AUGUSTO GUILHERME DE ARAÚJO

**ESTIMATIVA E CLASSIFICAÇÃO DA COMPACTAÇÃO DO SOLO PELO
TRÁFEGO DE MÁQUINAS AGRÍCOLAS ATRAVÉS DA MODELAGEM
NEBULOSA**

Tese apresentada à Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para
obtenção do Título de Doutor em
Engenharia Elétrica.

**São Paulo
2004**

AUGUSTO GUILHERME DE ARAÚJO

**ESTIMATIVA E CLASSIFICAÇÃO DA COMPACTAÇÃO DO SOLO PELO
TRÁFEGO DE MÁQUINAS AGRÍCOLAS ATRAVÉS DA MODELAGEM
NEBULOSA**

Tese apresentada à Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para
obtenção do Título de Doutor em
Engenharia Elétrica.

Área de concentração:
Sistemas digitais

Orientador;
Prof. Dr. Antonio Mauro Saraiva

**São Paulo
2004**

Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 30 de novembro de 2004.

Assinatura do autor

Assinatura do orientador

FICHA CATALOGRÁFICA

Araújo, Augusto Guilherme de

**Estimativa e classificação da compactação do solo pelo
tráfego de máquinas agrícolas através da modelagem nebulosa /
A.G. Araújo. -- São Paulo, 2004.**

224 p.

**Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de
São Paulo. Departamento de Engenharia de Computação e
Sistemas Digitais.**

**1.Mecanização agrícola 2.Fuzzy 3.Modelagem matemática
4.Física do solo I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica.
Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas
Digitais II.t.**

Dedico à Pul e ao Pedro.

AGRADECIMENTOS

O treinamento de pós-graduação junto ao Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais, mais especificamente com a equipe do Laboratório de Automação Agrícola, representou um importante desafio profissional e pessoal e, nesse período, contei com o apoio e a colaboração de várias pessoas.

Ao lembrá-las, gostaria de reconhecer minha gratidão.

Tive o privilégio de contar com a orientação segura e a amizade do professor Antonio Mauro Saraiva, cujo incentivo e atenção foram fundamentais para superação desse desafio.

Sempre que necessário, tive o apoio dos professores do PCS, Marco Tulio, André Hirakawa e Carlos Cugnasca; dos colegas de LAA, Madeleine, Jacinto e Etienne além de funcionários de vários setores da Escola Politécnica.

A realização do treinamento não teria sido possível sem o apoio do Instituto Agrônomo do Paraná (IAPAR) e da EMBRAPA, instituições que me facultaram o privilégio da dedicação integral ao curso.

O incentivo e a colaboração dos amigos da Área de Engenharia Agrícola do IAPAR durante as fases de experimentação no campo, análises e redação foram essenciais para conclusão do curso. Dentre vários profissionais, gostaria de lembrar, o Adriano, Audilei, Alexandre, Cristian, João Henrique, Milton, Pedro, Rogério, Ronaldo, Ruy Casão e Zé do Brejo.

À professora Maria de Fátima do Departamento de Agronomia da Universidade Estadual de Londrina (UEL) pelas discussões, idéias, colaboração técnica e metodológica, juntamente com seus alunos de graduação e pós, Lisane, Daniela, Bruno e Tiago.

À Cléo, Eunice e Edna, profissionais de suporte administrativo do IAPAR sempre prontas para resolver os problemas da maneira mais simples.

À Fundação Araucária, órgão de apoio à pesquisa do Paraná pelo financiamento do projeto de pesquisa.

E, finalmente, gostaria de lembrar minha família. A meus pais pela atenção e dedicação redobradas durante minha estada em São Paulo e à Silvia e Pedro pelo apoio e dezenas de horas de convívio postergadas.

RESUMO

A mecanização agrícola é um dos principais componentes tecnológicos responsáveis pelo avanço na produção agrícola brasileira, nos últimos anos, contudo, sua utilização aumenta o risco de impactos ambientais negativos relacionados à degradação dos solos, notadamente à compactação excessiva pelo tráfego de máquinas. A adoção recente de sistemas conservacionistas de manejo do solo, nas culturas anuais, gerou ainda mais preocupação quanto aos efeitos negativos da mecanização. Pesquisas nesse tema visam, em geral, estimar a influência do tráfego sobre as propriedades físicas do solo e identificar classes de compactação restritivas ao desenvolvimento das plantas, com o propósito de fornecer subsídios para evitar a compactação excessiva. O objetivo do trabalho foi propor e avaliar uma metodologia para aplicação da modelagem nebulosa na estimativa e classificação da compactação do solo pelo tráfego, baseada no conhecimento especialista e em dados experimentais. A utilização de modelos simples e confiáveis no planejamento das operações mecanizadas é fundamental para aumentar a sustentabilidade ambiental da atividade. A partir de dados experimentais, foram identificados modelos para estimativa da densidade aparente, porosidade total e resistência à penetração do solo, após o tráfego, e cujas variáveis de entrada são relacionadas às condições iniciais do solo e das máquinas. Tais modelos foram identificados através de um algoritmo neuro-nebuloso e testados com dados independentes. O modelo de classificação relacionou qualitativamente as propriedades físicas do solo com as classes de compactação identificadas pelo método do perfil cultural, sendo as propriedades representadas por conjuntos nebulosos e as relações entre elas e as classes de compactação estabelecidas através de regras lingüísticas. Os dados observados experimentalmente e estimados pelos modelos foram comparados a partir de critérios estatísticos e as estimativas foram analisadas para combinações das variáveis de entrada cujas respostas são conhecidas. O modelo de classificação foi analisado através da porcentagem de acertos segundo as profundidades. O método proposto possibilitou a aquisição de quantidade suficiente de dados para treinamento e teste dos modelos embora ainda sejam necessários novos dados para diferentes faixas de valores e combinações das variáveis de entrada. Os erros percentuais médios obtidos

pelo modelo de estimativa da densidade e da porosidade foram da ordem de 5% e 3%, respectivamente, e a diferença média entre os pares de dados observados e estimados não foi significativamente diferente de zero. Os erros dos modelos de estimativa da resistência à penetração atingiram 18%. O modelo de classificação apresentou desempenho satisfatório, com níveis elevados de acertos, embora ainda sejam necessários ajustes para a camada de 0,10 a 0,20 m. Os resultados demonstram que a metodologia é viável para identificação de modelos de compactação do solo baseada em dados e no conhecimento especialista e que a modelagem nebulosa é uma ferramenta com potencial para aplicação a problemas relacionados ao manejo do solo e, particularmente, para simular o processo de compactação do solo pelo tráfego.

ABSTRACT

Agricultural mechanization is an important technological issue responsible for Brazilian agricultural advance but its large use increases the risk of environmental impacts due to soil degradation resulting from machine traffic. Conservation agriculture adopted in crop production systems has renewed concerns about soil compaction due to machine traffic. Research on this subject approaches the problem in two ways: estimation or prediction of traffic influence on soil physical properties and classification of soil compaction regarding its effects on plant development. The general target is to develop tools in order to avoid excessive soil compaction. This work presents a method to apply fuzzy modeling techniques to estimate and classify soil compaction due to machine traffic based on expert knowledge and experimental data. Simple and accurate models are useful tools for mechanization planning and for increasing agricultural sustainability. Fuzzy models to estimate soil bulk density, total porosity and penetration resistance after traffic were identified based on data and using initial soil conditions and machine variables as inputs. Fuzzy classification model was derived from expert knowledge and represented the qualitative relations between compaction classes and soil physical properties, the former identified by cultural profile method. Soil properties were represented by fuzzy sets and qualitative relations by linguistic fuzzy rules. Observed and estimated data were compared using statistical criteria and expected responses for known input combinations were analyzed. The rate of classification success for each depth was used to evaluate the performance of the classification model. The proposed method was able to provide sufficient amount of data for model training and testing, however more data are required for different input levels and combinations in order to improve models' performances. The average percentual errors of the estimation models for soil density and porosity were 5% and 3% respectively, and the average difference between observed and estimated data pairs was not statistically different from zero. For the penetration resistance model, the error was about 18%. The classification model showed good performance with high success rates but with medium accuracy in the 0,10-0,20 m depth. The results show that fuzzy modeling is a valuable tool to approach soil management problems and, in particular, to simulate soil compaction process due to traffic.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

LISTA DE ABREVIATURAS

LISTA DE SÍMBOLOS

<u>1. INTRODUÇÃO</u>	1
<u>1.1. JUSTIFICATIVA</u>	2
<u>1.2. OBJETIVOS</u>	6
<u>1.3. ESCOPO E MOTIVAÇÃO</u>	7
<u>1.4. ESTRUTURA DO TRABALHO</u>	8
<u>2. CARACTERIZAÇÃO DA COMPACTAÇÃO DO SOLO PELO TRÁFEGO DE MÁQUINAS</u>	9
<u>2.1. INTRODUÇÃO</u>	9
<u>2.2. PROCESSO E FATORES DETERMINANTES DA COMPACTAÇÃO DO SOLO</u>	13
<u>2.3. EFEITOS DA COMPACTAÇÃO NO SOLO E NAS PLANTAS</u>	19
<u>2.4. MÉTODOS PARA AVALIAÇÃO DA COMPACTAÇÃO DO SOLO</u>	24
<u>2.5. MODELAGEM DA COMPACTAÇÃO DO SOLO</u>	34
<u>2.6. INCERTEZAS ASSOCIADAS À COMPACTAÇÃO DO SOLO</u>	37
<u>2.7. CONSIDERAÇÕES FINAIS</u>	40
<u>3. FUNDAMENTOS E APLICAÇÕES DA MODELAGEM NEBULOSA</u>	42
<u>3.1. INTRODUÇÃO</u>	42
<u>3.2. CONCEITUAÇÃO</u>	46
<u>3.3. CONFIGURAÇÃO DE MODELOS NEBULOSOS</u>	50
<u>3.3.1. Funções de pertinência dos conjuntos nebulosos</u>	51
<u>3.3.2. Regras nebulosas</u>	51
<u>3.3.3. Fuzificação</u>	53
<u>3.3.4. Inferência nebulosa</u>	53
<u>3.3.5. Defuzificação</u>	54
<u>3.4. CLASSIFICAÇÃO DE MODELOS NEBULOSOS</u>	55
<u>3.4.1. Modelos nebulosos lingüísticos</u>	55
<u>3.4.2. Modelos nebulosos paramétricos</u>	57
<u>3.5. CONSTRUÇÃO DE MODELOS NEBULOSOS</u>	59
<u>3.5.1. Construção de modelos nebulosos a partir do conhecimento especialista</u>	62
<u>3.5.2. Construção de modelos nebulosos a partir de dados</u>	63
<u>3.6. APLICAÇÕES DA MODELAGEM NEBULOSA</u>	67
<u>3.7. CONSIDERAÇÕES FINAIS</u>	72
<u>4. METODOLOGIA PARA ESTIMATIVA E CLASSIFICAÇÃO DA COMPACTAÇÃO DO SOLO ATRAVÉS DA MODELAGEM NEBULOSA</u> ..	73
<u>4.1. INTRODUÇÃO</u>	73
<u>4.2. FASE EXPERIMENTAL</u>	75
<u>4.2.1. Seleção das variáveis e procedimentos de medição</u>	75
<u>4.2.2. Tratamentos experimentais</u>	80

4.2.3. Aquisição e pré-processamento dos dados	85
4.3. MODELO NEURO-NEBULOSO PARA ESTIMATIVA DA COMPACTAÇÃO DO SOLO ..	87
4.3.1. Identificação da estrutura inicial do modelo	93
4.3.2. Seleção das variáveis de entrada do modelo de estimativa	95
4.3.3. Treinamento e teste dos modelos neuro-nebulosos de estimativa	98
4.3.4. Avaliação dos resultados dos modelos de estimativa	99
4.4. MODELO NEBULOSO PARA CLASSIFICAÇÃO DA COMPACTAÇÃO DO SOLO	101
4.5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	103
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	105
5.1. RESULTADOS EXPERIMENTAIS	105
5.2. MODELO DE ESTIMATIVA DA COMPACTAÇÃO DO SOLO	124
5.2.1. Modelo para estimativa da densidade do solo após uma passada	124
5.2.2. Modelo para estimativa da densidade do solo após três passadas	135
5.2.3. Modelo para estimativa da porosidade total do solo após uma passada	142
5.2.4. Modelo para estimativa da porosidade total do solo após três passadas	149
5.2.5. Modelo para estimativa da resistência à penetração após uma passada	155
5.2.6. Modelo para estimativa da resistência à penetração após três passadas	161
5.3. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS DOS MODELOS DE ESTIMATIVA	168
5.3.1. Desempenho dos modelos de estimativa da densidade do solo	168
5.3.2. Desempenho dos modelos de estimativa da porosidade total	174
5.3.3. Desempenho dos modelos de estimativa da resistência à penetração	178
5.4. MODELO PARA CLASSIFICAÇÃO DA COMPACTAÇÃO DO SOLO	183
5.5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	190
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	192
6.1. INTRODUÇÃO	192
6.2. SÍNTESE DOS RESULTADOS EXPERIMENTAIS	193
6.3. SÍNTESE DOS RESULTADOS DOS MODELOS DE ESTIMATIVA DA COMPACTAÇÃO DO SOLO	195
6.4. SÍNTESE DOS RESULTADOS DO MODELO DE CLASSIFICAÇÃO DA COMPACTAÇÃO DO SOLO	199
6.5. CONCLUSÕES GERAIS	200
6.6. CONTRIBUIÇÕES	202
6.7. PERSPECTIVAS	203
<u>ANEXO 1 - IDENTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS DO CONSEQUENTE DO MODELO NEURO-NEBULOSO PELO MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS</u>	205
<u>ANEXO 2 - IDENTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS DO ANTECEDENTE DO MODELO NEURO-NEBULOSO PELO MÉTODO DO GRADIENTE DESCENDENTE (“BACKPROPAGATION”)</u>	208
<u>ANEXO 3- PERFIS CULTURAIS DAS PARCELAS EXPERIMENTAIS</u>	210
<u>LISTA DE REFERÊNCIAS</u>	214

LISTA DE FIGURAS

<u>FIGURA 1: Componentes de um modelo nebuloso (baseado em JANG, 1993).</u>	50
<u>FIGURA 2: Partições do espaço do antecedente no modelo nebuloso lingüístico (BABUŠKA, 2002).</u>	56
<u>FIGURA 3: Modelo paramétrico com as regras representando equações lineares locais aproximando uma função não-linear global.</u>	59
<u>FIGURA 4: Projeção dos aglomerados (v_1 e v_2) nos eixos do antecedente (x) e conseqüente (y) com conjuntos nebulosos (A_1, A_2, B_1, B_2) e regras (R_1, R_2) associadas.</u>	64
<u>FIGURA 5: Representação de um modelo nebuloso, com duas regras, como uma rede neuro-nebulosa (BABUŠKA, 2003).</u>	67
<u>FIGURA 6: Esquema do modelo nebuloso de estimativa da compactação do solo.</u>	74
<u>FIGURA 7: Esquema do modelo nebuloso de classificação da compactação do solo.</u>	74
<u>FIGURA 8: Amostrador de solo para medição da densidade aparente (esquerda) e detalhe do copo onde se aloja o anel volumétrico (direita).</u>	76
<u>FIGURA 9: Saturação das amostras de solo para determinação da porosidade total.</u>	78
<u>FIGURA 10: Esquema de disposição em campo dos aspersores e pluviômetros, em relação às parcelas, no método da “aspersão em linha”.</u>	82
<u>FIGURA 11: Esquema da área experimental com posição das parcelas e locais de amostragens de solo.</u>	84
<u>FIGURA 12: Representação do modelo nebuloso como uma estrutura em rede na arquitetura do ANFIS (BABUŠKA, 2003).</u>	89
<u>FIGURA 13: Perfil cultural inicial da área com letras indicando as unidades morfológicas correspondentes a: L= solo livre com agregados pequenos; $F\mu$ ou $F\mu\Delta$= em processo de compactação; $C\mu$= não compactado.</u>	107
<u>FIGURA 14: Média (barra) e desvio padrão (linha) da densidade inicial do solo, segundo a profundidade, para os três experimentos (média de quarenta e oito amostras para cada experimento e profundidade).</u>	107
<u>FIGURA 15: Densidade inicial do solo (antes do tráfego) e após a primeira (acima) e terceira (abaixo) passadas observadas nos três experimentos.</u>	109
<u>FIGURA 16: Densidade média do solo na condição inicial e após os tráfegos de máquinas, segundo as profundidades.</u>	111
<u>FIGURA 17: Porosidade total do solo inicial (antes do tráfego) e após a primeira (acima) e terceira (abaixo) passadas, observadas nos três experimentos.</u>	113
<u>FIGURA 18: Porosidade total média do solo na condição inicial e após os tráfegos de máquinas, segundo as profundidades.</u>	114
<u>FIGURA 19: Distribuição da precipitação do aspersor Fabrimar A1823 em relação à distância da tubulação com os desvios padrões das médias.</u>	115

FIGURA 20: Umidade do solo segundo a profundidade, condição de tráfego e experimento, com número de amostras na abscissa e as retas de regressão linear para os dois níveis de umidade.	117
FIGURA 21: Resistência à penetração do solo inicial (antes do tráfego) e após a primeira (acima) e terceira (abaixo) passadas, observada nos três experimentos.	119
FIGURA 22: Resistência à penetração média do solo na condição inicial e após os tráfegos de máquinas, segundo as profundidades.	120
FIGURA 23: Perfis culturais, após o tráfego, referentes ao tratamento 1/experimento 1 (a), tratamento 4/experimento 2 (b), tratamento 2/experimento 3 (c), com linhas pontilhadas indicando as posições de amostragem e letras indicando as unidades morfológicas, correspondentes a: FΔ=compactado; CΔ= compactado; FΔμ ou FμΔ=em processo de compactação e Cμ= não compactado.	123
FIGURA 24: Combinações das variáveis de entrada e seus respectivos erros para o modelo de estimativa da densidade do solo após uma passada.	125
FIGURA 25: Relação entre a densidade do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.	127
FIGURA 26: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da densidade do solo após uma passada da máquina (profundidade indicada em cm).	130
FIGURA 27: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, pressão dos pneus de 120 kPa e densidades iniciais do solo de a) 1,15 Mg m ⁻³ , b) 1,22 Mg m ⁻³ e c) 1,30 Mg m ⁻³	132
FIGURA 28: Superfície de resposta do modelo para a profundidade de 0,35 m, pressão dos pneus de 120 kPa e densidade inicial do solo de 1,15 Mg m ⁻³	133
FIGURA 29: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, umidade do solo de 35% e densidade inicial do solo de 1,25 Mg m ⁻³	134
FIGURA 30: Relação entre a densidade do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.	137
FIGURA 31: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da densidade do solo após três passadas da máquina (profundidade indicada em cm).	138
FIGURA 32: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, pressão dos pneus de 120 kPa e densidades iniciais do solo de a) 1,15 Mg m ⁻³ , b) 1,22 Mg m ⁻³ e c) 1,30 Mg m ⁻³	140
FIGURA 33: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,35 m, pressão dos pneus de 120 kPa e densidade inicial do solo de 1,15 Mg m ⁻³	141
FIGURA 34: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, umidade do solo de 35% e densidade inicial do solo de 1,25 Mg m ⁻³	141
FIGURA 35: Combinações das variáveis de entrada e seus respectivos erros para o modelo de estimativa da porosidade total do solo.	143
FIGURA 36: Relação entre a porosidade total do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.	145

<u>FIGURA 37: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da porosidade total do solo após uma passada da máquina (profundidade indicada em cm).</u>	146
<u>FIGURA 38: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, pressão dos pneus de 120 kPa e porosidades iniciais do solo de a) 58%, b) 53% e c) 48%.</u>	147
<u>FIGURA 39: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,35 m, pressão dos pneus de 120 kPa e porosidade inicial do solo de 55%.</u>	148
<u>FIGURA 40: Relação entre a porosidade total do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.</u>	151
<u>FIGURA 41: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da porosidade total do solo após três passadas da máquina (profundidade indicada em cm).</u>	152
<u>FIGURA 42: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, pressão dos pneus de 120 kPa e porosidades iniciais do solo de a) 58%, b) 53% e c) 48%.</u>	153
<u>FIGURA 43: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,35 m, pressão dos pneus de 120 kPa e porosidade inicial de 55%.</u>	154
<u>FIGURA 44: Combinações das variáveis de entrada e seus respectivos erros para o modelo de estimativa da resistência à penetração do solo.</u>	155
<u>FIGURA 45: Relação entre a resistência à penetração do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.</u>	158
<u>FIGURA 46: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da resistência à penetração do solo após uma passada da máquina (profundidade indicada em cm).</u>	159
<u>FIGURA 47: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m e umidades do solo de a) 30% b) 35% e c) 40%.</u>	160
<u>FIGURA 48: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,35 m e resistência à penetração inicial do solo de 1500 kPa.</u>	161
<u>FIGURA 49: Relação entre a resistência à penetração do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.</u>	164
<u>FIGURA 50: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da resistência à penetração do solo após três passadas da máquina (profundidade indicada em cm).</u>	165
<u>FIGURA 51: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m e umidades do solo de a) 30%, b) 35% e c) 40%.</u>	166
<u>FIGURA 52: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,35 m e resistência à penetração inicial do solo de 1500 kPa.</u>	167

