Academic Press, 1998. 771 p.

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

KALMAN, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems. **Journal of Basic Engineering**, New York, v. 8, p. 35-45, 1960.

-----; BUCY, R. S. New results in filtering and prediction theory. **Journal of Basic Engineering**, New York, v. 83, p. 95-108, 1961.

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

KOOPMAN, S. J.; SHEPHARD, N.; DOORNIK, J. A. Statistical algorithm for models in State-Space using SsfPack 2.2 (with discussion). **Econometrics Journal**, London, v. 2, p. 107-160, 1999.

LAPPONI, J. C. **Estatística usando Excel**. 4. ed. Rio de Janeiro: Ed. Campus, 2005. 476 p.

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, p. 585-595, 2002.

LIBARDI, P. L. **Dinâmica da água no solo**. São Paulo: EDUSP, 2005. 335 p.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**. El Paso, v. 58, p.1246–1266, 1964.

MICROSOFT OFFICE EXCEL – **Microsoft Office Professional**. Edição 2003, Versão 7, Quito. 2003.

MILANI, D. I. C. **Variabilidade espacial da infiltração de água e de atributos físicos em um Latossolo sob sistema plantio direto**. 2005. 124 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2005.

MINITAB. **Minitab for Windows**. Version 14.0 PA, USA: State College: Statistical Software, 2003.

MOREIRA, M. C.; CECÍLIO, R. A.; PINTO, F. A. C.; PRUSKI F. F. Desenvolvimento e análise de uma rede neural artificial para estimativa da erosividade da chuva para o estado de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 30, p. 1069-1076, 2006.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Edgard Blücher, 2004. 535 p.

MORKOC, F.; BIGGAR, J. W.; NIELSEN, D. R.; ROLSTON, D. E. Analysis of soil water content and temperature using state-space approach. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 49, p. 798-803, 1985.

MOTTA, A. C. O. **Modelos de espaço de estados não-gaussianos e o modelo de volatilidade estocástica**. 2001. 165 f. Dissertação (Mestrado em Estatística) - IMECC, Universidade Estadual de Campinas. Campinas, 2001.

PARANÁ. Secretaria de Estado da Agricultura e do Abastecimento - SEAB. Governo do Estado do Paraná. **Precipitação mensal na região de Cascavel nos meses de maio a outubro de 2006**. Disponível em: <http://www.pr.gov.br/seab/deral/pmpr.xls> Acesso em: 14, jan. 2007.

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 do solo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 6, n. 1, p. 171-174, 2002.

PERFECT, E.; CARON, J. Spectral analysis of tillage-induced differences in soil spatial variability. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 66, p. 1587-1595, 2002.

POULSEN, T. G.; MOLDRUP, P.; WENDROTH, O.; NIELSEN D. R. Estimating saturated hydraulic conductivity and air permeability from soil physical properties using state-space analysis. **Soil Science**, Baltimore, v. 168, n. 5, p. 311-320, 2003.

PREVEDELLO, C. L. **Física do solo**. Curitiba: Sociedade Autônoma de Estudos Avançados em Física do Solo, 1996. 446 p.

RAGHAVAN, G. S. V.; MICKYES, E. Physical and hydraulic characteristics in compacted clay soils. **Journal of Terramechanics**, Ontário, v. 19, p. 235-242, 1983.

REICHARDT, K.; TIMM, L.C. **Solo, planta e atmosfera: conceitos, processos e aplicações**. Barueri: Manole, 2004. 478 p.

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

ROMAN, M. **Variabilidade espacial do desenvolvimento e da produtividade do trigo (*triticum aestivum*)**. 2005. 119 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2005.

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

SHUAI, X.; YOST, R. S. State-space modeling to simplify soil phosphorus fractionation. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 68, p. 1437-1444, 2004.

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

SHUMWAY, R. H.; STOFFER, D. S. An approach to time series smoothing and forecasting using the EM algorithm. **Journal of Time Series Analysis**, Manchester, v. 3, p. 253-264, 1982.

-----; STOFFER, D. S. **Time series analysis and its applications**. New York: Springer, 2000. 549 p.

SILVA, A. J. N.; CABEDA, M. S. V. Compactação e compressibilidade do solo sob sistemas de manejo e níveis de umidade. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 30, p. 921-930, 2006.

SIMÕES, W. L.; SILVA, E. L.; LIMA, D. M.; OLIVEIRA, M. S. Variabilidade espacial de atributos físicos de um latossolo vermelho distroférrico, submetidos a diferentes manejos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 30, p. 1061-1068, 2006.

SOANE, B. D.; VAN OUWERKERK, C, Soil compaction problems in words agriculture. In: -----. Soil compaction in crop productions. **Developments in Agricultural Engineering**. Elsevier, Amsterdam, v. 11, 1994.

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

TIEPPO, R. C. **Desenvolvimento de um penetrômetro manual eletrônico**. 2004. 133 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2004.