LISTA DE TABELAS

<u>TABELA 1: Cargas estáticas e pressões de inflação dos pneus no eixo mais solicitado das máquinas selecionadas.</u>	80
<u>TABELA 2: Textura do solo e densidade das partículas do local do experimento.</u> ..	81
<u>TABELA 3: Resumo do procedimento experimental.</u>	83
<u>TABELA 4: Características das camadas do ANFIS discutidas na FIGURA 12.</u>	92
<u>TABELA 5: Universo de discurso das variáveis de entrada e de saída do modelo nebuloso de classificação da compactação do solo.</u>	103
<u>TABELA 6: Média (U) e desvio padrão (DP) da umidade inicial do solo segundo a profundidade e níveis de umidade, nos três experimentos.</u>	118
<u>TABELA 7: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da densidade do solo após uma passada da máquina.</u>	126
<u>TABELA 8: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da densidade do solo após três passadas da máquina.</u>	136
<u>TABELA 9: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da porosidade total do solo após uma passada da máquina.</u>	144
<u>TABELA 10: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da porosidade total do solo após três passadas da máquina.</u>	150
<u>TABELA 11: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da resistência à penetração do solo após uma passada da máquina.</u>	156
<u>TABELA 12: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da resistência à penetração do solo após três passadas da máquina.</u>	163
<u>TABELA 13: Indicadores de desempenho dos modelos de estimativa da densidade do solo para os conjuntos de treinamento e teste.</u>	168
<u>TABELA 14: Erro percentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, Mg m⁻³) segundo as variáveis de entrada do modelo de densidade do solo após uma passada.</u>	170
<u>TABELA 15: Erro percentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, Mg m⁻³) segundo as variáveis de entrada do modelo de densidade do solo após três passadas.</u>	173
<u>TABELA 16: Indicadores de desempenho dos modelos de estimativa da porosidade total do solo para os conjuntos de treinamento e teste.</u>	174

<u>TABELA 17: Erro percentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, %) segundo as variáveis de entrada do modelo de porosidade total do solo após uma passada.</u>	176
<u>TABELA 18: Erro porcentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, %) segundo as variáveis de entrada do modelo de porosidade total do solo após três passadas.</u>	177
<u>TABELA 19: Indicadores de desempenho dos modelos de estimativa da resistência à penetração do solo para os conjuntos de treinamento e teste.</u>	178
<u>TABELA 20: Erro porcentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, kPa) segundo as variáveis de entrada do modelo de resistência à penetração do solo após uma passada.</u>	180
<u>TABELA 21: Erro porcentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, kPa) segundo as variáveis de entrada do modelo de resistência à penetração do solo após três passadas.</u>	181
<u>TABELA 22: Regras para as classes de compactação* do solo na profundidade superficial (S).</u>	186
<u>TABELA 23: Regras para as classes de compactação* do solo na profundidade subsuperficial (SS).</u>	186
<u>TABELA 24: Resultados globais da classificação da compactação do solo pelo modelo nebuloso.</u>	188
<u>TABELA 25: Resultados da classificação da compactação do solo pelo modelo nebuloso para a profundidade superficial.</u>	188
<u>TABELA 26: Resultados da classificação da compactação do solo pelo modelo nebuloso para a profundidade subsuperficial.</u>	188

LISTA DE ABREVIATURAS

ANFIS	Adaptative neuro-fuzzy inference system
APE	Average percentual error
ASAE	American Society of Agricultural Engineers
IHO	Índice hídrico ótimo
MIMO	multiple input – multiple output
MISO	multiple input – single output
R	coeficiente de correlação
RMSE	root mean square error

LISTA DE SÍMBOLOS

μ	Valor de pertinência
ε	Fração do potencial para centro de um aglomerado
σ	Largura ou variância da função
Σ	Somatória
Ω	Operador de minimização
c	Centro da função de pertinência gaussiana
d_{agua}	Densidade da água
f_j	Saída da j-ésima regra do sistema nebuloso
$\underline{w}_j$	Grau de suporte da j-ésima regra do sistema nebuloso
w_j	Grau de suporte normalizado da j-ésima regra
r_a	Raio de influência do centro do aglomerado
r_b	Raio de influência para redução do potencial do centro de um novo aglomerado
A	Conjunto nebuloso
A^T	Matriz transposta
C_μ	Classe “não compactado”
$C\Delta$	Classe “compactado
D	Densidade aparente do solo
$F\Delta\mu$	Classe “em processo de compactação”
$F\mu\Delta$	Classe “em processo de compactação”
$F\Delta$	Classe “compactado “
L	Classe “solo solto”
P_{seco}	Peso seco da amostra de solo
P_{um}	Peso úmido da amostra de solo
P_{sat}	Peso saturado da amostra de solo
P_{anel}	Peso do anel amostrador
V_{anel}	Volume do anel amostrador
P_t	Porosidade total do solo
S	profundidade superficial do solo
SS	profundidade subsuperficial do solo
RP	Resistência à penetração do solo
U	Umidade gravimétrica do solo
$\geq$	Maior ou igual
$\leq$	Menor ou igual
$ $	Tal que
$\ \quad \ $	Distância euclidiana

1. INTRODUÇÃO

O notável avanço tecnológico na produção agrícola verificado a partir da segunda metade do século 20, constituiu fator determinante para uma das principais conquistas recentes da humanidade, ou seja, a produção de alimentos, fibras e demais matérias primas em volume suficiente para abastecer uma população mundial crescente.

Atualmente, ao menos do ponto de vista tecnológico, não há dúvida que, em países desenvolvidos, apenas uma parcela reduzida da população tem condições de responder pela produção primária em quantidade e qualidade suficientes para manutenção de estoques reguladores e assegurar o abastecimento interno.

Um dos principais elementos desse avanço tecnológico é o uso de máquinas e implementos agrícolas em substituição ao trabalho humano e animal, o que trouxe um aumento extraordinário na produtividade do trabalho e, em geral também na sua qualidade, permitindo a expansão das áreas cultivadas e o aumento da produção.

Desde a introdução dos primeiros tratores e colhedoras na agricultura, ocorrida no século 18, a mecanização agrícola vem sofrendo transformações, as quais se aceleraram nas últimas décadas, quando tais máquinas atingiram níveis tecnológicos comparáveis aos dos demais veículos modernos.

Embora avançadas e com alta eficiência, as máquinas agrícolas modernas vêm apresentando uma tendência de aumento na sua capacidade de trabalho o que significa, em geral, aumento no seu peso total. Além disso, as máquinas agrícolas apresentam grande robustez devido às condições agressivas do ambiente em que operam, o que requer componentes estruturais e orgânicos com alta resistência e, conseqüentemente, maiores e mais pesados.

O solo agrícola, por outro lado, constitui um organismo vivo, onde as plantas devem encontrar condições adequadas para germinar, emergir e se desenvolver durante seu ciclo vegetativo, beneficiando-se das interações biológicas no volume de solo explorado pelas raízes. Tais interações somente existem e são favoráveis quando o solo possui aeração adequada além de boas condições para infiltração e percolação de água e fertilizantes.

É óbvio, portanto, que a intensificação da mecanização na agricultura e a tendência de uso de máquinas cada vez maiores e mais pesadas traz o risco de danos à capacidade produtiva do solo e, conseqüentemente, à viabilidade da produção agrícola.

1.1. Justificativa

Sistemas agrícolas intensivos nos quais a mecanização desempenha um papel importante são pressionados, cada vez mais, a adotarem práticas com impactos negativos sobre o ambiente e à própria produção agrícola, com o objetivo de, paradoxalmente, manter a competitividade da atividade.

A compactação do solo agrícola em níveis excessivos constitui o principal efeito negativo do tráfego de máquinas e a causa de vários problemas ambientais e econômicos.

Estimativas grosseiras devido à carência de informações nesse tema dão conta de que a compactação responde por 82% do total de solos fisicamente degradados no mundo, o que corresponde a 68,3 milhões de hectares, distribuídos principalmente na Europa e África (OUWERKERK; SOANE, 1994).

No Brasil, o rápido desenvolvimento da agricultura intensiva, observado na última década, permite supor que o problema também atinge níveis preocupantes.

Apesar dos esforços das indústrias de pneus e demais componentes de máquinas agrícolas, ainda não existe uma solução adequada para o conflito resultante da busca pelo aumento da produtividade do trabalho, através da mecanização agrícola, e seus impactos ambientais negativos.

A adoção recente no Brasil de sistemas conservacionistas de manejo do solo agrícola baseados na eliminação parcial ou total das operações de mobilização superficial do solo (aração e gradagem) trouxe uma preocupação adicional quanto à redução do risco de compactação causada pelo tráfego uma vez que aquelas operações permitiam, dentre outras funções, eliminar periodicamente camadas superficiais compactadas.

Nesse sentido, a compactação em áreas com sistemas conservacionistas de manejo do solo constitui, freqüentemente, uma barreira para sua plena adoção limitando a realização de seus reconhecidos benefícios econômicos e ambientais.

Uma vez identificado o problema da compactação do solo, é possível realizar ações de recuperação, de natureza mecânica (subsolagem) ou biológica (plantas com sistema radicular profundo), porém a um alto custo, eficiência questionável e, muitas vezes, de resultado demorado.

Nesse contexto, pode-se afirmar que o produtor agrícola deve aprender a conviver com a possibilidade de ocorrência da compactação e procurar agir de modo a evitá-la e preveni-la. Ênfase, portanto, deve ser dada à prevenção da compactação ao invés da sua remediação (LARSON et al., 1994).

A estimativa da compactação e a classificação do nível de compactação do solo após o tráfego constituem informações fundamentais para a tomada de decisão relacionada à prevenção.

O desenvolvimento de modelos matemáticos para essas tarefas é uma solução óbvia em virtude da complexidade dos processos envolvidos e da possibilidade de integração de diferentes fontes de informação aos modelos.

O fenômeno da compactação do solo pelo tráfego de máquinas agrícolas tem sido objeto de estudo científico de um grande número de pesquisadores em diversas regiões do mundo e, apesar da grande diversidade de metodologias e objetivos, há, em geral, uma motivação comum nestes estudos, qual seja, a de gerar conhecimentos voltados à estimativa e classificação da intensidade da compactação do solo pelo tráfego e, a partir dessas informações, fornecer subsídios para a tomada de decisão visando a redução do risco de compactação excessiva do solo.

A estimativa da compactação, nesse caso, significa prever o estado físico final do solo, ou seja, após a passagem de uma máquina, a partir de informações iniciais do solo e da máquina. A condição física final do solo reflete o nível de compactação do solo e, portanto, seu estado de degradação.

Em geral, ao decidir sobre a realização de uma operação agrícola mecanizada, o produtor analisa as condições do campo e das máquinas, com base no seu conhecimento. Se a avaliação qualitativa aponta condições propícias, ou seja, que o nível de compactação resultante não será excessivo, então decide pela operação.

Caso contrário, se as condições não forem propícias e a operação puder ser adiada, então provavelmente essa será sua decisão. No entanto, se o adiamento não é possível devido ao risco de queda na produção agrícola (perdas na colheita, ataque de pragas, etc...) então certamente decidirá pela operação, mas ciente dos danos à estrutura física do solo.

Esse processo de tomada de decisão, dependente do conhecimento e experiência humana, é afetado se as circunstâncias são alteradas, por exemplo, pela introdução de novas máquinas, novos cultivos ou aumento da área cultivada (EARL, 1996).

O desenvolvimento de modelos de estimativa da compactação do solo que possam auxiliar a tomada de decisão, onde o conhecimento especialista é disponível, e ainda, que possam servir como uma referência confiável quando não se dispõe desse conhecimento, tem sido proposto por vários autores (O'SULLIVAN et al., 1999; CANILLAS; SALOKHE, 2002; MOUAZEN; RAMON, 2003).

Embora a modelagem seja uma ferramenta indicada para estimativa da compactação, todos os trabalhos nesse tema ressaltam as dificuldades devido à complexidade dos processos envolvidos.

A classificação do nível de compactação do solo, por sua vez, diz respeito à relação entre as condições físicas do solo, após o tráfego, e a resposta das plantas cultivadas.

Toda operação agrícola altera as condições do solo em maior ou menor intensidade dependendo de estado inicial do solo e das características das máquinas, entretanto, a importância dessas alterações depende, em grande parte, da reação das plantas ao novo ambiente estabelecido para seu desenvolvimento.

É comum que os níveis de compactação do solo sejam classificados segundo critérios variados, podendo simplesmente se adotar um valor limite para propriedades físicas do solo, tais como, densidade aparente e resistência à penetração, ou através de análises mais detalhadas, tais como, o método do perfil cultural (RALISCH et al., 2001).

O comportamento das plantas cultivadas frente à compactação do solo constitui, porém, um tema em que ainda poucas respostas podem ser consideradas

definitivas e, apesar do grande volume de pesquisa, ainda pouco se conhece a respeito dos mecanismos que regem esse comportamento.

A dificuldade para uma compreensão mais ampla dos mecanismos de resposta das plantas que possibilite, inclusive, o estabelecimento de regras de validade geral, está na diversidade de tipos de solos, plantas e clima e da interação entre estes elementos. Tais interações tornam as respostas das plantas altamente dependente das condições específicas locais.

Este tipo de incerteza está na origem da dificuldade para caracterização de dois aspectos fundamentais relacionados ao modelo de classificação da compactação do solo: definir quais as propriedades físicas do solo que melhor representam a compactação e estabelecer os valores limites das mesmas que determinam perdas importantes na produtividade das culturas.

A incerteza resultante do conhecimento inexato a respeito do efeito da compactação do solo sobre as plantas é chamada de incerteza de interpretação e, segundo LARK; BOLAM (1997), a teoria dos conjuntos nebulosos constitui uma ferramenta ideal para seu tratamento.

Outra fonte de incerteza surge do conhecimento, também limitado, a respeito do comportamento mecânico do solo em resposta ao tráfego.

A complexa relação entre as propriedades físico-hídricas do solo e sua reação às diferentes intensidades e tipos de carregamentos aplicados pelas máquinas, durante o tráfego, dificulta a ampla compreensão e a utilização mais intensa dos modelos de estimativa existentes.

A incerteza paramétrica oriunda, nesse caso, principalmente da variabilidade das propriedades físicas do solo e dos erros experimentais (aleatórios e sistemáticos) também é importante e tem sido tratada, tradicionalmente, pela estatística e pela teoria da probabilidade.

A incorporação destes tipos de incertezas ou ambigüidades nos modelos é fundamental uma vez que constituem partes inerentes dos sistemas naturais (McBRATNEY; ODEH, 1997).

1.2. Objetivos

Este trabalho apresenta e discute os métodos atualmente utilizados para avaliação da compactação do solo pelo tráfego de máquinas agrícolas; identifica os problemas associados ao estudo do processo de compactação e propõe novas ferramentas para a estimativa dos efeitos do tráfego no solo e para classificação do nível de compactação resultante.

Nesse sentido, o objetivo geral é propor e avaliar uma metodologia para aplicação da modelagem nebulosa ao problema da estimativa e classificação da compactação do solo pelo tráfego de máquinas que compreenda uma etapa experimental, para obtenção de informações do processo e outra, de modelagem propriamente dita, que identifique os modelos nebulosos com base no conhecimento especialista e nos dados experimentais.

Os objetivos específicos do trabalho são:

- avaliar um procedimento experimental rápido, simples e confiável para aquisição de dados sobre as propriedades físicas do solo relacionadas à compactação e que possibilite a avaliação dos efeitos de diferentes tratamentos experimentais envolvendo o tráfego de máquinas;
- desenvolver modelos nebulosos baseados em regras para estimativa das modificações nas propriedades físicas do solo, resultantes do tráfego de máquinas, através de algoritmos de identificação que empreguem dados experimentais representativos do processo de compactação do solo;
- desenvolver um modelo nebuloso baseado em regras para classificação da compactação do solo após o tráfego de máquinas, utilizando o conhecimento especialista para expressar as relações ambíguas entre as classes de compactação, determinadas qualitativamente, e as propriedades físicas do solo;
- avaliar o desempenho dos modelos utilizando dados experimentais independentes;

1.3. Escopo e motivação

O trabalho tem dois propósitos principais. Por um lado pretende-se aplicar técnicas do domínio da Inteligência Artificial, especificamente a modelagem nebulosa, aos problemas da estimativa dos atributos físicos que caracterizam a compactação do solo e da classificação do nível de compactação.

Por outro, deseja-se gerar modelos simples, com desempenho adequado e que possam ser empregados de modo a auxiliar técnicos e produtores interessados em reduzir os riscos de compactação excessiva do solo em suas áreas cultivadas.

Este último representa uma necessidade constatada pelo autor ao longo de mais de quinze anos de trabalho com mecanização para sistemas conservacionistas de manejo do solo agrícola.

A modelagem nebulosa foi escolhida devido à sua capacidade de representar processos nos quais aspectos qualitativos do conhecimento especialista têm um papel importante e onde existem ambigüidades e incertezas envolvidas além da relativa simplicidade dos modelos gerados. Tais aspectos são relevantes no fenômeno da compactação do solo pelo tráfego de máquinas.

A possibilidade de se obter dados experimentais, simulando diferentes intensidades de compactação do solo pelo tráfego, é outro aspecto favorável ao uso da modelagem nebulosa pela possibilidade de combinar a identificação de sistemas com base em dados e o conhecimento qualitativo.

O trabalho foi motivado pela constatação de que, apesar de inúmeras experiências em várias partes do mundo, inexistem, ainda, modelos que sejam efetivamente úteis no sentido de fornecer estimativas confiáveis e compreensíveis a respeito da compactação resultante do tráfego de máquinas agrícolas.

Estas informações são fundamentais no processo de tomada de decisão quanto à realização de uma operação agrícola e, sem dúvida, a falta delas ou de subsídios mais apropriados para a decisão, tem sido a causa de grande parte dos problemas de degradação dos solos agrícolas.

Um aspecto importante e considerado é a necessidade de desenvolver modelos cujos parâmetros de entrada fossem facilmente obtidos e não requeressem laboratórios ou ensaios sofisticados para sua determinação.

A idéia é que o modelo seja ajustado para outras condições de solos, a partir de novos conjuntos de dados experimentais, aproveitando outra característica dos modelos nebulosos, qual seja, sua simplicidade e transparência ao usuário.

1.4. Estrutura do trabalho

O texto está organizado em seis capítulos.

O segundo capítulo apresenta uma descrição do problema da compactação do solo pelo tráfego e sua importância, procurando destacar os principais conceitos, importância do problema e as várias abordagens para estimativa e classificação da compactação.

No terceiro há uma breve discussão dos fundamentos teóricos e aplicações da modelagem nebulosa principalmente a problemas ambientais e da produção agrícola.

No capítulo quatro, são apresentados os procedimentos metodológicos adotados na pesquisa incluindo a fase experimental e a de modelagem. Na primeira, descrevem-se detalhadamente os materiais e métodos empregados para determinação das propriedades físicas do solo e as classes de compactação, esta última através do método do perfil cultural, além dos procedimentos para a configuração de diferentes tratamentos experimentais relacionados ao tráfego de máquinas.

Na fase de modelagem nebulosa para estimativa e classificação da compactação do solo, são discutidos os algoritmos usados bem como os métodos para treinamento e teste dos modelos desenvolvidos.

Os resultados obtidos pelos modelos e sua discussão são apresentados no capítulo cinco, procurando-se destacar o desempenho dos modelos de estimativa e de classificação através da análise de indicadores estatísticos e da avaliação qualitativa da resposta em situações conhecidas.

Finalmente, no capítulo seis é apresentada uma síntese dos principais resultados obtidos além das conclusões gerais e específicas. As contribuições do trabalho e as perspectivas para sua continuidade são, também, discutidas.

2. CARACTERIZAÇÃO DA COMPACTAÇÃO DO SOLO PELO TRÁFEGO DE MÁQUINAS

A compactação do solo pelo tráfego de máquinas agrícolas tem sido uma preocupação desde o início da mecanização na agricultura e seus impactos negativos vêm sendo estudados do ponto de vista da produção e do ambiente. O objetivo do capítulo é discutir estes impactos, sua importância, seus fatores determinantes, métodos de avaliação e os efeitos da compactação no solo e nas plantas. Ênfase é dada na discussão dos modelos de compactação existentes e nas incertezas associadas ao estudo da compactação do solo.

2.1. Introdução

A compactação do solo é objeto de estudo de várias áreas do conhecimento científico, tais como, a Pedologia, Geotécnia e Engenharia, cada qual com sua abordagem própria e englobando métodos e objetivos específicos. Como consequência, existem diversas definições do conceito de compactação do solo que, apesar de convergirem, apresentam diferenças importantes.

Na Agronomia e, em particular na Pedologia, a compactação do solo é definida como uma alteração no arranjo de suas partículas constituintes, reduzindo o volume ocupado por uma determinada massa do solo e o tamanho dos poros que permitem livre circulação de água e ar, chamados macroporos (CAMARGO; ALLEONI, 1997). Tal alteração resulta na modificação de outras propriedades físicas do solo, tais como, a densidade aparente, resistência à penetração e porosidade total do solo.

O rearranjo físico das partículas do solo que caracteriza a compactação pode ser provocado por causas internas ou externas ao solo. No primeiro caso, pode-se citar, por exemplo, a contração do solo causada pela secagem do mesmo ou sua expansão pelo congelamento. No segundo, a aplicação de forças externas de compressão, representadas pelo peso de animais ou máquinas agrícolas, constitui o exemplo mais comum.

O impacto ambiental e econômico da compactação do solo agrícola tornou-se uma preocupação dos pesquisadores americanos e europeus, a partir da segunda

metade do século 20, com a intensificação do uso de tratores e demais máquinas autopropelidas. Com a expansão da produção agrícola, resultante do uso de novas tecnologias, passou-se a observar, também, uma aceleração da degradação do solo provocada, principalmente, pela erosão e compactação, processos que, em geral, estão associados.

De fato, o problema da compactação do solo pelo tráfego de máquinas já se tornara aparente desde a segunda metade do século 19 quando foram introduzidas máquinas agrícolas acionadas por motores a vapor, como mostram registros europeus e americanos citados por SOANE; OUWERKERK (1994).

Enquanto na Europa, devido à alta umidade dos solos no período de cultivo, os motores a vapor eram mantidos estacionários nas bordas dos campos e a tração dos implementos era feita por cabos, na América do Norte os tratores a vapor eram usados na tração direta de arados e cultivadores.

Naquela época, vários projetos de rodas e demais componentes foram testados visando reduzir a pressão de contato com o solo, contudo, outros problemas de ordem prática dificultavam seu uso. É evidente que a preocupação em evitar a compactação do solo pelo tráfego surgiu simultaneamente com a mecanização agrícola e vem influenciando o projeto das máquinas ao longo da história.

A introdução de motores à combustão interna, além de outras inovações surgidas no início do século 20, possibilitou uma forte redução na relação massa/potência dos tratores e, conseqüentemente, seu uso mais generalizado na agricultura com implementos tracionados, configuração preponderante até a atualidade.

Os primeiros experimentos científicos visando estudar a compactação do solo pelo tráfego foram realizados nos anos 40, do século passado, e visavam identificar as variáveis que influenciam o fenômeno e suas relações. Cabe destacar os trabalhos do professor Söhne, na década de 50 que, pela primeira vez utilizou a teoria clássica da distribuição de tensões em meios elásticos para estudar o comportamento do solo em contato com as rodas (SOANE; OUWERKERK, 1994).

A partir da década de 60, a indústria de máquinas agrícolas sofreu um novo impulso de crescimento em virtude da expansão de novas tecnologias agrícolas

especialmente nos campos do melhoramento genético de espécies cultivadas e de agroquímicos para controle de pragas, doenças e ervas.

Tal expansão levou a um aumento da capacidade das máquinas, principalmente na massa e potência dos tratores sem, contudo, um aumento proporcional no tamanho dos pneus utilizados.

A partir de então, o tema da compactação dos solos pelo tráfego passou a ser cada vez mais estudado e aumentou sua importância nas reuniões científicas. Atualmente, a constatação prática da degradação dos solos cultivados e de sua relação com o tráfego de máquinas, tem levado agricultores e técnicos de campo a conscientizarem-se cada vez mais em relação ao problema.

Por sua vez, os efeitos da compactação do solo podem, também, ser positivos. Em ambientes áridos e solos arenosos, compactações leves podem colaborar no sentido de reduzir perdas de água por percolação profunda e aumentar o armazenamento de água para as plantas, aumentando a eficiência da irrigação e da chuva (KAYOMBO; LAL, 1994). Além disso, um certo nível de compactação em torno das sementes é necessário para assegurar uma boa germinação e reduzir a erosão.

Entretanto, são os efeitos negativos da compactação do solo, principalmente nas plantas cultivadas e no ambiente, que geram as maiores preocupações.

No caso das plantas, camadas de solo excessivamente compactadas dificultam a penetração das raízes e, conseqüentemente, promovem uma redução no volume de solo explorado pelas mesmas, deixando as plantas suscetíveis à falta de água e nutrientes.

Devido ao menor espaço poroso, principalmente macroporos, a disponibilidade de água e gases às plantas torna-se menor e modificam-se as reações químicas e a ação biológica de micro e macroorganismos na região ocupada pelo sistema radicular das plantas. Uma ampla literatura demonstrando os efeitos da compactação sobre as plantas cultivadas em diferentes situações de solo, clima e culturas, pode ser encontrada em SOANE; OUWERKERK (1994); BARNES et al. (1971).

No ambiente, os efeitos negativos da compactação do solo estão relacionados a alterações na dinâmica da água no solo, ao aumento do escoamento superficial, a

mudanças nos ciclos de nitrogênio e carbono, ao aumento da energia requerida pelas máquinas, à redução da qualidade das operações mecanizadas e à lixiviação de pesticidas.

Tais mudanças podem levar a uma rápida degradação do solo, poluição da atmosfera e das águas superficiais e subterrâneas além do aumento no consumo de recursos naturais não renováveis, tais como, combustíveis e fertilizantes (O'SULLIVAN; SIMOTA, 1995), (CANILLAS; SALOKHE, 2002).

Atualmente, os efeitos no ciclo do nitrogênio constituem uma grande preocupação mundial em virtude do aumento da emissão, pelo solo, do gás N_2O , o qual apresenta efeito estufa, e que resulta da redução da aeração do solo em consequência da compactação. Tal processo, denominado “denitrificação”, aumenta também a demanda por fertilizantes nitrogenados uma vez que menores quantidades de nitrogênio ficam disponíveis às plantas.

O recente avanço na adoção de sistemas conservacionistas de manejo do solo na agricultura renovou a preocupação em relação ao problema da compactação.

Nestes sistemas, especialmente no plantio direto, o solo não sofre nenhuma mobilização periódica com equipamentos, tais como, arados e grades e sua superfície é protegida por uma cobertura vegetal permanente. Dessa forma, a erosão é reduzida drasticamente e o solo fica protegido das altas temperaturas e das chuvas intensas, típicos de regiões tropicais. Apesar dos inúmeros benefícios econômicos e ambientais desses sistemas de manejo, é comum ocorrer um aumento da compactação nas camadas superficiais do solo ao longo do tempo (VIEIRA, 1978).

A melhor estruturação do solo, devida aos altos níveis de matéria orgânica e à intensa atividade biológica no plantio direto, pode compensar, até certo ponto, os efeitos da compactação evitando que sejam atingidos níveis prejudiciais às plantas. A atividade biológica através, por exemplo, da ação de macroorganismos do solo, tais como minhocas, desempenha um papel importante na construção de macroporos contínuos e estáveis que asseguram condições favoráveis para o fluxo de água, gases e nutrientes (BRUSSAARD; VAN FAASSEN, 1994).

Entretanto, sistemas conservacionistas associados a cultivos que podem requerer operações agrícolas mecanizadas sob condições de alta umidade do solo, tais como, semeadura, pulverização, colheita ou distribuição de corretivos,

apresentam alto risco de atingir níveis elevados de compactação superficial e subsuperficial.

Nesses casos, a descompactação deve ser feita com subsoladores o que exige um alto consumo de energia elevando os custos da operação e com resultados, em geral, insatisfatórios.

A eficiência de tração de máquinas agrícolas é maior quanto maior a compactação do solo na região por onde passam os pneus, o que leva a um conflito pois, em geral, condições de solo apropriadas para a implantação e desenvolvimento das culturas não são as mesmas requeridas para uma alta eficiência de tração das máquinas.

A proposta de se resolver esse conflito mantendo condições ótimas para o desempenho das máquinas e das culturas, levou ao desenvolvimento do sistema de tráfego controlado, o qual constitui um conceito para manejo da compactação do solo.

De acordo com TAYLOR (1994), o tráfego controlado do solo constitui um sistema de produção agrícola em que a zona de cultivo é distinta da zona de tráfego e as mesmas são permanentemente separadas. Como a zona de tráfego não é cultivada, o solo permanece compactado e possibilita alta eficiência de tração para as máquinas.

A zona de cultivo pode ser manejada de modo convencional ou conservacionista através de máquinas convencionais adaptadas, visando aumentar sua bitola ou, ainda, por meio de máquinas especiais, tipo pórticos rolantes, com grande largura entre rodas.

Várias iniciativas no sistema de tráfego controlado foram relatadas, a maioria no entanto, ainda em nível experimental. O principal benefício desse sistema, segundo TAYLOR (1994), é a redução dos custos de produção e dos custos de mecanização, pois, uma vez que as exigências de tração são menores e as condições de operação são melhores, o requerimento de potência das máquinas se reduz.

2.2. Processo e fatores determinantes da compactação do solo

O solo é composto por sólidos minerais e orgânicos, água e ar, sendo a fração mineral composta por partículas de diferentes tamanhos, geralmente classificadas como areia, silte e argila. As frações líquida e gasosa ocupam o chamado espaço poroso do solo e a relação entre o volume ocupado por estas frações e o volume total de uma massa de solo é chamada porosidade total do solo.

A porosidade total do solo é constituída por uma rede de poros conectados entre si, com tamanhos variados, os quais permitem o movimento de ar e de água no solo. A qualidade dessa rede de poros e sua continuidade são, freqüentemente, chamadas de “estrutura do solo” (JOHNSON; BAILEY, 2002).

A compactação é um processo de modificação da estrutura do solo em reação às forças externas aplicadas, onde a rede de poros sofre um rearranjo com conseqüências para o movimento de água e ar no solo. Após o tráfego, os poros do solo têm seu tamanho reduzido e suas geometrias alteradas, podendo inclusive fechar ou desaparecer completamente (KOOISTRA; TOVEY, 1994).

Os poros de maior diâmetro, denominados macroporos (acima de 100 μm), são os que sofrem maior redução com a compactação, contudo, aumentam os microporos (abaixo de 100 μm) e a porosidade total (soma dos dois tipos de poros) é reduzida, porem em menor proporção do que a macroporosidade.

Sistemas conservacionistas de manejo proporcionam uma boa estruturação do solo em virtude do aumento da matéria orgânica e da ação biológica nas camadas superficiais. Isso se reflete na existência de agregados de solo mais estáveis e num espaço poroso contínuo e menos tortuoso o que altera o comportamento do solo em reação ao tráfego e, de certa forma, “amortece” os efeitos negativos da compactação.

KERTZMAN (1996) concluiu que, mesmo sob níveis altos de compactação de um solo argiloso, o plantio direto preservou os microagregados do solo, demonstrando os benefícios desse sistema de manejo.

Em condições não saturadas do solo, ou seja, quando seus poros estão preenchidos com uma mistura de ar e água, a intensidade da redução do volume do solo em resposta às pressões aplicadas pelo tráfego, também chamada de compressibilidade do solo, depende das características do solo e do carregamento.

As principais características do solo relacionadas à sua compressibilidade são a textura, estrutura e teor de umidade. Em relação ao carregamento, são o tipo, intensidade e frequência da carga aplicada (RAGHAVAN et al., 1990).

A textura do solo indica a proporção entre os diferentes tamanhos de partículas constituintes do solo. Partículas grandes de areia formam o “esqueleto do solo” e determinam muitas de suas propriedades mecânicas, enquanto as partículas finas, como argila, que possuem uma grande superfície de contato por unidade de volume, influenciam também o comportamento físico-químico do solo (HARRIS, 1971). As partículas de argila apresentam ação cimentante e tendem a revestir as de areia e silte formando partículas secundárias ou agregados do solo.

A textura influencia o comportamento do solo submetido a pressões externas, pois determina o atrito entre as partículas e o tipo de ligação entre elas. Em geral, quanto maiores as partículas do solo, menor sua compressibilidade e agregação (HORN; LEBERT, 1994).

A estrutura do solo refere-se à organização de suas partículas sólidas e à geometria do espaço poroso. A existência de agregados de partículas primárias do solo depende, geralmente, da ocorrência de agentes cimentantes que podem ser a argila, a matéria orgânica e os óxidos de ferro e alumínio, estes últimos comuns em solos tropicais (CAMARGO; ALLEONI, 1997). Solos bem estruturados apresentam agregados com maior estabilidade à variação de umidade do solo.

O espaço poroso em solos estruturados pode ser dividido em duas partes, os poros interagregados e os intra-agregados. A primeira apresenta poros maiores e mais contínuos sendo resultante da ação de minhocas e de raízes ou formada por fendas ou fissuras do solo e, a segunda, é constituída por poros de diâmetros menores e menos contínuos (HORN; LEBERT, 1994).

A resposta do solo às pressões externas depende de sua deformação, a qual ocorre apenas se as partículas são capazes de se separar e se movimentar, uma em relação às outras, o que é altamente influenciado pela presença dos agregados e pelo espaço poroso, ou seja, pela estrutura do solo. KERTZMAN (1989) apud KERTZMAN (1996), observou que uma boa estruturação modifica o comportamento do solo com texturas semelhantes.

Em condições semelhantes de solo, o fator determinante da compactação é o teor de umidade no momento do tráfego, como observado por diversos autores.

Em geral, quanto maior o teor de umidade do solo maior a compactação para uma mesma pressão aplicada (HARRIS, 1971), devido à melhor lubrificação entre suas partículas, o que reduz o atrito entre elas e possibilita maior compressão. Ao contrário, solos secos apresentam menor deformação com o tráfego de máquinas resultando em baixos níveis de compactação.

O tráfego de máquinas constitui o mais importante fator externo causador da compactação do solo. As características do carregamento aplicado ao solo que influenciam o processo de compactação estão diretamente relacionadas às características das máquinas agrícolas, tais como, a carga no eixo da máquina, as dimensões, geometria, rigidez, patinamento e pressão de inflação dos pneus e a velocidade de operação (ABU-HAMDEH et al., 2000; KOOLEN; KUIPERS, 1983).

Durante o tráfego, as pressões geradas na interface pneu-solo e sua propagação em profundidade dependem da carga do veículo e das características dos pneus e do solo. SÖHNE (1958) concluiu que a pressão na camada superficial do solo é determinada pela pressão de contato na superfície e que a pressão nas camadas subsuperficiais é determinada, principalmente, pela carga no eixo da máquina.

ABU-HAMDEH et al. (2000) analisando os efeitos de diferentes níveis de carga e de pressão de inflação de pneus concluíram que ambos os parâmetros apresentaram efeito significativo sobre a compactação do solo até uma profundidade de 500 mm.

HÅKANSSON et al. (1988) verificaram que um pneu relativamente flexível com uma pressão de inflação moderada operando em um solo moderadamente firme exerce uma pressão sobre o solo da mesma magnitude da pressão de inflação dos pneus, embora a rigidez da carcaça possa aumentar a pressão sobre o solo e distribuí-la desuniformemente. Nessas condições, as complexas interações pneu-solo determinam a pressão sobre o solo, a qual pode variar bastante ao longo da superfície de contato.

Várias pesquisas foram realizadas visando determinar a pressão dos pneus sobre a superfície do solo (GUPTA; RAPER, 1994), porém, em virtude da complexa geometria dos pneus agrícolas, da diversidade de tipos de solos, pneus e condições de

operação das máquinas, as relações desenvolvidas são, em geral, válidas apenas em condições específicas, não tendo aplicação universal.

VANDEN BERG; GILL (1962) verificaram que, na interface pneu-solo, as pressões foram maiores quando a superfície do solo estava firme em relação ao solo solto e que, também, variaram com a pressão de inflação dos pneus.

No mesmo estudo, verificaram que, com o aumento da pressão de inflação, reduziram-se as marcas das garras dos pneus no solo e houve concentração de tensões nas laterais dos pneus. Reduzindo a pressão de inflação, as marcas ficaram mais visíveis e decresceram as pressões na interface pneu-solo. As pressões geradas sob as garras dos pneus foram mais altas do que entre as mesmas e em relação àquelas geradas por pneus lisos.

KOOLEN & KUIPERS (1983) também concluíram quanto à importância da deflexão dos pneus nas pressões geradas no solo em virtude da alteração na área de contato. Apontam, como consequência, a necessidade do desenvolvimento de sistemas de controle da pressão de inflação dos pneus, durante a operação, de modo a impedir que a deflexão gere pressões elevadas.

Apesar das complexas relações envolvidas, as conclusões de ordem gerais estabelecidas por SÖHNE (1958) ajudam a encontrar soluções práticas para redução da compactação superficial, tais como, o aumento da área de contato através do uso de pneus duplos, mais largos ou de baixa pressão de inflação.

A influência da velocidade de operação sobre a compactação foi analisada por HADAS et al. (1986). Segundo estes autores, o mesmo trator a uma velocidade mais alta (8 km h^{-1}) determinou uma menor densidade do solo em relação à velocidade baixa ($3,2 \text{ km h}^{-1}$) para uma mesma profundidade e carga no eixo.

A relação básica entre as variáveis do solo e da carga aplicada é caracterizada pela curva experimental de compactação, conhecida também como ensaio de Proctor, o qual permite determinar a máxima densidade do solo em diferentes umidades, sendo importante ferramenta para uso em obras civis.

Neste ensaio, a energia de compactação é aplicada em uma amostra de solo com níveis de umidade diferentes, monitorando-se as variações na sua densidade. Os resultados apresentam uma forma parabólica onde, para um mesmo nível de energia aplicada, a densidade cresce com o aumento da umidade até atingir um valor máximo

quando, então, passa a decrescer com o acréscimo de umidade. Os parâmetros que definem a forma da curva dependem de fatores relativos ao tipo de solo e à energia aplicada.

Contudo, pelo fato da amostra de solo sofrer homogeneização no laboratório e a energia de compactação ser aplicada de modo não correspondente ao tráfego de máquinas agrícolas, os resultados do ensaio não são, em geral, comparáveis às condições reais verificadas em campo (HORN; LEBERT, 1994).

A curva de compressão do solo, obtida pelo ensaio de compressão simples, constitui outra técnica utilizada para analisar a deformação de uma amostra submetida a um nível crescente de pressão para um determinado teor de umidade.

O resultado é representado graficamente através de uma curva relacionando o logaritmo da pressão aplicada e algum parâmetro referente ao estado físico do solo, como por exemplo, a densidade do solo (DIAS JUNIOR; PIERCE, 1996).

A curva de compressão obtida apresenta duas regiões distintas, denominadas curva de compressão secundária e reta de compressão virgem. Esta última representa a região onde as deformações são plásticas e não-recuperáveis enquanto que a curva secundária indica os níveis de pressões no solo ocorridas no passado, com deformações pequenas e elásticas (DIAS JUNIOR; PIERCE, 1996).

O ponto de separação entre as duas curvas corresponde à chamada pressão de pré-consolidação, a qual indica o nível máximo de pressão a ser aplicada ao solo sem que ocorra deformação plástica, ou seja, compactação adicional.

Os autores criaram um modelo de predição da pressão máxima suportada por um solo para diferentes umidades baseado na pressão de pré-consolidação. Seu objetivo é disponibilizar uma ferramenta para prevenir a compactação adicional, considerando a pressão máxima que o solo pode suportar em diferentes umidades.

O grande número de fatores que influenciam a ação das máquinas sobre o solo e a resposta do solo ao tráfego bem como as complexas interações entre estes fatores dificultam o conhecimento amplo dos fenômenos e o estabelecimento de relações de validade geral.