TIMM, L. C.; BARBOSA, E. P.; SOUZA, M. D.; DYNIA, J. F.; REICHARDT, K. State-space analysis of soil data: an approach based on space-varying regression models. **Scientia Agrícola**, Piracicaba: v. 60, n. 2, p. 371-376, 2003a.

-----; FANTE JUNIOR, L.; BARBOSA, E. P.; REICHARDT, K.; BACCHI, O. O. S. Interação solo-planta avaliada por modelagem estatística de Espaço de Estados. **Scientia Agrícola**, Piracicaba, v. 57, n. 4, p. 751-760, 2000.

-----; GOMES, D. T.; BARBOSA, E. P.; REICHARDT, K.; SOUZA, M. D.; DYNIA, J. F. Neural Network and State-Space Models for Studying Relationships among Soil Properties. **Scientia Agrícola**, Piracicaba, v. 63, n. 4, p. 386-395, 2006.

-----; 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, p. 49-58, 2004.

-----. State-space approach for evaluating the soil-plant-atmosphere system. **Lectures Given at the College on Soil Physics**. Trieste, v. 3-21, p. 389-427, March 2003b.

TORMENA, C. A.; BARBOSA, M. C.; COSTA, A. C. S.; GONÇALVES, A. C. A. Densidade, porosidade e resistência à penetração em latossolo cultivado sob diferentes sistemas de preparo do solo. **Scientia Agrícola**, Piracicaba, v. 59, n. 4, p. 795-801. 2002.

VAN LIER, Q. J. Índices da disponibilidade de água para as plantas. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ, V. H.; SCHAEFER, C. E. G. R. (eds.). **Tópicos em**

Ciência do Solo. v. 1, Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. p. 95-106.

VIERA, S.; HOFFMANN, R. **Estatística Experimental**. São Paulo: Atlas, 1989. 297 p.

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

VILAR, M. O.; BUENO, B.S. **Mecânica dos solos**. v. 2. São Paulo: Gráfica da USP, 1985. 219 p.

WENDROTH, O.; JÜRSCHIK, P.; KERSEBAUM, K. C.; REUTER, H.; VAN KESSEL, C.; NIELSEN, D. R. Identifying, understanding and describing spatial processes in agricultural landscapes – four case studies. **Soil & Tillage Research**, Oxford, v. 58, p. 113-127, 2001.

WU, L.; SKAGGS, T. H.; SHOUSE, P. J.; AYARS, J. E. State-space analysis of soil water and salinity regimes in a loam soil underlain by shallow groundwater. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 65, p. 1065-1074, 2001.

ANEXOS

ANEXO A - COORDENADAS OBTIDAS POR GPS

Tabela 1 Coordenadas dos pontos das 3 transeções (291 pontos)

249	243934.3	7244013
250	243931.9	7244015
251	243929.5	7244017
252	243927.1	7244019
253	243924.5	7244020
254	243922.3	7244022
255	243919.8	7244024
256	243917.4	7244026
257	243915	7244027
258	243912.6	7244029
259	243910.1	7244031
260	243907.7	7244033
261	243905.3	7244035
262	243902.9	7244036
263	243900.4	7244038
264	243898	7244040
265	243895.6	7244042
266	243893.2	7244043
267	243890.8	7244045
268	243888.3	7244047
269	243885.9	7244049
270	243883.5	7244051
271	243881.1	7244052
272	243878.6	7244054
273	243876.2	7244056
274	243873.8	7244058
275	243871.4	7244059
276	243868.9	7244061
277	243866.5	7244063
278	243863.6	7244065
279	243860.7	7244067
280	243857.8	7244069
281	243854.9	7244072
282	243852	7244074
283	243849.1	7244076
284	243846.2	7244078
285	243843.3	7244080
286	243840.4	7244082
287	243837.5	7244084
288	243834.6	7244086
289	243831.7	7244089
290	243828.8	7244091
291	243825.9	7244093

ANEXO B - DADOS EXPERIMENTAIS OBTIDOS NO NEAA**Tabela 1B** Dados experimentais do conteúdo de água no solo

Pontos	Conteúdo de água no solo (kg kg^{-1})			Média	Dados Normalizados
	1ª transeção	2ª transeção	3ª transeção		