2.3. Efeitos da compactação no solo e nas plantas

Como visto, o processo de compactação do solo modifica o arranjo espacial de suas partículas resultando no aumento da densidade do solo e na redução do espaço poroso, principalmente de macroporos. A intensidade das modificações nas propriedades físicas do solo depende das pressões de compactação e da condição inicial do solo.

Em consequência da compactação, alteram-se, em graus variados, os fluxos de água, ar, temperatura e de nutrientes além da resistência mecânica do solo influenciando a germinação, emergência e desenvolvimento das plantas cultivadas e o período de tempo disponível para realização das operações agrícolas mecanizadas.

A água junto com oxigênio e nutrientes são os elementos que, ao se encontrarem disponíveis e em quantidade adequada no solo, asseguram condições ótimas para as plantas. Por outro lado, o sistema radicular das plantas requer condições físicas e químicas adequadas no ambiente, para extrair os elementos fundamentais e realizar seu potencial produtivo.

Tais condições do solo e da disponibilidade de água, ar e nutrientes, requeridos pelas plantas, são afetadas pela compactação.

Pela sua relação direta com o processo de compactação, a densidade do solo é a propriedade física mais comumente usada para descrever o estado de compactação (CAMPBELL, 1994).

A densidade do solo é definida como a relação entre a massa seca das partículas do solo e o volume total ocupado pela massa (partículas mais poros), sendo chamada, também, de densidade global ou aparente. A densidade varia de acordo com as características do solo e, segundo TORRES; SARAIVA (1999), em solos argilosos varia entre 1,0 a 1,45 Mg m⁻³ para condições de mata e muito compactados, respectivamente. Solos arenosos apresentam densidades variáveis entre 1,25 a 1,70 Mg m⁻³.

A porosidade total do solo é outra propriedade física usada para caracterizar a compactação uma vez que, durante o processo, ocorrem mudanças na distribuição dos tamanhos e no volume total de poros. O tamanho, distribuição e continuidade dos

poros condicionam o comportamento físico-hídrico do solo, pois é no espaço poroso onde circulam a água (solução) e o ar (atmosfera) do solo (KERTZMAN, 1996).

Como mencionado, o espaço poroso pode ser dividido em duas categorias de acordo com o diâmetro dos poros, a saber, os macros e microporos, sendo os primeiros responsáveis pela aeração do solo e circulação rápida da água devido à força da gravidade. Nos microporos, a água circula lentamente devido à ação das forças capilares sendo, portanto, responsáveis pela retenção e distribuição da água.

KERTZMAN (1996) verificou uma redução de cerca de 12% na porosidade total, em plantio direto no solo argiloso, sendo totalmente resultante da eliminação de macroporos (interagregados e canais).

Como os macroporos têm papel importante na movimentação de gases no solo são também chamados de porosidade de aeração. Os efeitos da compactação na aeração do solo podem, portanto, ser avaliados através da análise da ocorrência de macroporos e, freqüentemente, valores críticos para esse fator são estabelecidos na literatura. Em geral, considera-se que 0,25% ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$) representa uma boa porosidade de aeração e, abaixo de 0,1% ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$), deficiente aeração (STEPNIEWSKI et al., 1994).

Embora a porosidade de aeração seja um indicador muito utilizado para caracterizar a aeração do solo, devido à sua simplicidade, outros processos fundamentais na atmosfera do solo também são influenciados pela compactação e, devido à sua complexidade, exigem indicadores próprios.

Assim, a capacidade do solo para troca de um gás entre zonas com diferentes concentrações é estimada através do coeficiente relativo de difusão de gás, o qual diminui rapidamente com o aumento na densidade do solo.

XU et al (1992) apud CAMARGO; ALLEONI (1997), identificaram coeficientes próximos a zero para porosidades de aeração inferiores a 0,1 $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$ em solos argilosos compactados e, em solos arenosos os quais, em geral, apresentam alta porosidade de aeração, os coeficientes de difusão foram mais altos.

A permeabilidade do solo caracteriza a habilidade em permitir o fluxo de gases em resposta a gradientes de pressão e depende diretamente do número, continuidade, tortuosidade e do quadrado do diâmetro dos poros de aeração. É,

portanto sensível à presença de macroporos contínuos e reduz o crescimento radicular das plantas.

A composição do ar do solo também é modificada pela compactação devido ao impedimento do transporte de gases no solo o que gera um desequilíbrio entre os gases da respiração do solo e da atmosfera livre (STEPNIEWSKI et al., 1994).

Os componentes básicos do ar do solo são vapor d'água, nitrogênio, oxigênio e dióxido de carbono, sendo os dois últimos mais importantes. Quando a concentração de oxigênio no solo é insuficiente, outros gases passam a ser produzidos e podem prejudicar as raízes das plantas.

A disponibilidade de oxigênio para as raízes, denominada taxa de difusão de oxigênio, depende não apenas da concentração desse elemento na atmosfera do solo, mas, também, da condição física do solo adjacente às mesmas. Assim, o aumento da densidade do solo ou a diminuição de sua umidade próxima às raízes, reduz rapidamente essa taxa afetando diretamente a emergência, crescimento e produtividade das plantas.

McAFEE (1989) apud STEPNIEWSKI et al.(1994) mostrou que, em solo argiloso, a concentração de oxigênio na atmosfera do solo reduziu significativamente no tratamento compactado, principalmente quando a umidade era alta, e que as flutuações na concentração do gás foram maiores no solo compactado.

Uma consequência importante da baixa aeração dos solos é a produção de condições anaeróbicas que realçam as perdas de fertilizantes nitrogenados na forma de óxido nitroso, havendo relatos de até 25% de redução na produtividade das culturas (BAKKEN et al., 1987 apud STEPNIEWSKI et al., 1994).

O conteúdo e o fluxo de água no solo dependem diretamente do espaço poroso, ou seja, do tamanho dos poros e de sua continuidade. A analogia realizada por WARKENTIN (1971) entre o solo e um tubo, onde a vazão no tubo é proporcional à quarta potência do seu raio e que, ao se reduzir o raio pela metade a vazão é reduzida dezesseis vezes, demonstra como a redução no diâmetro dos macroporos, pela compactação, diminui a transmissão de água ou a condutividade hidráulica em solos saturados.

KERTZMAN (1996) ao comparar a condutividade hidráulica em um solo argiloso preservado sob condições naturais (mata) e cultivado com plantio direto,

identificou uma redução da ordem de dez vezes nesse indicador (130 para 13 cm h⁻¹) na camada superficial (até 20 cm), para amostras saturadas.

Solos argilosos apresentam, em geral, baixa condutividade hidráulica em relação aos arenosos devido ao menor tamanho médio dos poros e à ação de forças de superfície (capilares) que retém a água. Por essa razão, em solos argilosos não saturados, a condutividade hidráulica é, em geral, menos afetada pela compactação em relação a solos de textura mais grossa.

A taxa de infiltração de água no solo indica sua capacidade de absorver água de chuva ou de irrigação possibilitando o abastecimento das camadas mais profundas, evitando o escoamento superficial e, conseqüentemente, a erosão.

No mesmo trabalho, KERTZMAN (1996) verificou uma drástica redução na taxa de infiltração, da ordem de 20 vezes, em consequência da compactação, caindo de 140 para 6,5 cm h⁻¹.

HORTON et al. (1994) também verificaram redução na taxa de infiltração no plantio direto e no preparo com escarificador devido à compactação.

A compactação aumenta a retenção de água no solo não saturado e próximo às condições de maior disponibilidade de água para as plantas (pressão de sucção maior que 0,1 bar), tanto em solos argilosos como arenosos (CAMARGO; ALLEONI, 1997).

Entretanto, em solos argilosos, a retenção foi maior quanto mais seco se encontrava o solo (maior pressão de sucção), conforme observou WARKENTIN (1971).

Em solos argilosos com plantio direto, KERTZMAN (1996) verificou um aumento de cerca de 50% no volume de água disponível na camada superficial compactada em virtude do aumento de microporos.

Vários processos biofísicos fundamentais para o desenvolvimento das plantas são controlados por mecanismos dependentes da temperatura e da transmissão de calor no solo os quais, por sua vez, também são afetados pela compactação.

Com o aumento da densidade e da umidade aumentam, em geral, a condutividade e a difusividade térmicas do solo, contudo, a influência da umidade é maior do que a da densidade (WILLIS; RANEY, 1971).

A nutrição de plantas depende da solução de nutrientes do solo e de sua concentração próxima às raízes sendo, também, influenciada pela compactação.

Os nutrientes atingem as raízes através da solução do solo e a facilidade desse processo depende da condutividade hidráulica do solo. Por outro lado, como as raízes absorvem os nutrientes da solução próxima a elas, ocorre um gradiente de concentração de solutos e, por difusão, a solução tende a equilibrar sua concentração, transportando nutrientes de outros locais para junto das raízes. Ambos os processos de transporte de nutrientes no solo são, até certo ponto, estimulados favoravelmente pela compactação, mas, a quantidade de nutrientes mineralizados a partir da matéria orgânica do solo diminui com o aumento da densidade (KEMPER et al., 1971).

A difusão de nutrientes no solo não é, ainda, um processo completamente conhecido e, por isso, muitos resultados de pesquisas apresentam contradições quanto aos efeitos da compactação, sendo comum ocorrerem efeitos indiretos associados à compactação como, por exemplo, o aumento da resistência mecânica do solo à penetração das raízes, reduzindo seu volume, o que dificulta o estudo controlado do fenômeno (CAMARGO; ALLEONI, 1997).

O aumento da densidade do solo resultante da compactação provoca mudanças no comportamento mecânico do solo que se refletem no aumento da resistência mecânica, a qual depende do arranjo interno das partículas e da umidade do solo. Indicadores da resistência mecânica do solo também têm sido utilizados para caracterizar o estado de compactação.

A deformação do solo depende da possibilidade de movimentação de suas partículas e, portanto, das forças de coesão e de atrito entre elas. Quanto mais compactado o solo e menor o tamanho das partículas, maiores serão as forças de atrito entre elas e menor a deformação para uma mesma pressão aplicada.

À medida que aumenta a umidade do solo, as forças de atrito se reduzem uma vez que a água passa a atuar como lubrificante diminuindo o atrito interno. Fica claro, assim, porque quanto mais úmido o solo menor a resistência para sua mobilização por implementos, tais como, arados e grades.

A coesão entre as partículas do solo é consequência da atração química entre elas (coesão real) bem como da tensão capilar da água que atrai as partículas entre si (coesão aparente).

Solos saturados apresentam coesão aparente desprezível, mas, em condições não-saturadas, esta desempenha papel importante na resistência mecânica. Assim, quanto mais compactado o solo, mais próximas estão suas partículas e maior é o atrito entre elas e, da mesma forma, para uma mesma condição de umidade, a coesão aparente aumenta com a compactação.

Amostras de um solo argiloso foram analisadas quanto à resistência à compressão por KERTZMAN (1996), em diferentes níveis de umidade e densidade, concluindo-se que a resistência do solo seco e pouco compactado foi praticamente igual à do solo muito compactado e muito úmido, evidenciando a importância dos fatores densidade e umidade. O autor chama a atenção para o conflito existente no manejo daquele solo: quanto mais seco o solo menor sua compactação pelo tráfego e maior sua resistência mecânica, porém quanto mais úmido maior o risco de compactação pelo tráfego e menor a resistência.

A resistência mecânica do solo pode ser analisada considerando seus componentes elementares, tais como, a resistência ao cisalhamento, à compressão e à tração, de forma conjunta ou isolada, em campo ou laboratório, de forma direta ou indireta, sendo a metodologia adotada dependente dos objetivos do problema.

No caso do tráfego de máquinas, as tensões atuantes no solo são complexas, não existindo uma metodologia universalmente aceita para descrever o estado de tensões resultante.

2.4. Métodos para avaliação da compactação do solo

Os efeitos da compactação pelo tráfego são avaliados medindo-se a intensidade das alterações nas propriedades físicas do solo.

Não existe, no entanto, um parâmetro de medição que reflita de forma completa e abrangente todas as consequências da compactação, bem como não há concordância quanto aos critérios para estabelecimento de níveis ou valores críticos de compactação do solo.

Há, portanto, uma incerteza associada à representação precisa da compactação do solo uma vez que não existe uma medida adequada da mesma.

Essa ambigüidade resulta da grande diversidade de condições de solo, clima, máquinas, culturas exploradas e sistemas de produção existentes o que torna difícil estabelecer relações válidas generalizadas entre estes fatores e, conseqüentemente prever as respostas do solo e das plantas às cargas aplicadas pelas máquinas.

Uma extensa quantidade de atributos do solo tem sido empregada para caracterizar a compactação, destacando-se a densidade aparente, porosidade total, macroporosidade, microporosidade, resistência à penetração ou ao cisalhamento, condutividade hidráulica, permeabilidade ao ar e geometria do rasto do pneu.

Em geral, estas propriedades são medidas antes e imediatamente após o tráfego, em diferentes profundidades e as alterações verificadas servem como indicadores da intensidade e distribuição da compactação no solo (SOANE et al., 1981).

Tais alterações são analisadas de forma absoluta ou relativa considerando, nesse caso, algum critério definidor de valores críticos de compactação, geralmente estabelecidos a partir de resultados experimentais locais ou pelo conhecimento e experiência de um especialista.

O principal atributo do solo utilizado para caracterizar o efeito da compactação é a densidade aparente, ou sua variação resultante do tráfego, a qual pode ser determinada através de métodos diretos ou indiretos.

No primeiro caso, uma amostra de solo de volume conhecido é removida, secada e pesada e a densidade é calculada pela relação entre peso seco e volume. Os métodos do anel volumétrico e da escavação (ERBACH, 1987) são exemplos do processo direto.

O anel volumétrico é o mais usado pela sua simplicidade, acurácia e pela localização precisa da profundidade da amostra. Sua desvantagem reside na inexistência de padronização do tamanho da amostra, o que dificulta a comparação entre diferentes estudos, e na amostragem relativamente demorada. Para medição da densidade do solo com o anel volumétrico, ERBACH (1987) argumenta que a acurácia do método pode chegar a $0,05 \text{ Mg m}^{-3}$ em condições favoráveis de amostragem e número de repetições.

No método indireto, utiliza-se a relação existente entre o espalhamento ou a atenuação de raios gama e a densidade do solo para determiná-la. Como a

transmissão e espalhamento de radiação gama no solo variam com alguns de seus atributos, dentre eles a densidade aparente, então, com adequada calibração, a medição desses fenômenos pode ser usada para estimá-la (ERBACH, 1987).

Com equipamentos desse tipo pode-se realizar um grande número de leituras com boa resolução espacial e sem destruir as amostras (SOANE et al., 1981), contudo, requer freqüentes calibrações no local além de treinamento especializado do operador.

A densidade do solo não é um bom indicador absoluto da compactação do solo, pois, em geral apresenta baixa correlação com o crescimento e produtividade das plantas.

Além disso, dependendo do tamanho da amostra, pode não representar adequadamente o tamanho e a distribuição dos poros, principalmente aqueles de maior diâmetro, tais como, canais e poros biológicos, os quais desempenham papel importante no desenvolvimento radicular, principalmente em sistemas conservacionistas. Por outro lado, a coleta de amostras grandes de solo não é simples e traz problemas de ordem prática.

Para caracterizar o estado de compactação, alguns autores têm utilizado a relação entre a densidade medida e um valor de densidade de referência para o mesmo solo, determinada em ensaios de laboratório.

LIPIEC; HÅKANSSON (2000) empregaram a conceito de “grau de compactação”, definido como a relação entre a densidade do solo e a densidade de referência obtida pelo teste de compressão uniaxial a uma tensão de 200 kPa, e verificaram que o valor ótimo desse fator para o crescimento das plantas foi similar em vários solos.

Constataram, também, que os valores críticos de macroporosidade e resistência à penetração para o crescimento das culturas também se comportaram de modo similar em relação a esse fator, em quatro solos argilosos. Argumentam, portanto, que o grau de compactação parece ser um parâmetro mais útil que a densidade em estudos de respostas das plantas à compactação.

A porosidade total do solo é outro atributo usado para caracterizar a compactação e, também, pode ser determinada por via direta ou indireta. A via direta visa descrever morfológica e qualitativamente a porosidade e requer o estudo de

amostras de solo em lupas e microscópios ou, ainda, através da análise de imagens, a qual permite a quantificação da morfologia dos poros (KERTZMAN, 1996).

A via indireta consiste no preenchimento dos poros da amostra de solo com algum fluido até sua saturação e, a partir dos volumes medidos do líquido e da amostra, determina-se sua porosidade total.

A identificação do volume de poros segundo seu diâmetro, ou seja, a micro e macroporosidades, é feita, comumente, através da curva de retenção de água no solo, a qual relaciona o volume de água retida no solo, para valores de pressão previamente estabelecidos, como correspondentes a determinados tamanhos de poros.

A morfologia dos poros pode, também, ser determinada através de outros métodos, tais como, a análise de imagens e porosimetria de mercúrio (KERTZMAN, 1996). No entanto, tais técnicas para descrição morfológica do sistema poroso do solo são, em geral, demoradas e requerem equipamentos de laboratório para sua determinação, limitando o número de amostras que podem ser avaliadas.

O emprego da porosidade total como indicador da compactação apresenta restrições uma vez que nas condições mais comuns de tráfego de máquinas, o efeito da compactação é mais acentuado na macroporosidade e menor na porosidade total. No entanto, o uso da macroporosidade como indicador apresenta os inconvenientes citados para sua determinação.

Penetrômetros de cone de diferentes formatos e tamanhos têm sido muito utilizados para caracterizar a resistência mecânica do solo em virtude da facilidade e rapidez das medições (GUERIF, 1994). Em virtude disso, a maior parte dos trabalhos de pesquisa aplicada sobre compactação pelo tráfego utiliza a resistência à penetração ou índice de cone, como também é chamada, como atributo para caracterizar seus efeitos.

Existem dois tipos principais de penetrômetros, o estático e o dinâmico. No primeiro a haste metálica é introduzida continuamente no solo, à velocidade aproximadamente constante e não superior a 30 mm s^{-1} , e a força ou pressão de resistência do solo é registrada em profundidades pré-determinadas. Tais equipamentos apresentam inúmeras configurações quanto aos dispositivos de medição da força, profundidade e de controle da velocidade de penetração.

O penetrômetro dinâmico utiliza o deslocamento livre de um corpo com massa conhecida para transferir energia e realizar a penetração do cone no solo. A cada impacto da massa sobre a haste do cone, verifica-se a profundidade atingida e é feito o registro da penetração. Suas desvantagens residem na demora e dificuldade de realizar medições quando o solo encontra-se compactado.

A resistência à penetração depende das seguintes características do penetrômetro: ângulo e diâmetro do cone, rugosidade da superfície e velocidade de penetração. Alguns desses fatores são padronizados por normas específicas (ASAE, 1986).

Os aspectos do solo que influenciam a resistência à penetração são a densidade, textura, matéria orgânica e, principalmente, a umidade. O uso do penetrômetro como indicador de compactação deve ser feito com cuidado devido à sua dependência em relação à umidade do solo e às complexas relações com as demais características do solo (O'SULLIVAN et al., 1987).

Por ser uma medição localizada, quase pontual, a resistência à penetração apresenta uma alta variabilidade, como verificou VOORHESS (1978), citado por SOANE et al. (1981), em seu experimento onde, para um mesmo tratamento, a densidade aumentou 20% e a resistência cerca de 400% com a compactação.

A resistência à penetração apresenta alta variabilidade mesmo em pequenas distâncias, com coeficientes de variação entre 18% e 50% (CAMPBELL; O'SULLIVAN, 1991) e erro padrão entre 10 e 20% da média (MACARIOLA; WOODHEAD, 1994).

Apesar das limitações do penetrômetro, freqüentemente valores críticos de resistência à penetração são empregados para indicar restrição ao desenvolvimento radicular. Esse procedimento constitui, porém, uma aproximação muito grosseira, pois, como observaram MACARIOLA; WOODHEAD (1994), estes valores podem ser até oito vezes superiores à força máxima exercida pelas raízes, uma vez que estas seguem planos de menor resistência, tais como fendas e pequenos canais formados por minhocas ou raízes anteriores, e os penetrômetros são rígidos e se deslocam em linha reta.

A permeabilidade ao ar e a condutividade hidráulica do solo também são muito utilizados como indicadores do estado de compactação, contudo,

procedimentos experimentais demorados ou que requerem equipamentos sofisticados limitam seu uso e a quantidade de amostras a serem coletadas.

Transdutores de força enterrados para determinação do estado de tensões atuantes no solo constituem outro meio para caracterização do estado de compactação, embora seu uso seja restrito a grupos de pesquisa. Sensores de deformação também são disponíveis para medição dos efeitos da compactação no solo e, quando associados a transdutores de força, permitem caracterizar completamente a relação tensão-deformação do solo, como é o caso do sensor ótico desenvolvido por PYTKA; KONSTANKIEWICZ (2002).

Nos últimos anos, vários métodos têm sido pesquisados visando a medição contínua de atributos do solo relacionados à compactação com o objetivo de gerar mapas que representem a variabilidade espacial desses atributos.

Tais mapas podem ser integrados a sistemas de informações geográficas e auxiliar na tomada de decisão em sistemas de produção gerenciados a partir do enfoque da agricultura de precisão.

Nesse sentido, CLARK et al. (2000) utilizaram um equipamento comercial para medição contínua (para toda a área) da condutividade elétrica em uma área de algodão juntamente com uma malha de dados de resistência à penetração e identificaram uma correlação razoável entre a condutividade elétrica e a profundidade da camada compactada.

SIRJACOBS et al. (2002) desenvolveram uma haste acoplada a um transdutor de força e tracionada por um trator para medição contínua dos componentes horizontal e vertical da força de tração e os momentos atuantes durante o deslocamento no campo. Comparando os valores medidos com os atributos físicos em alguns pontos de controle no campo, encontraram boa correlação entre resistência à penetração e força horizontal bem como entre umidade do solo e força vertical.

MOUAZEN; RAMON (2003) também utilizaram a força de tração de um subsolador para determinar a variação espacial da densidade do solo. Recentemente, KOOSTRA; STOMBAUGH (2003) apresentaram um sensor para medição contínua da permeabilidade do solo ao ar visando identificar áreas compactadas.

Outro aspecto importante na medição dos efeitos da compactação sobre as propriedades físicas do solo é que estas variam espacial e temporalmente por razões naturais e relacionadas ao manejo.

Variações horizontais e verticais nos atributos do solo podem ser resultantes de alterações naturais das propriedades do solo, tais como, textura, matéria orgânica e estrutura; dos efeitos do manejo passado do solo, incluindo preparo do solo e tráfego (CASSEL, 1982) além dos efeitos climáticos, tais como impacto de chuvas, temperatura, etc... . Efeitos aleatórios também afetam a variabilidade dos dados medidos (O'SULLIVAN et al., 1987).

Para se conhecer o padrão da variabilidade de um determinado atributo do solo, O'SULLIVAN et al (1987) recomendam realizar uma avaliação preliminar em toda a área com medições feitas em grade e com o maior número possível de amostras. A partir dessas informações é possível determinar o número mínimo de amostras necessárias para se obter uma estimativa aceitável da média da população e isolar os efeitos da variação horizontal e vertical provocadas pelo preparo ou tráfego anteriores (CASSEL, 1982). Esse procedimento, no entanto, por ser demorado e caro, raramente é realizado mesmo em áreas experimentais.

A constatação de que medições próximas entre si, de um atributo do solo, tendem a apresentar maior similaridade do que medições distantes, ou seja, de que existe uma dependência espacial entre as medições, foi a base para o desenvolvimento da geoestatística, a qual auxilia no conhecimento do padrão de variabilidade espacial e na redução da variância das estimativas em relação aos métodos estatísticos tradicionais. No entanto, também pressupõe um levantamento inicial na área o que apresenta os mesmos inconvenientes citados anteriormente.

O estabelecimento de valores críticos de compactação do solo a partir dos quais ocorre uma redução importante na produtividade das culturas ou um aumento significativo dos impactos negativos no ambiente, tem sido pesquisado por vários autores.

O enfoque mais comum é a adoção de valores limites para atributos do solo tais como densidade, resistência à penetração e macroporosidade, de validade generalizada.

CARTER (1988) utiliza as resistências à penetração de 1,5 e 2,5 MPa como limites para redução e impedimento do crescimento radicular, respectivamente.

CANILLAS; SALOKHE (2002), com base em revisão da literatura, empregaram uma faixa ampla de resistência à penetração, considerando que valores menores ou iguais a 1 MPa representam nenhuma restrição e valores iguais ou superiores a 10 MPa são totalmente restritivos. Entre estes dois limites, propuseram uma equação de segundo grau relacionando um coeficiente de compactação adimensional, variável de 0 a 1, e o valor medido de resistência.

Valores entre 0,8 e 1,0 do coeficiente de compactação, segundo os autores, representam condições ótimas para o desenvolvimento das plantas e, abaixo de 0,5, más condições.

A mesma metodologia foi utilizada pelos autores para a densidade do solo, sendo que, nesse caso, valores menores que $1,3 \text{ Mg m}^{-3}$ representam nenhuma restrição e, acima de $2,1 \text{ Mg m}^{-3}$, restrição completa.

Entre estes limites, uma equação de segunda ordem foi empregada para estimar um coeficiente de compactação baseado na densidade do solo.

REICHERT et al (2002) também propuseram valores limites de densidade para áreas com plantio direto segundo a textura do solo.

Diferentes classes e valores para estes atributos são discutidos por CAMARGO; ALLEONI (1997); TORRES; SARAIVA (1999) e CASAGRANDE (2001).

A definição de valores limites de compactação permite apenas uma avaliação grosseira do estado de compactação do solo uma vez que, como discutido, as relações quantitativas entre atributos físicos e crescimento das plantas são, ainda, muito pouco conhecidas.

De fato, como afirmou RUSSEL (1952) citado por SILVA et al (2002), grande parte das informações relacionando atributos físicos do solo e crescimento de plantas são vagas, qualitativas e freqüentemente carentes de base científica.

Mesmo reconhecendo estas dificuldades, SILVA et al (2002) desenvolveram o conceito de “intervalo hídrico ótimo” (IHO) para descrever a amplitude hídrica do solo de modo combinado com valores críticos para o desenvolvimento das plantas

relacionados à porosidade de aeração, resistência à penetração e potencial matricial do solo.

O método proposto identifica, em laboratório, as curvas de retenção de água no solo e de variação da resistência à penetração com a umidade e, a partir dessas informações, determinam-se as curvas de variação da capacidade de campo, do ponto de murcha permanente, da resistência à penetração crítica (2 MPa) e da macroporosidade crítica (10%) com a umidade e densidade do solo. A superfície delimitada pelas quatro curvas define o intervalo hídrico ótimo o qual, segundo os autores, reflete a qualidade física do solo.

Limitar as tensões geradas no solo pelo tráfego de máquinas, segundo a capacidade de suporte de cada solo, tem sido o enfoque adotado por vários países europeus dentro de um contexto atual de reconhecimento da importância do solo como recurso natural não-renovável, o qual tem levado ao aumento da regulamentação para sua proteção e uso sustentável (VAN DEN AKKER; ARVIDSSON; HORN, 2003).

Nesse sentido, outro atributo do solo usado para definir valores críticos de compactação é a pressão de pré-consolidação. HORN; FLEIGE (2003) desenvolveram um procedimento para determinação da pressão de pré-consolidação e das tensões no solo devido ao tráfego e consideram que alterações no estado poroso (compactação) ocorrem apenas quando as tensões transmitidas ao solo são superiores à de pré-consolidação.

HÅKANSSON; MEDVEDEV (1995) comentam que a preocupação em limitar a sobrecarga nos solos com preparo periódico deve se concentrar na compactação do subsolo uma vez que o próprio preparo, além dos agentes naturais, geralmente aliviam a compactação na superfície. No entanto, ressaltam que em sistemas sem preparo é necessário também verificar efeitos de longo prazo da compactação superficial.

Os mesmos autores citaram estudos na Rússia onde foram propostos valores para pressões máximas em solos de textura fina considerando critérios mais simples, dentre eles, de que não poderia haver compactação abaixo de 30 cm e que o rebaixamento da superfície do solo pelo tráfego não poderia ser maior do que 2 cm, o

que resultou em pressões máximas variando entre 30 e 120 kPa, dependendo da umidade do solo.

Em outros países, limites de carga ou de pressões no solo são estabelecidos de forma geral. Por exemplo, na Alemanha recomenda-se 2 Mg por pneu para evitar compactação no subsolo e 50 a 200 kPa de pressão no solo para evitar compactação na superfície. Na Suécia, a recomendação máxima é de 6 Mg em eixos simples e 8 a 10 Mg em eixos duplos, segundo HÅKANSSON; MEDVEDEV (1995).

Apesar dos avanços nas análises quantitativas para estabelecer valores críticos de compactação do solo, as informações disponíveis ainda são limitadas e os métodos existentes, em geral, não geram informações rapidamente (WEISSKOPF et al., 2003; SPOOR et al., 2003).

SPOOR et al. (2003) apresentaram uma metodologia baseada no conhecimento especialista para classificação da suscetibilidade dos solos à compactação a partir da densidade e textura, e da vulnerabilidade à compactação a partir de sua suscetibilidade e umidade. Tal procedimento permitiu uma análise qualitativa rápida, mas, segundo os autores, deve ser usado apenas como uma referência e requer ajustes às condições locais.

A classificação do estado de compactação do solo também pode ser feita pelo método do Perfil Cultural descrito por RALISCH et al. (2001).

Segundo os autores, o método busca realizar um diagnóstico qualitativo das estruturas no perfil do solo e ajuda a compreender os processos determinantes de sua degradação como, por exemplo, a compactação. Por ser uma avaliação abrangente que leva em conta o modo de organização das estruturas do solo e o estado interno dos torrões ou agregados do solo, possibilita um diagnóstico detalhado do estado de compactação, baseado não apenas em aspectos analíticos, os quais são altamente variáveis devido à heterogeneidade do meio.

Ao realizar uma descrição detalhada do perfil em estudos de manejo do solo, o método do perfil cultural possibilita a identificação de camadas compactadas considerando vários aspectos simultaneamente, tais como, o tamanho e forma (geometria) dos agregados, a presença de fendas ou poros biológicos, o comportamento das raízes, dentre outros elementos, o que sem dúvida possibilita

uma classificação mais rica e precisa do estado de compactação do solo (NEVES et al., 2003; RICHARD et al., 1999).

Entretanto, por se constituir uma avaliação qualitativa, demorada e que não permite um grande número de repetições torna-se difícil analisar os dados obtidos utilizando métodos estatísticos tradicionais e comparar resultados entre experimentos.

TAVARES FILHO et al. (1999a) propuseram a associação de métodos quantitativos e qualitativos, tais como a penetrometria e o perfil cultural, para tornar o diagnóstico da compactação muito mais eficaz, econômico e seguro.

2.5. Modelagem da compactação do solo

Segundo DEFOSSEZ et al. (2002), a modelagem é uma técnica potencialmente útil para ajudar a compreender e manejar sistemas agrícolas com altos níveis produtivos sem danos ao ambiente.

A modelagem da compactação do solo pelo tráfego de máquinas tem sido estudada em vários países com diferentes enfoques e metodologias, entretanto, apesar disso, como destacam GUPTA; RAPER (1994), mais pesquisas são necessárias para que os modelos sejam aceitáveis e utilizados rotineiramente por pesquisadores e outros agentes.

Grande parte dos estudos nesse tema é dedicada à modelagem para predição ou estimativa da compactação do solo resultante do tráfego de máquinas.

Modelos preditivos de compactação do solo podem ser classificados em dois grandes grupos, a saber, os mecanísticos, os quais simulam os processos que representam a compactação pelo tráfego, através de equações matemáticas definidas analiticamente e, os empíricos, que descrevem as relações entre entradas e saídas e não tratam dos processos envolvidos (O'SULLIVAN; SIMOTA, 1995).

GUPTA; RAPER (1994) apresentaram uma revisão dos modelos mecanísticos e propuseram a divisão da estrutura desses modelos em três tipos principais: modelagem das tensões atuantes na interface pneu-solo; modelagem das relações tensão-deformação para o solo e modelagem da propagação das tensões no

solo, sendo o último caracterizado pelo uso de métodos numéricos (elementos finitos) ou analíticos.

A modelagem das tensões na interface pneu-solo requer a medição ou a determinação analítica de variáveis, tais como, área de contato dos pneus no solo, carregamentos atuantes no solo (compressão e cisalhamento), pressões de contato na interface além da definição das relações entre elas. Devido à complexa geometria dos pneus agrícolas, à variabilidade de condições do solo e à dependência do comportamento mecânico do solo em relação à umidade (JOHNSON; BAILEY, 2002), tal modelagem ainda apresenta grandes dificuldades.

A modelagem das relações tensão-deformação para o solo durante o tráfego apresenta dois enfoques (GUPTA; RAPER, 1994).

No primeiro, admite-se que a maior tensão principal atuante em um volume elementar do solo é adequada para estimar a deformação unitária do solo e, portanto, o teste de compressão uniaxial pode fornecer relações adequadas para descrever as variações na densidade do solo em função da carga aplicada pelo tráfego, umidade e tipo de solo (LARSON et al., 1980).

DIAS JUNIOR; PIERCE (1996) discutem o uso da pressão de pré-consolidação como limite para evitar compactação adicional no solo e a necessidade de estudos para identificação de sua variação com a umidade, manejo e tipo de solos. Os autores propuseram um método para estimativa da pressão de pré-consolidação a partir do ensaio de compressão uniaxial (DIAS JUNIOR, PIERCE, 1995).

O segundo enfoque considera a ocorrência simultânea de tensões de compressão e de cisalhamento e, portanto, exige a descrição mais detalhada do estado de tensões nas três direções principais, utilizando as informações do teste de compressão triaxial.

Para simular as relações tensão-deformação no solo foram desenvolvidos modelos baseados em elementos finitos, na mecânica dos solos do estado crítico e na teoria do fluxo em meios porosos sendo, neste último, associados processos hidráulico-mecânicos (GYSI et al., 2000; DEFOSSEZ et al., 2002).

A modelagem da propagação das tensões no solo é a etapa onde ocorrem as maiores diferenças entre modelos.

Modelos que empregam elementos finitos são baseados na teoria dos meios contínuos e são capazes de tratar as não-linearidades geométricas e do material (ABU-HAMDEH; REEDER, 2003). O solo é representado através de uma malha de nós conectados e procedimentos numéricos são usados para calcular os deslocamentos em cada nó, sendo as deformações e tensões deduzidas a partir dos deslocamentos.

Diversos trabalhos foram desenvolvidos visando ajustar tais modelos ao comportamento do solo, porém, a variação contínua dos parâmetros de elasticidade do solo (módulos de Young e Poisson), durante a compactação, constitui uma dificuldade para seu uso (O'SULLIVAN; SIMOTA, 1995; CHI et al., 1993) além de requererem conhecimento avançado em computação e mecânica dos solos (O'SULLIVAN et al., 1999).

Por outro lado, modelos analíticos baseiam-se na solução proposta por Boussinesq, citado por GUPTA, RAPER (1994), para a distribuição de tensões em um meio homogêneo, isotrópico, elástico e semi-infinito com a carga aplicada em um único ponto na superfície do solo. Essa solução analítica vem sendo modificada por vários autores para adequar-se ao comportamento de diferentes tipos de solos.

Apesar da simplicidade dos modelos analíticos e do relativo sucesso indicado por vários autores na simulação da propagação de tensões no solo, as hipóteses assumidas nestes modelos limitam sua aplicação geral (ABU-HAMDEH; REEDER, 2003).

Como discutem JOHNSON; BAILEY (2002) se o solo se comporta como um sólido contínuo, então deveria se esperar que as maiores tensões ocorressem próximas à superfície, onde a carga é aplicada, e que estas se reduzissem com a distância ou profundidade. Contudo, as maiores tensões são verificadas abaixo da superfície o que demonstra a limitação da aplicação ao solo da mecânica dos meios contínuos.

Por outro lado, modelos empíricos utilizam, em geral, relações simples entre parâmetros do solo e da máquina para estimar atributos do solo relacionados à compactação, tendo sido desenvolvidos diversos tipos de modelos.

AMIR et al. (1976) encontraram uma relação entre porosidade do solo em função da pressão de contato e da umidade do solo para estimativa da compactação.

PAUL; VRIES (1979) desenvolveram um modelo para predição da resistência do solo à penetração a partir da umidade do solo para faixas de tensões da água no solo próximas da saturação em solos minerais.

EARL (1996) analisou a relação entre resistência à penetração e tensão de sucção do solo, para vários tipos de solos na Inglaterra, e encontrou boas correlações entre estes fatores em diferentes condições de cobertura vegetal e densidade do solo. Limites críticos de umidade do solo para o tráfego de máquinas foram estabelecidos por especialistas permitindo o monitoramento da condição de tráfego através do penetrômetro.

GODWIN et al. (1991) encontraram uma relação linear entre a resistência à penetração e a profundidade média do rasto formado pelos pneus, o que, segundo os autores, permite prever potenciais danos às culturas e ao solo antes da realização do tráfego de máquinas.

Baseados em dados experimentais de sistemas de preparo convencional, ARVIDSSON; HÅKANSSON (1991) estabeleceram relações empíricas entre a produtividade de culturas anuais e as condições do solo e das máquinas durante o tráfego.

HERNANZ et al. (2000) apresentaram um modelo empírico para estimativa da densidade do solo a partir da resistência à penetração, umidade e profundidade, o qual foi avaliado com dados experimentais de campo com resultados razoáveis mesmo em solos com texturas diferentes daquela onde o modelo foi determinado.

Modelos baseados na análise de similaridade foram desenvolvidos por SALOKHE, NINH (1993) e CANILLAS, SALOKHE (2001) para quantificação de mudanças na densidade e resistência à penetração em função das características do solo e da máquina, em solos argilosos. Contudo, avaliações desse modelo foram realizadas apenas em condições de laboratório.

2.6. Incertezas associadas à compactação do solo

Uma das características da compactação do solo e de seus efeitos nas plantas é a dificuldade de se definir as propriedades físicas do solo que melhor e mais claramente reflitam o processo como um todo, bem como os valores extremos desses

atributos, do ponto de vista da redução da produtividade das culturas, conforme discutido no item anterior.

Tal dificuldade conduz, muitas vezes, a um diagnóstico equivocado da compactação do solo como causa da redução na produção levando a gasto de tempo e recursos para solucionar um problema que, de fato, muitas vezes não existe (VOORHESS, 1991).

Observa-se, também pela dificuldade de sua identificação, que a compactação é freqüentemente lembrada como causa de problemas quando nenhuma outra causa aparente é reconhecida. Por outro lado, ocorrendo compactação excessiva do solo sem, contudo, sua identificação, é muito provável que as plantas respondam negativamente.

A referida dificuldade para caracterização da compactação e de seus valores críticos tem origem nas incertezas envolvidas em seu estudo. Tais incertezas são causadas pela falta de conhecimento e se expressam de variadas formas.

Inicialmente, a escolha do atributo que caracteriza a compactação depende do objetivo do estudo. Por exemplo, os requisitos de compactação do solo para tração de máquinas são diferentes das culturas (penetração das raízes, infiltração de água,...), conforme destacou SCHAFER et al. (1991).

Além disso, as relações entre atributos físicos do solo e as respostas das plantas ainda são pouco conhecidas bem como o são as interações entre estas relações e as mudanças nos aspectos físico-químico-biológicos, resultantes da redução do volume do solo.

Cabe lembrar, também, a ação de mecanismos de compensação das plantas a ambientes desfavoráveis e a influência dos aspectos climáticos nesses fatores (SCHAFER et al, 1991; BICKI; SIEMENS, 1991).

Nesse contexto, utilizar valores críticos dos atributos físicos para definir classes ou estados de compactação do solo parece ser um critério de pouca utilidade para ser incorporado a sistemas de apoio à tomada de decisão relacionados ao manejo sustentável do solo.

O comportamento mecânico do solo e sua resposta ao tráfego, apesar de muito estudados, também ainda são pouco conhecidos.

GUPTA; RAPER (1994) afirmaram que o solo responde de forma variada às tensões aplicadas e SCHAFER et al. (1991) verificaram que dois ou mais comportamentos parecem ocorrer simultaneamente, sendo muito difícil descrever matematicamente as relações tensão-deformação que o caracterizam.

Durante o tráfego, afirmam os autores citados, ocorrem, simultaneamente, compactação e cisalhamento do solo, fenômenos que interagem, uma vez que as tensões de cisalhamento atuantes no solo dependem do estado de compactação, o que dificulta, ainda mais, a compreensão dos mecanismos envolvidos.