1	31.51	28.57	32.05	30.71	0.617
2	30.5	31.96	34.2	32.22	0.875
3	30.97	31.14	31.7	31.27	0.713
4	30.73	30.43	32.1	31.09	0.682
5	29.23	32.26	35.61	32.37	0.900
6	32.24	32.48	34.9	33.21	1.044
7	30.41	31.13	35.22	32.25	0.881
8	30.53	33.23	31.11	31.62	0.773
9	31.02	32.83	41.51	35.12	1.371
10	29.17	31.24	32.56	30.99	0.665
11	30.25	32.5	33.21	31.99	0.836
12	31.15	30.36	30.73	30.75	0.624
13	29.84	30.7	33.87	31.47	0.747
14	29.84	31.35	32.35	31.18	0.698
15	29.38	31.02	30.11	30.17	0.525
16	30.79	30.24	33.82	31.62	0.772
17	31.1	29.93	29.09	30.04	0.503
18	31.45	30.23	30.7	30.79	0.632
19	31.33	31.25	31.23	31.27	0.713
20	33	29.6	30.32	30.97	0.662
21	27.7	28.7	33.53	29.98	0.492
22	31.29	32.32	30.33	31.31	0.721
23	30.93	29.7	32.43	31.02	0.670
24	29.76	28.27	31.17	29.73	0.451
25	30.83	30.99	30.45	30.76	0.625
26	28.85	30.89	20.07	26.60	-0.084
27	29.35	29.26	29.81	29.47	0.406
28	30.4	32.56	31.1	31.35	0.727
29	29.68	30.9	29.63	30.07	0.508
30	28.99	29.58	30.93	29.83	0.468
31	30.71	29.4	25.81	28.64	0.264
32	28.61	29.98	29.58	29.39	0.392
33	32.21	28.81	29.12	30.05	0.504
34	30.88	29.88	31.56	30.77	0.628
35	30.53	26.93	30.31	29.26	0.369
36	33.05	27.21	31.64	30.63	0.604
37	30.22	27.84	32.38	30.15	0.521
38	33.26	30.94	30.59	31.60	0.769
39	27.66	29.12	32.32	29.70	0.445
40	34.18	30.8	30.54	31.84	0.810
41	31.23	27.73	32.54	30.50	0.582
42	33.79	29.24	30.8	31.28	0.714
43	35.07	26.82	30.86	30.92	0.653
44	32.51	27.08	32.68	30.76	0.625
45	30.98	28.75	30.24	29.99	0.495
46	30.83	30.36	30.84	30.68	0.612
47	29.99	30.13	31.33	30.48	0.579
48	31.23	29.35	32.23	30.94	0.656
49	31.66	30.88	29.61	30.72	0.619
50	30.72	30.86	31.08	30.89	0.648
51	32.42	29.96	31.64	31.34	0.725
52	31.86	31.62	32.01	31.83	0.809
53	31.32	31.35	28.82	30.50	0.581
54	30.31	29.87	29.95	30.04	0.504
55	28.97	29.84	30.45	29.75	0.454

Tabela 2B Dados experimentais da porosidade total do solo

Pontos	Porosidade total do solo ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$)			Dados	
	1ª transeção	2ª transeção	3ª transeção	Média	Normalizados

1	53.04	61.28	55.89	56.74	0.619
2	54.47	59.36	56.27	56.70	0.614
3	58.58	59.55	60.49	59.54	1.022
4	58.83	58.56	58.07	58.49	0.871
5	59.54	60.82	57.82	59.39	1.001
6	57.15	59.24	56.45	57.61	0.745
7	50.74	60.9	53.95	55.20	0.398
8	52.21	58.84	55.3	55.45	0.435
9	56.73	56.55	60.59	57.96	0.794
10	58.18	58.63	57.34	58.05	0.808
11	55.77	58.96	58.33	57.69	0.756
12	54.87	59.2	56.47	56.85	0.635
13	57.4	60.06	54.36	57.27	0.696
14	56.97	57.99	57.92	57.63	0.747
15	58.4	58.53	57.29	58.07	0.811
16	56.09	58.9	53.1	56.03	0.518
17	57.06	58.6	54.86	56.84	0.634
18	55.89	55.91	50.23	54.01	0.228
19	62.17	60.24	44.44	55.62	0.458
20	56.52	60.49	53.95	56.99	0.655
21	54.81	54.94	47.01	52.25	-0.025
22	55.05	58.93	54.29	56.09	0.526
23	56.85	59.67	53.36	56.63	0.603
24	56.62	54.31	53.04	54.66	0.321
25	47.37	50.48	54.25	50.70	-0.248
26	55.36	54.82	52.2	54.13	0.245
27	54.87	53.94	55.75	54.85	0.349
28	56.63	51.94	58.73	55.77	0.480
29	58.34	46.21	56.28	53.61	0.170
30	51.46	54.76	51.05	52.42	0.000
31	52.07	53.21	50.51	51.93	-0.071
32	54	50.38	54.71	53.03	0.087
33	55.04	46.48	54.13	51.88	-0.078
34	52.58	55.66	53.8	54.01	0.228
35	53.96	53.31	54.33	53.87	0.207
36	57.98	55.96	51.46	55.13	0.389
37	54.13	52.11	54.85	53.70	0.183
38	57.53	56.18	54.21	55.97	0.510
39	55.41	56.63	52.34	54.79	0.340
40	59.81	55.61	53.9	56.44	0.577
41	58.9	55.1	53.38	55.79	0.484
42	54.82	57.46	54.76	55.68	0.468
43	57.03	57.29	51.02	55.11	0.386
44	56.55	55.2	53.69	55.15	0.391
45	59.43	54.49	52.47	55.46	0.436
46	55.28	56.98	50.63	54.30	0.269
47	49.88	57.58	51.49	52.98	0.080
48	57.96	56.93	52.12	55.67	0.466
49	58.11	55.1	51.94	55.05	0.377
50	57.43	58.16	51.82	55.80	0.485
51	58.04	55.62	53.01	55.56	0.450
52	60.22	52.16	54.89	55.76	0.479
53	57.15	56.05	51.52	54.91	0.357
54	56.09	51.86	53.33	53.76	0.192
55	56.8	52.87	52.78	54.15	0.248

TABELA 3B Dados experimentais da densidade do solo

Pontos	Densidade do solo (Mg m^{-3})			Média	Dados Normalizados
	1ª transeção	2ª transeção	3ª transeção		

1	1.12	1.13	1.15	1.13	0.412
2	1.17	1.15	1.06	1.13	0.364
3	1.11	1.12	1.04	1.09	0.097
4	0.95	1.11	1.17	1.08	0.000
5	1.07	1.09	1.13	1.10	0.146
6	0.97	1.08	1.1	1.05	-0.193
7	1.06	1.05	1.09	1.07	-0.072
8	1.15	1.11	1.14	1.13	0.412
9	1.14	1.12	0.99	1.08	0.049
10	1.26	1.08	1.11	1.15	0.533
11	1.14	1.11	1.07	1.11	0.219
12	1.1	1.14	1.07	1.10	0.194
13	1.1	1.13	1.07	1.10	0.170
14	1.16	1.1	1.1	1.12	0.315
15	1.08	1.14	1.12	1.11	0.267
16	1.03	1.14	1.11	1.09	0.122
17	1.22	1.15	1.14	1.17	0.679
18	1.16	1.1	1.14	1.13	0.412
19	1.3	1.13	1.14	1.19	0.824
20	1.1	1.1	1.12	1.11	0.219
21	1.21	1.2	1.2	1.20	0.921
22	1.2	1.14	1.12	1.15	0.558
23	1.15	1.18	1.06	1.13	0.388
24	1.17	1.13	1.09	1.13	0.388
25	1.17	1.21	1	1.13	0.364
26	1.09	1.19	1.1	1.13	0.364
27	1.2	1.16	1.1	1.15	0.558
28	1.2	1.15	1	1.12	0.291
29	1.19	1.15	0.99	1.11	0.243
30	1.19	1.19	1.07	1.15	0.533
31	1.19	1.13	1.03	1.12	0.291
32	1.2	1.23	1	1.14	0.485
33	1.22	1.13	1.07	1.14	0.461
34	1.19	1.19	1.13	1.17	0.679
35	1.05	1.2	1.14	1.13	0.388
36	1.1	1.06	1.25	1.14	0.437
37	1.16	1.18	1.26	1.20	0.897
38	1.17	1.14	1.26	1.19	0.824
39	1.14	1.11	1.18	1.14	0.485
40	1.03	1.19	1.15	1.12	0.340
41	1.2	1.14	1.19	1.18	0.727
42	1.13	1.14	1.18	1.15	0.533
43	1.12	1.1	1.13	1.12	0.291
44	1.09	1.09	1.28	1.15	0.558
45	1.08	1.27	1.21	1.19	0.800
46	1.11	1.14	1.2	1.15	0.533
47	1.16	1.08	1.19	1.14	0.485
48	1.11	1.01	1.26	1.13	0.364
49	1.16	1.18	1.2	1.18	0.751
50	1.09	1.13	1.26	1.16	0.606
51	1.07	1.09	1.25	1.14	0.437
52	1.1	1.23	1.2	1.18	0.727
53	1.12	1.14	1.22	1.16	0.606
54	1.05	1.17	1.19	1.14	0.437
55	1.12	1.13	1.24	1.16	0.630

Tabela 4B Dados experimentais do grau de compactação do solo

Pontos	Grau de compactação do solo (%)			Média	Dados Normalizados
	1ª transeção	2ª transeção	3ª transeção		