A complexidade dos aspectos citados e suas especificidades às condições locais, especialmente do tipo de solo e das características das máquinas, dificultam a compreensão clara do processo e gera ambigüidades.

Outro tipo importante é a incerteza causada pela variabilidade, a qual resulta de flutuações inerentes na quantidade de interesse, por exemplo, nas variáveis hidrológicas, na produtividade, etc... (REYS, 2003) .

A heterogeneidade espacial das propriedades do solo constitui a principal fonte de incerteza desse tipo na aplicação considerada.

Tal incerteza se expressa, principalmente, pela dificuldade em estimar os atributos físicos para locais não amostrados a partir da amostragem em alguns pontos. Quando a variável apresenta dependência espacial, a krigagem linear tem sido muito usada para estimativa em locais não amostrados; no entanto, apesar de sua popularidade, também apresenta incertezas quanto ao verdadeiro valor da variável em determinado ponto (LARK; BOLAM, 1997) além de requerer amostragens com alta densidade.

A modelagem de processos físicos no solo não deve ignorar a existência de tais incertezas, mas ao contrário, deve procurar incorporá-las aos modelos para ajudar a explicar e entender os fenômenos envolvidos (ENEA; SALEMI, 2001).

As complexas relações envolvidas no estudo da compactação pelo tráfego de máquinas, tanto do ponto de vista da resposta das plantas às mudanças no solo como da resposta do solo ao tráfego, restringem o conhecimento amplo do fenômeno e geram incertezas nas análises relacionadas à classificação da compactação e à estimativa do estado futuro do solo após o tráfego.

Parte de tais incertezas é relativa à imprecisão do conhecimento e, conseqüentemente, ao modo vago e qualitativo como o mesmo é descrito, utilizando expressões na linguagem do especialista.

As incertezas discutidas não são apenas de natureza aleatória e, portanto, ferramentas estatísticas baseadas na análise de probabilidades não são adequadas para tratá-las.

BÁRDOSSY (1996) recomenda o uso de métodos estocásticos e baseados em conjuntos nebulosos para análise de incertezas associadas à heterogeneidade e variabilidade dos parâmetros que compõem o ciclo hidrológico.

McBRATNEY; ODEH (1997) afirmam que a teoria dos conjuntos nebulosos constitui uma ferramenta para quantificar incertezas, principalmente quando estas resultam de limites imprecisos entre diferentes classes ou categorias.

A combinação da teoria dos conjuntos nebulosos com a lógica nebulosa, através de seus operadores, possibilita integrar diferentes tipos de informações e incertezas além de conceitos vagos e subjetivos, típicos do raciocínio humano.

É razoável supor, portanto, que a teoria dos conjuntos nebulosos deve constituir uma ferramenta útil para análise de algumas das incertezas envolvidas na compactação do solo e para sua modelagem (ARAÚJO; SARAIVA, 2003), como é o caso da definição de classes de compactação do solo e das faixas de valores dos atributos físicos do solo que caracterizam estas classes.

2.7. Considerações finais

O capítulo teve como objetivo analisar, de modo abrangente, o processo de compactação do solo pelo tráfego de máquinas considerando sua descrição, importância, efeitos no solo e nas plantas, métodos para avaliação, estabelecimento de valores críticos e modelagem.

Procurou-se demonstrar que a intensidade da compactação ou a resposta do solo ao tráfego depende das características do solo e das máquinas mas que o grande número de fatores envolvidos e as complexas interações entre eles dificultam a ampla compreensão do processo.

A falta de conhecimento a respeito das relações entre as propriedades físicas do solo e a resposta das plantas bem como quanto à influência das mudanças nos

aspectos físico-químico-biológicos do solo sobre as plantas e, além disso, quanto ao comportamento mecânico do solo em resposta ao tráfego estabelecem incertezas e ambigüidades no estudo da compactação do solo.

Por sua vez, tais incertezas dificultam a seleção da propriedade física do solo que melhor e mais amplamente expresse o processo de compactação e a própria definição de valores críticos das propriedades físicas que limitam o desenvolvimento vegetal.

O número expressivo de modelos de compactação do solo pelo tráfego existentes e sua reduzida utilização prática indicam, claramente, as dificuldades dos métodos matemáticos tradicionais para modelar o fenômeno.

No próximo capítulo serão apresentados os fundamentos da modelagem nebulosa, seus elementos, métodos e aplicações a processos ecológicos e agrícolas visando sua aplicação ao estudo da compactação do solo.

3. FUNDAMENTOS E APLICAÇÕES DA MODELAGEM NEBULOSA

Modelos nebulosos baseados em regras empregam a teoria dos conjuntos nebulosos e a lógica nebulosa para representar sistemas complexos cujos elementos são definidos de forma imprecisa ou ambígua, em diferentes áreas do conhecimento. O objetivo do capítulo é apresentar os conceitos fundamentais da teoria dos conjuntos nebulosos e da lógica nebulosa, a configuração e principais tipos de modelos nebulosos além de discutir algumas técnicas para sua construção e aplicações dos mesmos.

3.1. Introdução

A história humana caracteriza-se pela busca constante por padrões e generalizações que possam ser utilizadas para compreender o mundo, confundindo-se com a própria história da construção de modelos.

Do ponto de vista da ciência e, em um sentido amplo, modelos podem ser definidos como uma forma conveniente de representar a experiência que possuímos derivando dela a existência de regras, padrões e leis e utilizando estes elementos para a solução de problemas.

Num sentido estrito, o termo modelo tem sido usado principalmente para designar a representação matemática de um sistema e, modelagem, como o processo de desenvolvimento dessa representação (JONES; LUYTEN, 1998). Da mesma forma, FRANCE; THORNEY (1984) definem modelos como uma equação ou conjunto de equações que representam o comportamento de um sistema.

Tradicionalmente, modelos analíticos baseados na descrição matemática de processos físicos são classificados como do tipo “caixa-branca”, físico ou mecanístico, pois, procuram descrever e compreender o comportamento do sistema e suas respostas através de um tratamento matemático, o qual pressupõe um amplo conhecimento dos processos envolvidos. No entanto, tal conhecimento é praticamente impossível de ser obtido para a maioria dos sistemas reais.

Outro enfoque frequentemente adotado, denominado “caixa-preta” ou empírico, não se preocupa em descrever o processo físico em estudo, mas busca aproximá-lo através de funções, cujos parâmetros são identificados a partir de um

conjunto de dados observados de entrada-saída do sistema. Regressão linear e redes neurais constituem exemplos dessas técnicas. Uma desvantagem desse enfoque é que, em geral, os parâmetros do modelo não têm significado físico e, portanto, não ajudam a compreender o funcionamento do sistema.

A modelagem do tipo “caixa-preta” é, muitas vezes, também chamada de identificação de sistemas.

A combinação dos dois enfoques citados permite incorporar o conhecimento físico que se tem do sistema às técnicas dos métodos tipo “caixa-preta” resultando, em geral, em modelos com melhor desempenho e mais generalizados (EVSUKOFF et al., 2002).

Métodos híbridos desse tipo são também denominados “caixa-cinza” ou semi-mecanístico. Tais modelos são mais próximos da realidade uma vez que dificilmente não se tem nenhum conhecimento prévio do sistema e sempre há fatores incertos afetando seu funcionamento.

Apesar dos avanços no desenvolvimento das técnicas aplicadas aos modelos tipo “caixa-cinza”, não é possível incorporar efetivamente a experiência e conhecimento humano ao seu funcionamento.

A natureza imprecisa e qualitativa do conhecimento humano dificulta o tratamento matemático preciso exigido pelos modelos tradicionais, entretanto, por outro lado, a capacidade humana de manejar sistemas complexos e lidar com incertezas tem estimulado a busca por métodos de modelagem alternativos que dêem relevância a esta categoria de informação (BABUŠKA, 2002).

A modelagem nebulosa incorpora o conhecimento humano através de conceitos lingüísticos para representar, matematicamente, aspectos qualitativos relacionados ao funcionamento de sistemas complexos. Constitui, portanto, uma técnica importante para representar sistemas cujos elementos ou quantidades são imprecisos ou definidos de modo vago ou incerto (BÁRDOSSY; DUCKSTEIN, 1995).

Segundo ZADEH (1973), “os principais elementos do pensamento humano não são números, mas etiquetas de conjuntos nebulosos, ou seja, classes de objetos onde a transição de pertinência para não pertinência é gradual e não abrupta”.

O autor discute a capacidade do cérebro humano de processar informações de forma menos precisa, em etiquetas de conjuntos nebulosos e propõe que, para análise de sistemas humanos, há necessidade de metodologias capazes de operar com imprecisões e verdades parciais, ao contrário do rigor matemático excessivo.

A teoria dos conjuntos nebulosos, descrita por ZADEH (1965), permitiu a associação parcial do objeto a um conjunto sendo os valores dessa associação definidos pelas funções de pertinência e podendo variar no intervalo $[0,1]$.

O valor de pertinência de um objeto (x) a um conjunto (A) pode também ser interpretado como o “valor verdade” da proposição $x \in A$.

Para exemplificar, considere as designações “solos duros” e “solos macios” freqüentemente usadas para descrever a compactação e que constituem o universo do discurso da variável “estados de compactação do solo”.

Na teoria de conjuntos clássica, os estados acima são definidos exatamente e, por hipótese, o solo é chamado “duro” quando sua densidade for superior a $1,50 \text{ Mg m}^{-3}$ e “macio” quando abaixo desse valor. Não há, portanto, incerteza para classificar qualquer solo como “duro” desde que se conheça sua densidade, ou melhor, um determinado solo pode apenas pertencer ou não pertencer a este conjunto, não havendo nenhuma outra possibilidade.

Nesse caso, um solo com densidade de $1,49 \text{ Mg m}^{-3}$ é considerado “macio” e outro solo, com $1,51 \text{ Mg m}^{-3}$, é classificado como “duro”, mesmo que a diferença entre eles seja desprezível e só possa ser caracterizada através de medições muito precisas.

Na teoria dos conjuntos nebulosos, as classes de compactação do solo não são definidas exatamente e apenas as condições mais extremas, ou seja, solos extremamente macios ou extremamente duros, podem ser claramente ou, não ambigüamente, classificados. Nesse caso, existe uma região intermediária cujos estados de compactação não são claramente classificados, podendo pertencer apenas parcialmente ao conjunto de solos “duros” e ao conjunto “macios”.

Esta última forma de análise é, sem dúvida, mais próxima do raciocínio dedutivo de um especialista ao avaliar o estado de compactação de um solo.

A maior parte das atividades humanas não requer instruções precisas para ser implementada, o que significa que o homem tem capacidade de interpretar orientações vagas e de realizar ações exatas a partir das mesmas (BEZDEK, 1993).

A teoria dos conjuntos nebulosos permite traduzir a informação lingüística imprecisa em valores numéricos e, portanto, constitui uma técnica para representar conceitos lingüísticos em uma forma computacional (BÁRDOSSY; DUCKSTEIN, 1995).

Segundo SUGENO; YASUKAWA (1993), a modelagem nebulosa pode ser definida como um enfoque de modelagem de sistemas que utiliza uma linguagem descritiva baseada na teoria de conjuntos nebulosos e na lógica nebulosa.

Representa, portanto, um procedimento matematicamente formal e rigoroso de expressar o raciocínio humano ambíguo e vago, geralmente através de regras, para modelar fenômenos complexos e incertos em uma ampla faixa de domínios do conhecimento.

A fonte de incerteza nesse caso está relacionada à ausência de critérios exatos de pertinência a classes e não à presença de variáveis aleatórias (ZIMMERMANN, 1996).

A aplicação da modelagem nebulosa é indicada, segundo BABUŠKA (2002):

- para descrição do funcionamento de sistemas a partir do conhecimento impreciso de especialistas, explicitado através de regras lingüísticas do tipo “*se...então*”;
- quando os parâmetros e dados de entrada dos modelos matemáticos tradicionais não são acuradamente conhecidos (o que freqüentemente é o caso) e se deseja incorporar na análise a incerteza associada a estes valores;
- para identificação de sistemas não-lineares a partir de medições de dados de entrada e saída, em virtude da flexibilidade das funções matemáticas dos modelos nebulosos, o que possibilita a aproximação de funções ou dados com boa acurácia.

Uma descrição formal dos principais conceitos relacionados à teoria dos conjuntos nebulosos e à lógica nebulosa é apresentada no item 3.2.

3.2. Conceituação

A teoria dos conjuntos nebulosos proposta pelo professor ZADEH (1965) representa uma extensão da teoria dos conjuntos clássica no sentido de que considera a pertinência de um elemento ou objeto a um conjunto ou classe como sendo gradual, ao contrário da última onde um elemento pode apenas pertencer ou não pertencer a um conjunto.

No campo da lógica, a idéia é análoga, ou seja, a lógica nebulosa constitui uma generalização da lógica clássica para possibilitar o estabelecimento de valores parciais de verdade, isto é, de valores de verdade entre “completamente verdade” e “completamente falso”.

A teoria nebulosa representa um modo de modelar a incerteza da linguagem natural, tornando possível a “computação com palavras” (ANDRADE, 2001).

No entanto, não deve ser vista como uma teoria única, mas como uma metodologia para generalizar qualquer outra teoria, de uma forma discreta a outra contínua, o que levou à criação do cálculo nebuloso, equações diferenciais nebulosas, álgebra nebulosa, etc... .

De modo formal (ZADEH, 1965): “seja X um espaço de pontos (objetos) com um elemento genérico representado por x . Assim $X = \{x\}$. Um conjunto nebuloso A em X se caracteriza por uma função de pertinência $\mu_A(x)$ a qual associa, a cada ponto de X , um número real no intervalo $\{0,1\}$. O valor de $\mu_A(x)$ é denominado grau ou valor de pertinência de x em A e representa “o quanto $x \in A$ ”. Portanto, quanto maior $\mu_A(x)$ maior o grau de pertinência de x em A .”

Assim,

$$A = \{x, \mu_A(x)\} \quad \text{para cada } x \in X$$

A função de pertinência define um mapeamento entre os elementos do conjunto A e valores no intervalo $[0,1]$. O valor zero da função de pertinência indica não-pertinência completa, valor um, pertinência completa e os valores entre zero e um são usados para representar valores intermediários de pertinência.

O espaço X é denominado universo de discurso do conjunto nebuloso A .

O suporte de um conjunto nebuloso (sup_A) é o conjunto de todos os valores de x em X tais que $\mu_A(x)$ é positiva.

Denomina-se número nebuloso ao conjunto nebuloso normal e convexo definido no espaço dos números reais (PEDRYCZ, 1993). Um conjunto nebuloso é normal quando o valor máximo da função de pertinência é um e, convexo, quando a função apresenta uma parte crescente e outra decrescente (McBRATNEY; ODEH, 1997).

Existem vários tipos de números nebulosos geralmente denominados de acordo com o tipo de função de pertinência que os caracterizam, tais como, números nebulosos triangulares, trapezoidais, etc... .

Um conjunto nebuloso “singleton” é aquele cujo suporte é composto por apenas um ponto em X .

As operações com conjuntos nebulosos baseiam-se, também, nas operações com conjuntos clássicos, sendo as mais comuns definidas por ZADEH (1965).

Considerando dois conjuntos nebulosos A e B :

- união: $\mu_{A \cup B}(x) = \max (\mu_A(x), \mu_B(x))$
- intersecção: $\mu_{A \cap B}(x) = \min (\mu_A(x), \mu_B(x))$
- complemento: A é complemento de B se : $\mu_A(x) = 1 - \mu_B(x)$
- inclusão: A está incluída em B se: $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$
- igualdade: A é igual a B se: $\mu_A(x) = \mu_B(x)$

Quando aplicadas aos conjuntos clássicos, as definições acima permanecem válidas. Além dos operadores mostrados, outras funções podem ser usadas para definir operações inclusive para a união e intersecção de conjuntos nebulosos.

Para as operações de intersecção e união foram criadas duas famílias de operadores chamadas Normas triangulares (T-Normas) e Co-Normas triangulares (T-Conormas ou S-Normas), respectivamente, as quais obedecem algumas propriedades.

A intersecção de dois conjuntos nebulosos é definida pelo operador da T-Norma (T), a qual especifica um mapeamento binário entre as funções de pertinência dos conjuntos nebulosos e obedece às seguintes propriedades (BÁRDOSSY; DUCKSTEIN, 1995), onde $\mu_{A \cap B}(x) = T(\mu_A(x), \mu_B(x))$:

1. $T(0,0) = 0 \rightarrow$ se um elemento não pertence a nenhum dos conjuntos não pertence também à intersecção;
2. $T(x,1) = x \rightarrow$ se um elemento certamente pertence a um conjunto, então pertence à intersecção no mesmo nível que pertence ao outro conjunto;
3. $T(u,v) \leq T(w,z)$ se $u < w$ e $v < z$ (monotonicidade) $\rightarrow$ se um elemento pertence a ambos os conjuntos mais do que a qualquer outro, então ele também pertence à intersecção mais do que a qualquer outro;
4. $T(x,y) = T(y,x)$ (comutatividade) $\rightarrow$ o operador é indiferente à ordem com que os conjuntos nebulosos são combinados;
5. $T(x,T(y,z)) = T(T(x,y),z)$ (associatividade) $\rightarrow$ a intersecção de mais de dois conjuntos nebulosos não depende da ordem dos pares.

Além do operador mínimo (min) de ZADEH, outros operadores da T-Norma foram propostos, tais como, produto algébrico, produto limitado, produto drástico, etc... .

De modo similar, a T-Conorma é considerada um operador de união de conjuntos nebulosos e obedece às mesmas propriedades. Demais operadores propostos são: soma algébrica, soma limitada, soma drástica, etc... .

Relações nebulosas entre conjuntos nebulosos podem ser construídas a partir do produto cartesiano dos conjuntos.

O produto cartesiano de conjuntos nebulosos é um conjunto nebuloso no espaço de produtos dos universos de discurso cujas funções de pertinência são definidas em termos de uma T-Norma. Ou, como concluíram SHAW; SIMÕES (1999), o produto cartesiano de conjuntos nebulosos é a intersecção entre conjuntos nebulosos de universos de discurso diferentes.

Segundo LEE (1990): “uma relação nebulosa n-ária é um conjunto nebuloso em $U_1 \times \dots \times U_n$ (espaço dos universos de discurso) expresso por:

$$R_{U_1 \times \dots \times U_n} = \{((u_1, \dots, u_n), \mu_R(u_1, \dots, u_n)) \mid (u_1, \dots, u_n) \in U_1 \times \dots \times U_n\}$$

onde, $(u_1, \dots, u_n)$ representam os elementos dos conjuntos nos universos de discurso e $R_{U_1 \times \dots \times U_n}$ a matriz que relaciona os elementos dos diferentes conjuntos nebulosos, também, chamada matriz relacional.

Conforme discutido, a tarefa de traduzir a informação verbal imprecisa para uma forma numérica utilizável pelo computador pode ser realizada usando-se conjuntos nebulosos.

Variáveis lingüísticas são variáveis cujos valores são palavras ou sentenças e cujo conteúdo é expresso através de conjuntos nebulosos (BÁRDOSSY; DUCKSTEIN, 1995). Sua definição formal é apresentada a seguir.

Uma variável lingüística é definida pela quintupla $(x, T(x), U, G, M)$ onde: x é o nome da variável; $T(x)$ é o conjunto de termos de x , isto é, nomes de valores lingüísticos de x , sendo cada valor uma etiqueta lingüística definida em U ; U é o universo de discurso; G é a regra sintática, livre de contexto, para gerar os nomes dos elementos de $T(x)$; M é a regra semântica ou mapeamento para associar os elementos de $T(x)$ aos subconjuntos nebulosos definidos em U (LEE, 1990).

Por exemplo, se *densidade do solo* é uma variável lingüística, então $T(\text{densidade do solo})$ pode ser $\{\text{baixa, moderada, alta}\}$ sendo cada termo de $T(\text{densidade do solo})$ caracterizado por um conjunto nebuloso no universo do discurso, por exemplo, $U=[1,2, 1,6]$.

Pode-se interpretar *baixa* como “densidade do solo menor que $1,3 \text{ Mg m}^{-3}$ ”.

Declarações simples do tipo “*densidade do solo C é baixa*” têm, segundo a lógica nebulosa, o valor verdade variável no intervalo 0 a 1, sendo determinado pelo valor de pertinência da densidade do solo C ao conjunto nebuloso “baixa”.

Além disso, duas declarações aparentemente contraditórias podem ser ambas verdade, em diferentes graus, para uma dada condição. Por exemplo, densidade “moderada” e “baixa” podem ser ambas verdade para um determinado solo.