1	79.13	79.81	81.39	80.11	0.402
2	82.91	81.21	74.67	79.60	0.349
3	78.43	79.58	73.61	77.21	0.103
4	67.26	78.68	83.02	76.32	0.011
5	76.02	76.9	79.64	77.52	0.135
6	68.91	76.78	77.97	74.55	-0.171
7	75.2	74.06	76.95	75.40	-0.084
8	81.41	78.47	80.73	80.20	0.412
9	81.03	79.04	69.99	76.69	0.049
10	89.26	76.74	78.55	81.52	0.548
11	80.5	78.63	76.07	78.40	0.226
12	77.83	80.62	75.59	78.01	0.186
13	78.14	80.17	75.62	77.98	0.182
14	82.12	77.52	77.72	79.12	0.300
15	76.43	80.84	79.42	78.90	0.277
16	73.11	80.74	78.77	77.54	0.137
17	86.11	81.04	80.72	82.62	0.662
18	82.4	77.86	80.66	80.31	0.423
19	91.74	79.9	80.55	84.06	0.811
20	77.75	77.76	78.93	78.15	0.200
21	85.45	85.05	84.67	85.06	0.913
22	84.68	80.65	79.14	81.49	0.545
23	81.28	83.18	75.22	79.89	0.380
24	82.96	79.75	77.37	80.03	0.394
25	83.08	85.58	70.53	79.73	0.363
26	77.46	83.91	78.16	79.84	0.375
27	84.83	81.76	77.9	81.50	0.546
28	84.99	81.54	70.64	79.06	0.294
29	84.38	81.64	69.81	78.61	0.248
30	83.99	83.92	75.72	81.21	0.516
31	84.54	79.97	72.9	79.14	0.302
32	85.05	86.86	71.02	80.98	0.492
33	86.07	80.17	75.58	80.61	0.454
34	84.12	83.94	79.98	82.68	0.668
35	74.36	84.89	80.79	80.01	0.392
36	77.69	75.08	88.81	80.53	0.445
37	82.01	83.17	89.43	84.87	0.894
38	83.06	80.74	89.21	84.34	0.839
39	80.41	78.77	83.16	80.78	0.472
40	72.83	84.3	81.51	79.55	0.344
41	84.69	80.96	84.33	83.33	0.735
42	79.87	80.41	83.24	81.17	0.512
43	79.4	77.54	80.14	79.03	0.291
44	77.13	76.92	90.43	81.49	0.545
45	76.26	89.83	85.85	83.98	0.802
46	78.82	80.76	84.95	81.51	0.547
47	82.37	76.14	84.01	80.84	0.478
48	78.23	71.44	89.47	79.71	0.361
49	81.87	83.51	84.9	83.43	0.745
50	77.33	79.7	89.26	82.10	0.608
51	75.71	77	88.59	80.43	0.436
52	77.94	87.04	84.99	83.32	0.734
53	79.27	80.97	86.43	82.22	0.621
54	74.44	82.99	84.13	80.52	0.445
55	79.15	80.24	87.54	82.31	0.630

Tabela 5B Dados experimentais da resistência do solo à penetração

Pontos	Resistência do solo à penetração (MPa)			Média	Dados Normalizados
	1ª transeção	2ª transeção	3ª transeção		

1	2.094	2.836	3.044	2.66	0.719
2	2.231	2.206	2.475	2.30	0.392
3	1.822	2.329	2.842	2.33	0.417
4	2.748	2.429	1.914	2.36	0.447
5	2.084	2.952	2.566	2.53	0.605
6	2.051	2.074	2.054	2.06	0.166
7	2.126	1.993	1.584	1.90	0.019
8	2.292	2.712	2.011	2.34	0.424
9	1.751	2.347	1.849	1.98	0.094
10	1.783	2.829	2.216	2.28	0.366
11	2.076	2.605	2.467	2.38	0.465
12	1.982	3.05	1.928	2.32	0.407
13	2.098	2.871	2.284	2.42	0.497
14	2.658	2.395	2.167	2.41	0.487
15	2.343	2.677	2.307	2.44	0.520
16	2.496	2.287	2.655	2.48	0.554
17	2.358	2.683	2.95	2.66	0.725
18	2.554	2.769	2.436	2.59	0.653
19	2.43	2.258	2.901	2.53	0.601
20	2.456	2.678	2.745	2.63	0.690
21	2.176	3.019	3.067	2.75	0.808
22	2.679	2.625	2.004	2.44	0.514
23	2.4	2.387	2.538	2.44	0.519
24	2.178	2.97	1.977	2.38	0.458
25	2.527	3.433	2.161	2.71	0.765
26	2.487	3.175	2.57	2.74	0.799
27	2.944	2.704	3.197	2.95	0.988
28	2.467	2.886	2.391	2.58	0.649
29	3.315	2.702	2.785	2.93	0.975
30	2.567	2.611	2.676	2.62	0.682
31	2.408	2.196	2.325	2.31	0.397
32	3.025	2.037	2.711	2.59	0.657
33	3.143	2.076	2.546	2.59	0.655
34	2.523	2.641	2.737	2.63	0.697
35	2.186	2.636	3.052	2.62	0.689
36	2.127	3.22	2.804	2.72	0.774
37	2.25	2.506	1.808	2.19	0.285
38	1.8	2.523	2.063	2.13	0.230
39	2.472	1.695	2.201	2.12	0.224
40	1.683	2.224	2.292	2.07	0.172
41	2.006	1.762	2.103	1.96	0.071
42	2.16	2.091	1.814	2.02	0.131
43	1.557	2.245	2.426	2.08	0.181
44	1.964	1.838	2.523	2.11	0.211
45	2.266	1.954	2.439	2.22	0.314
46	1.729	2.367	2.364	2.15	0.253
47	1.996	2.013	2.191	2.07	0.172
48	1.809	1.993	2.803	2.20	0.297
49	1.695	2.178	2.366	2.08	0.184
50	1.523	2.409	2.202	2.04	0.152
51	1.635	1.632	2.377	1.88	0.001
52	1.764	1.734	2.411	1.97	0.083
53	2	2.541	2.249	2.26	0.354
54	2.157	2.289	2.111	2.19	0.282
55	2.01	2.291	1.893	2.06	0.170

Tabela 6B Dados experimentais da produtividade do trigo

Pontos	Produtividade do trigo (Mg ha^{-1})			Média	Dados Normalizados
	1ª transeção	2ª transeção	3ª transeção		

1	0.397	0.241	0.204	0.280	0.348
2	0.409	0.419	0.274	0.367	0.606
3	0.363	0.303	0.212	0.293	0.385
4	0.415	0.332	0.455	0.401	0.707
5	0.531	0.314	0.295	0.380	0.644
6	0.541	0.314	0.368	0.408	0.727
7	0.534	0.246	0.286	0.355	0.571
8	0.479	0.270	0.437	0.395	0.690
9	0.420	0.359	0.418	0.399	0.701
10	0.531	0.315	0.495	0.447	0.844
11	0.456	0.271	0.592	0.439	0.822
12	0.439	0.310	0.601	0.450	0.853
13	0.532	0.252	0.507	0.430	0.795
14	0.446	0.387	0.524	0.452	0.860
15	0.496	0.229	0.343	0.356	0.572
16	0.474	0.369	0.506	0.450	0.852
17	0.458	0.675	0.269	0.468	0.905
18	0.378	0.388	0.209	0.325	0.480
19	0.365	0.376	0.309	0.350	0.555
20	0.499	0.587	0.376	0.487	0.964
21	0.516	0.347	0.285	0.383	0.652
22	0.290	0.520	0.466	0.425	0.779
23	0.329	0.399	0.414	0.381	0.646
24	0.311	0.355	0.184	0.284	0.357
25	0.641	0.443	0.342	0.475	0.929
26	0.619	0.392	0.481	0.497	0.993
27	0.553	0.340	0.291	0.395	0.688
28	0.450	0.277	0.392	0.373	0.624
29	0.410	0.443	0.288	0.380	0.645
30	0.474	0.287	0.254	0.338	0.520
31	0.387	0.265	0.278	0.310	0.436
32	0.515	0.451	0.285	0.417	0.754
33	0.366	0.368	0.191	0.308	0.431
34	0.444	0.228	0.184	0.285	0.362
35	0.265	0.292	0.140	0.232	0.203
36	0.424	0.218	0.194	0.279	0.343
37	0.393	0.358	0.339	0.364	0.595
38	0.220	0.212	0.339	0.257	0.278
39	0.296	0.285	0.137	0.239	0.224
40	0.285	0.192	0.284	0.254	0.268
41	0.251	0.254	0.264	0.256	0.276
42	0.247	0.266	0.340	0.284	0.359
43	0.190	0.298	0.271	0.253	0.265
44	0.415	0.467	0.172	0.352	0.560
45	0.296	0.357	0.143	0.266	0.303
46	0.378	0.416	0.217	0.337	0.516
47	0.285	0.217	0.144	0.215	0.154
48	0.114	0.268	0.198	0.193	0.087
49	0.272	0.212	0.192	0.225	0.182
50	0.248	0.152	0.370	0.256	0.276
51	0.189	0.212	0.377	0.259	0.285
52	0.195	0.136	0.333	0.221	0.171
53	0.130	0.279	0.279	0.229	0.195

ANEXO C - GRÁFICOS DE DISPERSÃO DOS DADOS OBSERVADOS E DOS DADOS NORMALIZADOS

As figuras 1C a 10C mostram os gráficos de dispersão dos dados observados e dos dados normalizados.

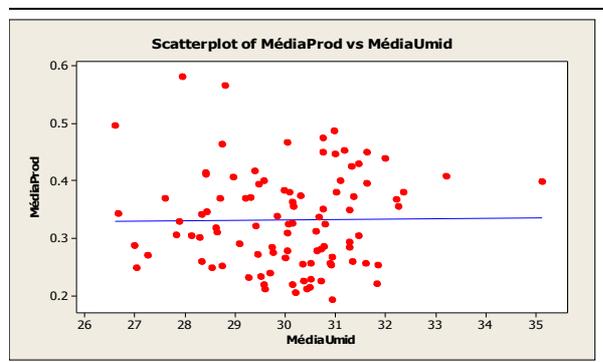


Figura 1C Diagrama de dispersão da produtividade do trigo *versus* conteúdo de água no solo.

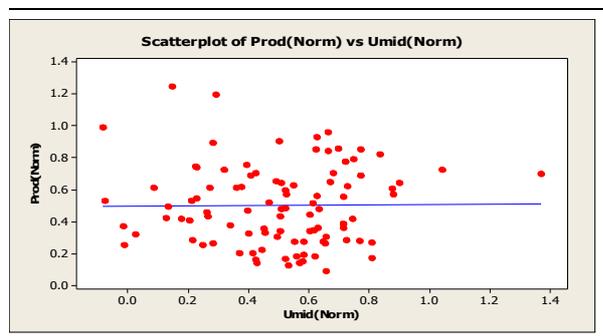


Figura 2C Diagrama de dispersão da produtividade do trigo *versus* conteúdo de água no solo (Normalizados).