No entanto, em situações mais complexas, onde o conhecimento humano é representado por um conjunto de declarações compostas por variáveis lingüísticas (argumentos) conectadas por operadores lógicos, o valor verdade depende não apenas da interpretação das variáveis, mas também da interpretação dos conectivos lógicos. Na lógica nebulosa o procedimento mais comum é adotar:

- o operador “mínimo” (T-Norma) quando as variáveis estão separadas pelo operador lógico “e”;
- o operador “máximo” (T-Conorma) quando as variáveis estão separadas pelo operador lógico “ou”;

- o operador “complemento” quando as variáveis estão separadas pelo operador lógico “não”.

Outras interpretações dos operadores lógicos citados são ainda possíveis.

3.3. Configuração de modelos nebulosos

Todo sistema matemático que emprega conceitos da teoria dos conjuntos nebulosos e da lógica nebulosa é denominado de sistema nebuloso.

Entretanto, sistemas nebulosos que empregam regras de inferência baseadas em sentenças condicionais, do tipo “se...então”, são mais comuns e costumam ser denominados “modelos nebulosos baseados em regras” ou simplesmente “modelos nebulosos”.

De forma geral, modelos nebulosos possuem os seguintes componentes (JANG, 1993; LINDSKOG, 1997): conjunto de regras nebulosas; banco de dados com as funções de pertinência dos conjuntos nebulosos; unidade de inferência nebulosa; unidade de fuzificação e unidade de defuzificação.

A FIGURA 1 mostra a estrutura de um modelo nebuloso e seus componentes são discutidos a seguir.

FIGURA 1: Componentes de um modelo nebuloso (baseado em JANG, 1993).

3.3.1. Funções de pertinência dos conjuntos nebulosos

Um conjunto nebuloso A do universo do discurso X é caracterizado por uma função de pertinência μ_A que associa a cada elemento x de X um número $\mu_A(x)$ no intervalo $[0,1]$, o qual representa o grau de pertinência de x em A .

Em outras palavras, a função de pertinência relaciona o conjunto nebuloso A e o valor de pertinência variável entre 0 e 1. O banco de dados das funções de pertinência do modelo (FIGURA 1) armazena as funções dos conjuntos nebulosos para serem usadas pelas regras nebulosas.

3.3.2. Regras nebulosas

A base de regras nebulosas é composta por um conjunto de sentenças condicionais do tipo “*se...então*” que formam o chamado “conhecimento especialista” do modelo.

Uma regra consiste em uma ou mais variáveis de entrada associadas a conjuntos nebulosos, denominadas premissa ou antecedente e uma ou mais variáveis de saída, também associadas a conjuntos nebulosos e chamadas de conseqüente ou conclusão.

As variáveis de entrada são conectadas entre si através de operadores lógicos nebulosos e associam-se aos conjuntos nebulosos, em todo universo de discurso, através das funções de pertinência.

Uma base de i regras com n variáveis de entradas e uma variável de saída (MISO) apresenta a seguinte forma:

$$\begin{array}{ll}
 \mathbf{R_1:} & \mathbf{Se} (x_1 \text{ é } A_{1,1}) \text{ e } (x_2 \text{ é } A_{2,1}) \dots\dots\dots \text{e } (x_n \text{ é } A_{n,1}) \textbf{Então} (y \text{ é } B_1) \\
 \mathbf{R_2:} & \mathbf{Se} (x_1 \text{ é } A_{1,2}) \text{ e } (x_2 \text{ é } A_{2,2}) \dots\dots\dots \text{e } (x_n \text{ é } A_{n,2}) \textbf{Então} (y \text{ é } B_2) \\
 \vdots & \vdots \\
 \mathbf{R_i:} & \mathbf{Se} (x_1 \text{ é } A_{1,i}) \text{ e } (x_2 \text{ é } A_{2,i}) \dots\dots\dots \text{e } (x_n \text{ é } A_{n,i}) \textbf{Então} (y \text{ é } B_i)
 \end{array}$$

Onde, R_i é a i -ésima regra, x_n é a n -ésima variável de entrada, y é a variável de saída e $A_{n,i}$ e B_i são os valores nebulosos das variáveis de entrada e de saída,

respectivamente, cada qual representado por conjuntos nebulosos definidos no universo de discurso das variáveis.

As variáveis de entrada e de saída bem como seus valores podem ou não ser lingüísticos. Uma base de regras com múltiplas saídas (MIMO) é, geralmente, analisada separadamente de modo que cada base tenha uma única saída (MISO).

Um exemplo de base de regras simples é (AMESKAMP, 1997):

R₁: *Se* relevo é plano *e* textura é arenosa *e* imagem é média *então* solo é S ;

R₂: *Se* relevo é ondulado *e* textura é siltosa *e* imagem é brilhante *então* solo é V

Essas duas regras compõem um modelo nebuloso, com 15 regras, para predição de classes de solo a partir dos atributos relevo, textura do solo e nível de cinza da imagem aérea.

Tais atributos são as variáveis lingüísticas de entrada e seus conjuntos nebulosos associados, ou seja, plano/ondulado, arenosa/siltosa e média/brilhante constituem os valores lingüísticos definidos para cada variável, respectivamente.

No conseqüente do sistema de regras, S e V representam os conjuntos nebulosos de dois tipos de solos segundo a classificação nebulosa adotada pelo especialista.

Nesse modelo, um determinado ponto no campo pode pertencer a mais de um tipo de solo, o que é perfeitamente razoável uma vez que a transição entre classes de solos é contínua, aliás, como vários outros processos naturais.

Diversos tipos de operadores lógicos podem ser usados para realizar a agregação dos conjuntos nebulosos dos antecedentes de uma regra, sendo a escolha dependente do domínio da aplicação.

No entanto, quando as variáveis são separadas pelo operador “e” é mais comum o uso dos operadores de intersecção “mínimo” e “produto”, como já discutido.

A combinação dos conjuntos nebulosos do conseqüente de cada regra é feita, em geral, utilizando-se o operador de união “máximo”.

3.3.3. Fuzificação

Associa a cada valor categórico de entrada do modelo um valor no intervalo $[0,1]$ correspondente à sua pertinência aos conjuntos nebulosos selecionados para o respectivo antecedente.

Tal associação é feita utilizando-se as funções de pertinência dos conjuntos nebulosos dos antecedentes.

Constitui um mapeamento do domínio dos números reais (discretos) para o domínio nebuloso (SHAW; SIMÕES, 1999).

3.3.4. Inferência nebulosa

Realiza o processamento para inferir conclusões em termos dos conjuntos nebulosos do conseqüente considerando o conjunto de regras, as funções de pertinência e a fuzificação.

O método mais comum de inferência em sistemas nebulosos é o *modus ponens* (modo afirmativo) generalizado, o qual estabelece (ZIMMERMANN, 1996):

Premissa 1: x é A'

Premissa 2: Se x é A Então y é B

Conseqüência: y é B'

onde, A , A' , B , B' são conjuntos nebulosos associados aos valores lingüísticos das variáveis lingüísticas x e y . Por exemplo:

Premissa 1: densidade é muito alta

Premissa 2: Se densidade é alta Então solo é compactado

Conseqüência: solo é muito compactado

Após a fuzificação, os valores verdade do antecedente de cada regra são combinados utilizando-se, geralmente, o operador “mínimo” quando o conectivo “e” é empregado no antecedente.

Esta operação é chamada de conexão e resulta, para cada regra, em um número entre 0 e 1, o qual é chamado de grau de suporte, grau de cumprimento ou, ainda, nível de disparo da regra.

O grau de suporte de cada regra é então empregado para definir a forma da função de pertinência do conseqüente da regra. Essa operação é chamada de implicação e o operador “mínimo” é o mais comumente usado.

Assim, na implicação, a função de pertinência do conseqüente é truncada segundo o grau de suporte da regra, resultando em um conjunto nebuloso que representa a importância ou peso relativo da regra.

Cabe destacar que as regras são ativadas paralelamente o que garante uma alta velocidade de processamento. Além disso, é possível dar pesos diferentes às regras de modo a aumentar a importância daquelas que, sabidamente, têm maior influência no comportamento do sistema.

Na etapa seguinte, chamada agregação, é feita a combinação dos conjuntos nebulosos de todas as regras, resultantes da etapa anterior, utilizando, em geral, o operador “máximo”, correspondente à operação lógica de união.

Como resultado se obtém um único conjunto nebuloso representativo do caso em estudo.

Inferências que empregam os operadores: “mínimo” para intersecção, e “máximo”, para união, como descritos acima, são freqüentemente referidas como “min-max”.

3.3.5. Defuzificação

Realiza a conversão do conjunto nebuloso, gerado pela inferência, para um valor categórico.

A defuzificação realiza a transformação inversa, ou seja, do domínio nebuloso para o domínio discreto ou categórico (SHAW; SIMÕES, 1999).

A defuzificação é necessária na maioria das aplicações práticas onde se procura um valor numérico para relacionar com uma determinada ação (ANDRADE, 2001).

Existem diversos métodos para defuzificação, sendo os mais comuns o método do centróide e os baseados nos valores máximos.

No primeiro caso, também chamado centro de gravidade ou centro de área, o valor de saída é aquele que divide pela metade a área da função de pertinência gerada

pela combinação dos conseqüentes das regras. Esse é o valor categórico de saída do modelo.

Existe uma família de métodos de defuzificação que se baseiam nos valores máximos da função de pertinência resultante da inferência e não na área definida pela mesma.

O mais comum é o centro do máximo, onde a saída categórica é calculada pela média ponderada entre a posição do valor máximo das funções de pertinência resultantes e as respectivas pertinências, as quais constituem os pesos.

O desempenho de um modelo nebuloso depende dos parâmetros dos conjuntos nebulosos, do procedimento de fuzificação, dos operadores lógicos nebulosos adotados, do tipo de inferência e do método de defuzificação (SU, 1997).

3.4. Classificação de modelos nebulosos

Um modelo nebuloso descreve um sistema estabelecendo relações entre os valores lingüísticos das variáveis de entrada e de saída através de regras condicionais, sendo que cada regra mapeia uma região nebulosa, do espaço do antecedente, em uma região nebulosa do espaço do conseqüente da mesma regra (HELLENDORF; DRIANKOV, 1997).

Um critério muito usado para classificar modelos nebulosos baseia-se na forma como são descritos os conseqüentes das regras, diferenciando-se, basicamente, entre um conjunto nebuloso ou uma função não nebulosa (BABUŠKA, 2002).

Apesar da literatura apresentar variações, existem dois tipos principais de modelos nebulosos, a saber, os lingüísticos e os paramétricos, descritos a seguir.

3.4.1. Modelos nebulosos lingüísticos

Também chamados de modelos do tipo Mamdani, uma vez que este autor, motivado pelo conceito de algoritmo nebuloso de ZADEH (1973), foi o primeiro a aplicar a lógica nebulosa ao controle de processos (SUGENO; YASUKAWA, 1993) utilizando modelagem lingüística.

As regras no modelo lingüístico apresentam a forma geral mostrada abaixo sendo ambos, antecedente e conseqüente, constituídos por variáveis lingüísticas, o que representa a principal vantagem desse modelo, ou seja, expressar o conhecimento qualitativo humano.

$$R_i: \quad \text{Se } (x_1 \text{ é } A_{1,i}) \text{ e } (x_2 \text{ é } A_{2,i}) \dots\dots\dots \text{e } (x_n \text{ é } A_{n,i}) \text{ Então } (y_i \text{ é } B_i), \quad i=1,\dots,K$$

Assim, $x_1, \dots, x_n$ e y são as variáveis lingüísticas do antecedente e do conseqüente, respectivamente, $A_{n,i}$ e B_i são os valores lingüísticos definidos por conjuntos nebulosos no universo de discurso das respectivas variáveis do antecedente e conseqüente e o índice i denota a i -ésima regra de um total de K regras.

Os conjuntos nebulosos $A_{n,i}$ e B_i definem regiões nebulosas no espaço das respectivas variáveis do antecedente onde é válida a proposição do conseqüente da mesma regra.

Esta partição do espaço do antecedente está representada na FIGURA 2 para um modelo com duas variáveis de entrada, x_1 e x_2 , três valores lingüísticos para cada variável, $A_{11}, A_{1,2}, A_{1,3}$ e $A_{2,1}, A_{2,2}$ e $A_{2,3}$ e nove regras.

FIGURA 2: Partições do espaço do antecedente no modelo nebuloso lingüístico (BABUŠKA, 2002).

Na FIGURA 2, as linhas pontilhadas representam os espaços delimitados pelos conjuntos nebulosos do antecedente e, as regiões cinzas, a sobreposição dos conjuntos.

A representação considera que, na base de regras, as variáveis do antecedente são conectadas pelo operador “e”, embora outros operadores possam ser usados alterando a partição resultante.

Fica evidente que o número total de regras de um modelo depende da quantidade de variáveis do antecedente e do número dos valores lingüísticos de cada variável. Assim, sistemas com muitas entradas e partições requerem um número elevado de regras caso se queira cobrir todo o domínio.

Modelos nebulosos baseados em equações relacionais constituem uma outra classe de modelos, a qual utiliza relações nebulosas (ver item 3.2) para representação do conhecimento (SCHANZER, 2002).

No entanto, como uma relação nebulosa expressa em termos de regras condicionais do tipo “*se...então*” é equivalente a uma base de regras contendo todas as combinações dos conjuntos nebulosos do antecedente com os do conseqüente e, além disso, como a relação entre variáveis lingüísticas pode ser representada por relações nebulosas, então se pode considerar o modelo relacional como uma generalização do modelo lingüístico (BABUŠKA; VERBRUGGEN, 1995; SHAW; SIMÕES, 1999).

Modelos lingüísticos cujos conjuntos nebulosos do conseqüente são formados por singletons, ou seja, cujo suporte é composto por apenas um ponto, constituem um caso especial de modelo nebuloso.

3.4.2. Modelos nebulosos paramétricos

Também chamados de modelos do tipo Takagi-Sugeno, diferenciam-se dos modelos lingüísticos em virtude do conseqüente ser formado por uma função não nebulosa.

A forma geral da regra de um modelo paramétrico com múltiplas entradas e uma saída (MISO) é mostrada abaixo:

$$\mathbf{R}_i: \text{Se } (x_1 \text{ é } A_{1,i}) \text{ e } \dots \text{e } (x_n \text{ é } A_{n,i}) \text{ Então } y_i = a_{0,i} + a_{1,i} x_1 + \dots + a_{n,i} x_n, \quad i=1, \dots, K$$

Assim, $x_1, \dots, x_n$ são as variáveis lingüísticas do antecedente; $A_{n,i}$ representa os valores lingüísticos definidos por conjuntos nebulosos no universo de discurso das respectivas variáveis do antecedente; y_i é a variável do conseqüente; $a_{n,i}$ representa os coeficientes da equação do conseqüente relativos à n -ésima variável de entrada e $a_{0,i}$ é um escalar.

O índice i indica a i -ésima regra de um total de K regras.

A saída defuzificada do modelo paramétrico é dada pela fórmula abaixo:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i(x) y_i}{\sum_{i=1}^K \beta_i(x)}$$

Onde y é a saída do modelo, $\beta_i(x)$ é o grau de suporte do antecedente e y_i é a variável de saída, os dois últimos relativos à i -ésima regra.

O grau de suporte de uma regra ($\beta_i(x)$) é calculado segundo o procedimento discutido no item 3.3.4.

BABUŠKA (2002) afirma que modelos nebulosos paramétricos combinam uma abordagem lingüística e outra matemática, no sentido de que as variáveis do antecedente descrevem regiões nebulosas no espaço de entradas onde são válidas as funções do conseqüente.

Segundo TAKAGI; SUGENO (1985), o modelo paramétrico se baseia numa idéia simples, ou seja, no espaço das variáveis de entradas é feita uma partição nebulosa e, em cada subespaço nebuloso que corresponde a uma regra, se estabelece uma relação linear entre as variáveis de entrada e de saída.

Portanto, o modelo combina a descrição global, baseada em regras, com aproximações lineares locais, as quais descrevem o sistema localmente (SHAW; SIMÕES, 1999), possibilitando a aproximação de sistemas não-lineares conforme representado na FIGURA 3.

A vantagem dos modelos paramétricos é a relativa facilidade para se identificar os coeficientes $a_{n,i}$ das equações do modelo a partir de dados numéricos do sistema (SU, 1997), obtidos experimentalmente, como será discutido adiante.

Além disso, em geral, a precisão da estimativa é melhor e apresenta um caráter claramente adaptativo, podendo ter os coeficientes das equações ajustados para adequar o modelo a mudanças nas características do sistema em estudo (SHAW;

SIMÕES, 1999). Sua desvantagem principal é a dificuldade de interpretação lingüística do conseqüente dos modelos.

FIGURA 3: Modelo paramétrico com as regras representando equações lineares locais aproximando uma função não-linear global.

3.5. Construção de modelos nebulosos

Conforme discutido no item 3.1., as abordagens tradicionais de modelos do tipo “caixa-cinza” baseiam-se no conhecimento disponível sobre o sistema, expresso através de funções matemáticas que aproximam os processos físicos mais importantes, bem como em dados sobre seu comportamento.

No entanto, como destaca LINDSKOG (1997), muitas vezes o conhecimento especialista humano constitui a única fonte de informação sobre o funcionamento do sistema, expressando-se verbalmente através de declarações imprecisas ou vagas e não em termos matemáticos.

Uma vez que a disponibilidade do conhecimento humano é, em geral, mais comum, novas abordagens de modelagem do tipo “caixa-cinza” têm sido desenvolvidas visando combinar o conhecimento qualitativo com dados observados sobre o funcionamento do sistema.

O fato de a modelagem nebulosa possibilitar a incorporação de informações lingüísticas e sua representação matemática rigorosa, a torna uma alternativa conveniente para integração do conhecimento lingüístico, fornecido por especialistas, às informações obtidas através de dados quantitativos.

Tais sistemas nebulosos se caracterizam como um tipo especial de modelos “caixa-cinza” e, sua construção, é chamada de identificação de modelos nebulosos.

Segundo BABUŠKA (2002), os enfoques principais para integração de conhecimento e dados, ou seja, para identificação de um modelo nebuloso são:

1. o conhecimento expresso em forma verbal é convertido em uma coleção de regras do tipo “*se...então*” e os parâmetros do modelo criado são, em seguida, ajustados utilizando-se os dados de entrada-saída;
2. o modelo é construído a partir apenas dos dados e, posteriormente, o especialista procura interpretar as regras e funções de pertinência extraídas, modificá-las, complementá-las ou ainda realizar novos experimentos para obter mais dados.

A construção de modelos nebulosos com base na identificação de sistemas apresenta as seguintes etapas (EVSUKOFF et al., 2002): identificação da estrutura; estimativa dos parâmetros e validação do modelo.

A identificação da estrutura de um modelo nebuloso envolve a determinação dos seguintes fatores: variáveis de entrada e de saída; estrutura das regras ou tipo de modelo; quantidade e tipo de funções de pertinência para cada variável além do tipo de inferência e do método de defuzzificação.

Parâmetros de um modelo nebuloso referem-se aos parâmetros das regras e das funções de pertinência do antecedente e conseqüente do modelo.

A etapa de validação tem o objetivo de verificar o desempenho do modelo.

SCHANZER (2002) apresenta uma descrição detalhada das etapas de identificação de modelos nebulosos, destacando, ainda, que a principal diferença em relação à identificação de sistemas convencional encontra-se na seleção da estrutura e na estimativa dos parâmetros.