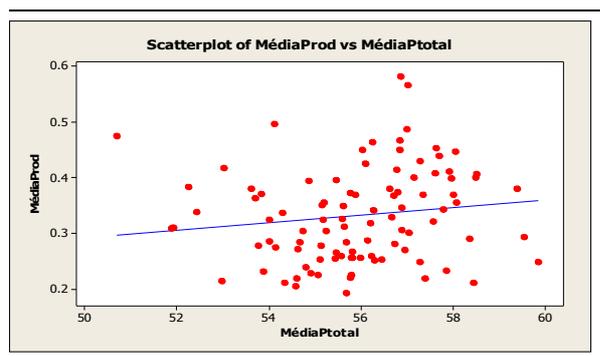


Figura 3C Diagrama de dispersão da produtividade do trigo *versus* porosidade total do solo.

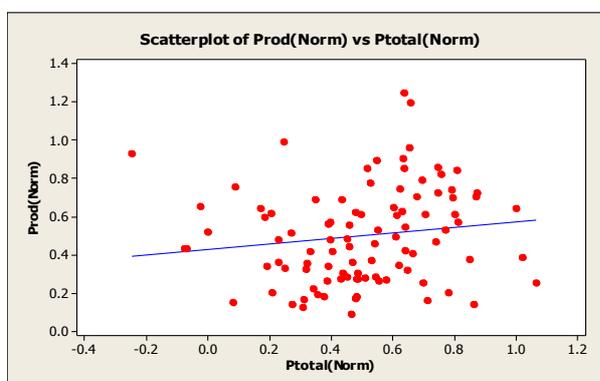


Figura 4C Diagrama de dispersão da produtividade do trigo *versus* porosidade total do solo (Normalizados).

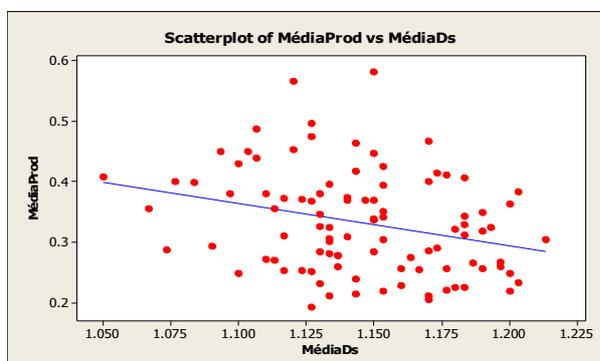


Figura 5C Diagrama de dispersão da produtividade do trigo *versus* densidade do solo.

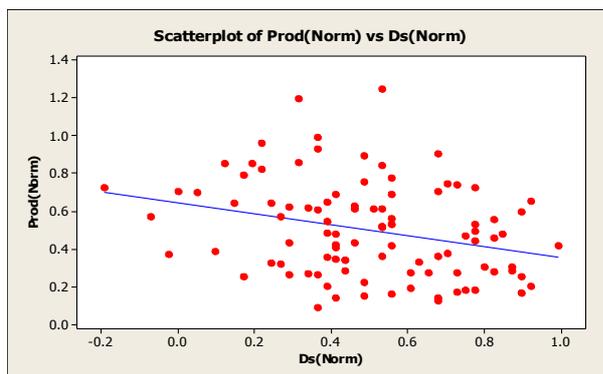


Figura 6C Diagrama de dispersão da produtividade do trigo *versus* densidade do solo (Normalizados).

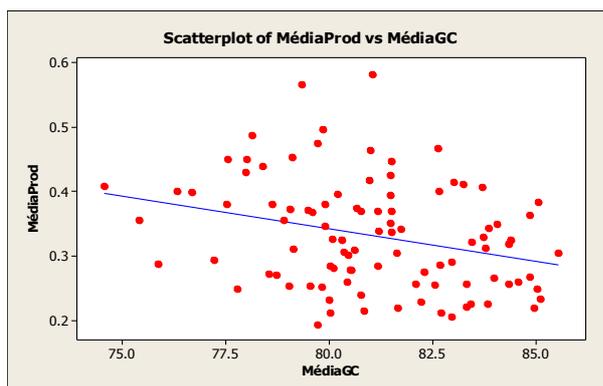


Figura 7C Diagrama de dispersão da produtividade do trigo *versus* grau de compactação do solo.

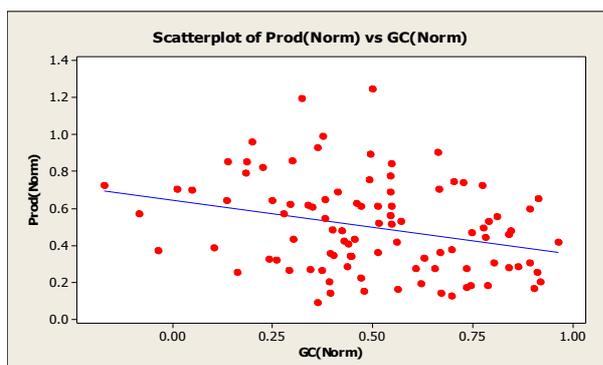


Figura 8C Diagrama de dispersão da produtividade do trigo *versus* grau de compactação do solo (Normalizados).

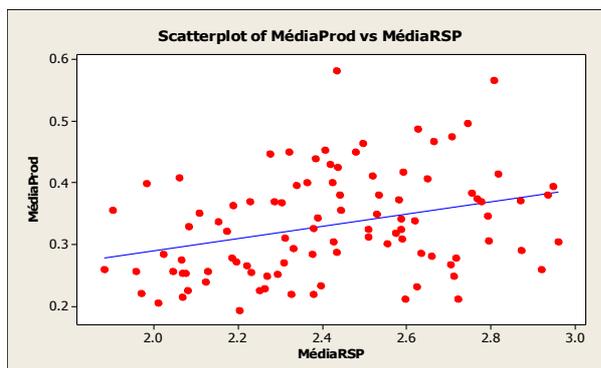


Figura 9C Diagrama de dispersão da Produtividade do trigo *versus* resistência do solo à penetração.

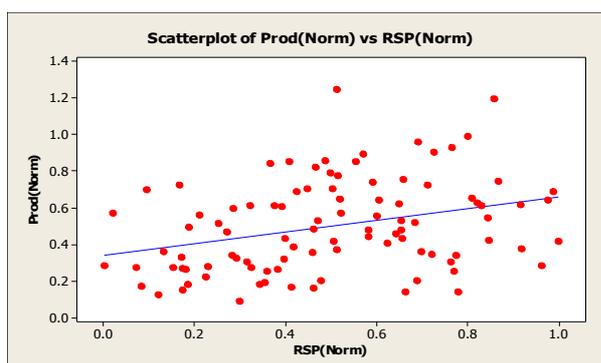


Figura 10C Diagrama de dispersão da produtividade do trigo *versus* resistência do solo à penetração (Normalizados).

ANEXO D - ESTATÍSTICA DESCRITIVA DOS ATRIBUTOS EM ESTUDO

Tabela 1D Estatística descritiva de todas as variáveis estudadas

VARIÁVEL	N	Med	Var	CV(%)	Min	Max	KS
US	97	30,02	2,14	4,87	26,60	35,12	0,075

PT	97	55,90	3,03	3,11	50,70	59,84	0,052
DS	97	1,145	0,0012	3,01	1,05	1,213	0,055
GC	97	81,05	5,86	2,99	74,55	85,55	0,055
RSP	97	2,42	0,073	11,16	1,88	2,96	0,054
PD	97	0,331	0,007	25,29	0,193	0,582	0,081

Notas: N: número de dados; Med: média; Var: variância; CV: coeficiente de variação; Min: valor mínimo; Max: valor máximo; KS: teste de Kolmogorov-Smirnov (5% de significância); US: conteúdo de água no solo; PT: porosidade total; DS: densidade do solo; GC: grau de compactação; RSP: resistência do solo à penetração; PD: produtividade do trigo.

ANEXO E - DADOS DOS SEMIVARIOGRAMAS EXPERIMENTAIS

Tabela 1E Semivariogramas experimentais das variáveis em estudo

VARIÁVEL	MODELO	C_0	$C_0 + C_1$	a (m)	ϵ (%)
US	Exponencial	2,362	4,737	120,90	49,9
PT	Exponencial	4,430	9,320	72,90	47,5
DS	Exponencial	0,001	0,0043	27,30	23,2
GC	Exponencial	5,180	21,330	27,60	24,2
RSP	Esférico	0,0727	0,161	46,70	45,0
PD	Exponencial	0,0049	0,0179	45,60	27,3

Notas: C_0 : efeito pepita; C_0+C_1 : patamar; a : alcance; (m), ϵ : coeficiente efeito pepita; (%), US: conteúdo de água no solo; PT: porosidade total; DS: densidade do solo; GC: grau de compactação; RSP: resistência do solo à penetração; PD: produtividade do trigo.

ANEXO F - REGRESSÕES USANDO A ESTATÍSTICA CLÁSSICA

Tabela 1F Regressões simples e múltiplas

REGRESSÕES	R ²
PD = 1,0540 + 4,7004DS – 0,0786GC + 0,1102RSP	0,2253
PD = 0,9992 – 0,8236DS + 0,1139RSP	0,2147
PD = 1,2026 + 6,9277DS – 0,1088GC	0,0824
PD = 1,0185 – 0,0119GC + 0,1135RSP	0,2176
PD = 1,1329 – 0,6996DS	0,0826
PD = 1,1563 – 0,0102GC	0,0863
PD = 0,09117 + 0,9931RSP	0,1024

Notas: PD : produtividade do trigo; DS : densidade do solo; GC : grau de compactação; RSP: resistência do solo à penetração; R² : coeficiente de determinação.