As etapas são as seguintes:

1. definição das variáveis de entrada e saída: geralmente se utiliza o conhecimento prévio do sistema, seja qualitativo; através de outros modelos ou, ainda, técnicas estatísticas tais como análise de correlação;
2. fase experimental: onde se planeja e executa o experimento para aquisição do conjunto de dados de entrada-saída do sistema que será usado na construção e validação do modelo, quando necessário;

3. aquisição de dados experimentais;
4. seleção da estrutura do modelo: abrange as etapas 5 a 12;
5. definição do tamanho do vetor regressor: no caso de modelos dinâmicos;
6. seleção do tipo de regras: escolha do tipo de modelo, ou seja, lingüístico, paramétrico ou singleton;
7. definição do número de valores lingüísticos por variável: pode basear-se no conhecimento humano do sistema ou através de algum procedimento matemático de otimização;
8. geração das funções de pertinência: pode derivar do conhecimento especialista ou de técnicas, tais como, a análise de aglomerados (clustering). Esta etapa é muito importante uma vez que está diretamente relacionada ao número de regras e ao desempenho do modelo;
9. ajuste da forma e posição das funções de pertinência;
10. escolha do método de inferência: é o procedimento de inferência utilizado para, a partir das entradas e regras nebulosas, derivar o conjunto nebuloso de saída;
11. definição dos operadores lógicos: seleção dos operadores de agregação, implicação e composição, a qual é, em geral, feita através da tentativa e erro, buscando os operadores que resultem no melhor desempenho do modelo;
12. escolha do método de defuzzificação: existem mais de 40 métodos na citados na literatura; a escolha pode ser feita a partir do conhecimento do sistema ou por tentativa e erro, até se atingir o desempenho desejado;
13. geração das regras: pode abranger todo o espaço das variáveis (base de regras completa) ou se restringir apenas à região mais importante para descrever o sistema. O conjunto de regras pode ser gerado por um especialista, utilizando variáveis lingüísticas ou, automaticamente, com base nos dados;
14. simplificação de regras e de funções de pertinência redundantes: realizado pelo especialista;
15. ajuste fino do modelo: realizado pelo especialista visando simplificá-lo e melhorar o desempenho;
16. validação do modelo: emprega um conjunto de dados de teste, em geral, diferente dos dados usados na construção do modelo (dados de treinamento),

para avaliar o desempenho considerando métricas de erro entre os dados observados (experimentais) e os estimados pelo modelo.

Como a identificação de modelos nebulosos envolve a combinação de técnicas de construção de modelos baseadas no conhecimento especialista com técnicas baseadas em dados de entrada-saída do sistema, a seguir são apresentados os principais procedimentos adotados em cada enfoque.

3.5.1. Construção de modelos nebulosos a partir do conhecimento especialista

A construção de modelos nebulosos com base no conhecimento especialista humano depende do tipo de problema e da qualidade do conhecimento disponível.

Em geral, parte-se de uma descrição qualitativa do sistema, utilizando linguagem natural, e dela se deriva um conjunto de regras lingüísticas utilizando o modo humano de raciocinar sobre o mesmo.

Em seguida, ajustam-se os parâmetros dos conjuntos nebulosos através dos quais os termos lingüísticos empregados são interpretados quantitativamente (SUGENO; YASUKAWA, 1993).

O procedimento pode ser resumido da seguinte forma:

1. seleção das variáveis de entrada e de saída;
2. formular o conhecimento disponível em termos de regras nebulosas do tipo “*se...então*”: nessa etapa são empregadas técnicas para eliciação do conhecimento, utilizando principalmente entrevistas, ou simplesmente uma avaliação subjetiva;
3. selecionar o número de termos lingüísticos para cada variável e definir as correspondentes funções de pertinência;
4. definição do tipo de modelo e dos métodos de inferência e defuzificação de acordo com as características do sistema;
5. validar o modelo.

3.5.2. Construção de modelos nebulosos a partir de dados

Existe uma grande diversidade de algoritmos de auxílio à identificação de modelos nebulosos e que requerem um conjunto de dados de entrada e saída do sistema.

Os mais comumente utilizados e suas aplicações são brevemente discutidos a seguir.

3.5.2.1. Análise de aglomerados nebulosos

A análise de aglomerados clássica tem como objetivo encontrar agrupamentos em um conjunto de dados para revelar padrões que possam representar, de forma concisa, o comportamento dos dados (CHIU, 1997).

A análise de aglomerados nebulosos (fuzzy clustering) é uma generalização da análise clássica onde o conceito de pertinência é usado para representar o grau com que um objeto, representado por sua vez como um vetor de atributos, é similar a outro objeto considerado protótipo do aglomerado (BABUŠKA, 2002).

Assim, um objeto pode apresentar pertinência parcial a mais de um aglomerado e o grau dessas pertinências é calculado considerando uma métrica de distância adequada entre o objeto e o protótipo do aglomerado.

No espaço das variáveis do antecedente e do conseqüente, cada aglomerado nebuloso identifica uma região, a qual contém uma quantidade suficiente de dados que permite supor a existência de uma relação nebulosa entre os dados de entrada e saída (CHIU, 1997).

Dessa forma, a análise de aglomerados nebulosos têm sido usada para identificar o número de regras e os parâmetros das funções de pertinência de modelos nebulosos (SUGENO; YASUKAWA, 1993).

A projeção dos aglomerados no espaço de entrada e de saída é representada na FIGURA 4.

Regras nebulosas podem ser extraídas a partir da projeção dos aglomerados nos eixos das variáveis de entrada, correspondendo uma regra a um aglomerado (FIGURA 4).

FIGURA 4: Projeção dos aglomerados (v_1 e v_2) nos eixos do antecedente (x) e conseqüente (y) com conjuntos nebulosos (A_1 , A_2 , B_1 , B_2) e regras (R_1 , R_2) associadas.

As funções de pertinência das variáveis do antecedente e do conseqüente são, também, extraídas considerando a pertinência dos pontos aos aglomerados com posterior aproximação por uma função paramétrica adequada. No modelo paramétrico, os parâmetros da função linear do conseqüente de cada regra são estimados pelo método dos mínimos quadrados para ajustarem-se à superfície de resposta do sistema.

Existe uma grande diversidade de métodos baseados na análise de aglomerados para identificação da estrutura de um modelo nebuloso, mas, seus resultados dependem, em geral, da escolha inicial do número de aglomerados e de outros parâmetros relacionados (DELGADO et al., 1998; EVSUKOFF et al., 2002).

A vantagem do uso da análise dos aglomerados para identificação das regras de um modelo nebuloso está na possibilidade de redução do número das mesmas, em relação ao procedimento mais comum, em que a partição é feita na forma de grade e as regras são geradas para todo o espaço de dados.

No primeiro caso, as regras são geradas apenas nas regiões onde existem aglomerados, diminuindo o tamanho do modelo principalmente quando o número de variáveis de entrada é grande.

3.5.2.2. Modelagem neuro-nebulosa

Redes neurais artificiais são modelos do tipo “caixa-preta” que podem “aprender” relações funcionais complexas de sistemas não-lineares, estáticos ou dinâmicos, pela generalização a partir de um conjunto de dados observados de entrada e de saída do sistema.

Pertencem à família de modelos que se baseiam no paradigma da “aprendizagem pelo exemplo” onde o conhecimento é automaticamente gerado segundo os exemplos apresentados a eles (HUANG, 2002).

Junto com a modelagem nebulosa, as redes neurais fazem parte de uma classe de técnicas chamadas de “computação suave” (soft computing), onde imprecisão e incerteza são toleradas. Redes neurais têm sido empregadas com sucesso em inúmeras áreas do conhecimento com variadas estruturas e finalidades.

A rede neural mais usual é composta de várias camadas de unidades simples de processamento, chamadas neurônios, de interconexões entre eles, de pesos sinápticos relacionados a estas conexões e de regras para treinamento ou aprendizado da rede (TAY; ZHANG, 1999). A informação relevante para o mapeamento dos dados de entrada e saída da rede é armazenada nos pesos sinápticos.

Um dos algoritmos de redes neurais mais comuns é o “backpropagation”, o qual computa o erro (diferença entre valores observados e estimados pelo modelo) da rede e utiliza-o para ajustar os pesos sinápticos através de uma função de minimização. O algoritmo faz as iterações com o conjunto de dados até que o erro médio atinja um valor pré-definido.

Um dos problemas relativos ao uso de redes neurais é a não transparência de seu funcionamento o que dificulta a interação do usuário com a rede. Essa é uma das razões que levou a se procurar integrar a modelagem nebulosa e redes neurais.

Segundo BEZDEK (1993), as duas técnicas se complementam no sentido de que as redes têm capacidade para acomodar e interpretar grandes quantidades de dados e a modelagem nebulosa provê a estrutura que utiliza e explora estes resultados de baixo nível.

O mesmo autor comenta, ainda, que os esforços para integração dessas técnicas apresentam dois enfoques, ou seja, o uso de sistemas nebulosos nas

arquiteturas tradicionais de redes e o uso de redes neurais como ferramenta em modelos nebulosos.

Uma das possibilidades óbvias de integração é o emprego de redes neurais para construção de modelos nebulosos, principalmente para seleção das funções de pertinência e regras, etapas que, sem dúvida, apresentam as maiores dificuldades.

Tal processo de integração tem sido chamado de modelagem neuro-nebulosa ou neuro-fuzzy.

Diversos enfoques têm sido adotados na modelagem neuro-fuzzy, sendo um deles o que considera o modelo nebuloso como uma estrutura em camadas, similar a uma rede neural, o que permite usar algoritmos neurais de treinamento para otimização dos parâmetros do modelo nebuloso (BABUŠKA, 2003).

A estrutura de rede neural mostrada na FIGURA 5, representa um modelo nebuloso com duas regras, duas variáveis de entrada, dois conjuntos nebulosos associados a cada variável e uma saída do tipo singleton.

A primeira camada computa o grau de pertinência dos valores de entrada aos conjuntos nebulosos do antecedente.

Os nós da segunda camada representam os conectivos do antecedente, nesse caso, “e” e seu respectivo operador da T-Norma.

O nó de normalização, na terceira camada, computa o peso de cada regra e, na quarta, são calculados os conseqüentes de cada regra que, no caso do modelo singleton, são os próprios valores.

A quinta camada integra a contribuição de todas as regras através do operador de defuzificação apropriado.

FIGURA 5: Representação de um modelo nebuloso, com duas regras, como uma rede neuro-nebulosa (BABUŠKA, 2003).

3.6. Aplicações da modelagem nebulosa

Nas últimas décadas, a modelagem nebulosa tornou-se uma das mais importantes áreas de aplicação da teoria dos conjuntos nebulosos e da lógica nebulosa pela possibilidade do tratamento matemático de parte das incertezas da vida real e à sua capacidade de generalização, adaptando-se a diferentes circunstâncias e contextos (ZIMMERMANN, 1996).

A simplicidade dos modelos nebulosos e a facilidade de interpretação e interação humanas são outros aspectos que explicam o interesse pelo tema.

Atualmente, a modelagem nebulosa vem sendo aplicada em várias áreas das ciências, de modo bastante diversificado quanto às ferramentas, na solução de problemas relacionados à predição, simulação, controle, reconhecimento de padrões, apoio à tomada de decisão, dentre outras.

A aplicação da lógica nebulosa em sistemas de controle de processos industriais foi proposta, inicialmente, por Mamdani e evoluiu rapidamente a partir de simples regras de controle, que traduziam a experiência humana, para sistemas mais

complexos onde os modelos se ajustam continuamente até atingirem desempenhos satisfatórios, independentemente da ação humana (ZIMMERMANN, 1996).

Sistemas de controle baseados em modelos nebulosos são, atualmente, utilizados em uma ampla faixa de aplicações desde grandes plantas industriais e trens até em eletrodomésticos, constituindo o campo tecnológico em que a aplicação de sistemas nebulosos apresenta maior desenvolvimento.

Outra importante aplicação é o extenso campo da modelagem do processo de tomada de decisão. Também chamado de sistemas especialistas nebulosos, tais modelos são utilizados onde decisões devem ser tomadas a partir da análise de variáveis qualitativas, empregando, em geral, um sistema baseado em regras e métodos de inferência similares aos discutidos (SHIMIZU, 2001).

Algumas áreas onde tais modelos têm sido aplicados são o diagnóstico médico, planejamento estratégico, análise estrutural, administração de empresas, dentre outros.

Duas áreas que merecem atenção quanto à aplicação de sistemas nebulosos são a ecologia e a agricultura em virtude da complexidade e variabilidade natural do meio e às incertezas relacionadas aos processos de interesse.

O estudo de processos ecológicos utilizando técnicas nebulosas vem recebendo contribuições de diversas naturezas abrangendo desde o uso de conjuntos nebulosos para análise de variáveis e interpretação de conceitos qualitativos até a modelagem de processos e tomada de decisão (SALSKI, 2003).

DUCEY; LARSON (1999) utilizaram conjuntos nebulosos para definir e avaliar os conceitos de sustentabilidade, equidade e saúde ambiental além de propor um procedimento simples para comparação de diferentes alternativas de manejo florestal com múltiplos e conflituosos objetivos em um contexto de baixa disponibilidade de informações.

ENEA; SALEMI (2001) propuseram um método para avaliação de impactos ambientais considerando os parâmetros ambientais como números nebulosos devido à dificuldade de quantificá-los. O método calcula um parâmetro de impacto global a partir dos parâmetros nebulosos primários e da relação nebulosa entre eles além de permitir a comparação do impacto global para diferentes cenários e o risco de impacto associado, auxiliando a tomada de decisão.

Enfoque similar foi proposto por MOHAMED; CÔTE (1999) que consideraram parâmetros do solo como números nebulosos, devido à dificuldade para estimá-los de forma exata. Estes parâmetros foram utilizados como variáveis de entrada em um sistema de apoio à decisão para avaliação dos riscos da poluição à saúde humana.

FERRARO et al. (2003) também empregaram conjuntos nebulosos para relacionar classes de indicadores de impacto ambiental a diferentes tipos de pesticidas e equipamentos agrícolas de manejo do solo, segundo a intensidade dos efeitos no ambiente.

LEE et al. (1991) aplicaram programação composta nebulosa para estimar parâmetros de custo e risco ambiental relativos ao manejo de resíduos poluentes e para comparar os impactos da disposição em diferentes locais.

Enfoque semelhante foi adotado por LEE et al. (2000) para auxiliar a tomada de decisão relativa à seleção de diferentes alternativas de rotas para construção de uma linha urbana de distribuição de água. Também nesse caso, o tratamento das incertezas quanto à viabilidade técnica, segurança e custo das linhas e sua incorporação no processo de decisão foi possível com a análise de conjuntos nebulosos.

Incertezas quanto ao transporte de substâncias tóxicas no ar, água e solo bem como quanto aos efeitos destas na saúde humana, justificaram o uso de conjuntos nebulosos para representar o nível de contaminação e para a classificação de locais com suspeita de contaminação nos trabalhos de GENG et al. (2001) e LEHN; TEMME (1996), respectivamente.

JORQUERA et al. (1998) empregaram um modelo nebuloso do tipo paramétrico para estimar os níveis diários de concentração de ozônio no ar obtendo bons resultados comparativamente a outros dois modelos baseados em redes neurais e séries de tempo.

BÁRDOSSY (1996) discute em seu trabalho as vantagens de modelos nebulosos aplicados a processos de infiltração de água, escoamento superficial e fluxo de água em solo não saturado destacando que, apesar da menor acurácia em relação aos modelos baseados em equações diferenciais, os ganhos em termos de

simplicidade, velocidade computacional e flexibilidade compensam a possível perda de acurácia.

Chama atenção, entretanto, que em meios reais e heterogêneos, um modelo puramente analítico freqüentemente dá apenas uma falsa impressão de acurácia. Lembra, também, a facilidade de integrar modelos nebulosos a outros e de combinar leis físicas, conhecimento especialista e dados.

A flexibilidade da modelagem nebulosa fica evidente no trabalho de DROESEN (1996) que combinou dois modelos nebulosos, um biogeoquímico e outro ecológico, ambos com variáveis lingüísticas definidas por especialistas.

Segundo o autor, apesar de muitas das variáveis receberem a mesma designação em ambos os modelos, a diferença de metodologias e do modo de raciocinar entre as disciplinas envolvidas levou à construção de conjuntos nebulosos com funções de pertinência diferentes. A idéia é que, através de métodos matemáticos apropriados baseados na lógica nebulosa, seja possível a transformação de valores de pertinência entre os dois modelos e, assim, conectar o conhecimento entre os diferentes domínios.

Na agricultura, modelos nebulosos têm sido usados para predição de períodos de estiagens regionais (PONGRACZ et al., 1999), no planejamento das operações agrícolas (THANGAVADIVELU; COLVIN, 1997), no auxílio à tomada de decisão para irrigação de culturas (AL-FARAJ et al., 2001), na previsão da produção agrícola ao nível da propriedade (VARGENS et al., 2003), na agricultura de precisão visando otimizar a taxa de aplicação localizada de insumos (AMBUEL et al., 1994), na modelagem do crescimento de culturas (CENTER; VERMA, 1997), na predição da maturação do amendoim (SHAHIN et al., 2000), na avaliação da aptidão agrícola das terras (AHAMED et al., 2000), dentre outras aplicações.

Outros estudos têm aplicado técnicas baseadas na teoria dos conjuntos nebulosos e na lógica nebulosa, tais como, a análise de aglomerados nebulosos para identificar zonas homogêneas do ponto de vista agro-ecológico (LIU; SAMAL, 2002), programação linear nebulosa no auxílio à tomada de decisão da irrigação e planejamento da área cultivada (GUPTA et al., 2000), e modelos neuro-nebulosos para estimar a evapotranspiração de plantas (ODHIAMBO et al., 2001) e a produção diária de leite (SALEHI et al., 2000).

A classificação de solos utilizando métodos baseados na teoria dos conjuntos nebulosos se caracteriza pela complementariedade em relação aos processos tradicionais de classificação e possibilita a geração de mapas onde os solos são agrupados em classes contínuas sendo, para cada unidade de área do mapa, determinados os graus de pertinência às classes.

A teoria dos conjuntos nebulosos forneceu a base de um novo e interessante sistema de classificação (McBRATNEY; ODEH, 1997), enriquecendo esta importante fonte de informação à produção agrícola.

Vários enfoques existem na literatura nesse tema.

ZHU et al. (1996) combinaram lógica nebulosa, sistema de informação geográfica e técnicas de desenvolvimento de sistemas especialistas para inferir séries de solos, a partir de condições ambientais, através da geração de um vetor de similaridade do solo para cada pixel da imagem de sensoriamento remoto da área. Através de operações nebulosas determinou-se um valor de pertinência de cada pixel às séries de solo consideradas, sendo representadas as regiões com pertinências parciais que correspondem às transições entre diferentes classes de solos.

BURROUGH et al. (1992) utilizaram a classificação nebulosa para determinar a aptidão agrícola das terras obtendo bons resultados em relação à classificação tradicional, a qual rejeita elementos que não apresentem todos os critérios característicos de uma classe. A classificação nebulosa, ao contrário, permitiu identificar áreas contínuas e rejeitou menos informações em todos os estágios da análise.

AMESKAMP (1997) desenvolveu um modelo nebuloso para representar as relações solo-paisagem através de regras nebulosas e com base no conhecimento especialista, possibilitando a predição dos tipos de solos a partir de informações disponíveis da paisagem, tais como, relevo e fotos aéreas.

McBRATNEY; ODEH (1997) apresentam uma revisão interessante dos métodos de classificação de solos baseados na teoria dos conjuntos nebulosos e, de modo mais geral, na ciência do solo.

Outras metodologias têm sido desenvolvidas visando a classificação de solos utilizando seus atributos e conjuntos nebulosos.

KOLLIAS et al. (1999) utilizaram atributos do solo para transformá-los em graus de pertinência aos conjuntos nebulosos correspondentes aos tipos de solos e dessa forma produzir mapas nebulosos de solos.

GRUNWALD et al. (2001) empregaram a análise de aglomerados nebulosos para identificar classes de solos, em três dimensões, a partir de atributos, tais como, densidade, textura, umidade e resistência à penetração.

3.7. Considerações finais

O objetivo do capítulo foi apresentar um resumo dos principais conceitos concernentes à teoria dos conjuntos nebulosos, à lógica nebulosa e à modelagem nebulosa e necessários para compreensão das demais etapas do trabalho.

Nesse sentido, discutiu-se a configuração de modelos nebulosos baseados em regras e as características dos principais tipos de modelos comumente utilizados em diversas áreas.

Destaque foi dado aos métodos para construção de modelos nebulosos utilizando o conhecimento especialista ou através de dados do processo de interesse e, ainda, pela combinação dos dois enfoques, como alternativa de abordagem para modelagem de sistemas complexos e onde incertezas e ambigüidades são relevantes.

A breve revisão da literatura sobre sistemas nebulosos nas áreas de ecologia e agricultura permitiu mostrar algumas das variadas possibilidades de aplicações e, conseqüentemente, a flexibilidade da ferramenta.

Além dos trabalhos citados, recomenda-se, aos interessados em informações complementares sobre conceitos e aplicações de modelos nebulosos, consultar DUBOIS; PRADE (1980); COX (1994); KLIR; YUAN (1995); KOSKO (1997); PEDRYCZ; GOMIDE (1998) e TERANO; ASAI; SUGENO (1994).

No capítulo quatro, a metodologia proposta para desenvolvimento do trabalho é apresentada e o problema da compactação do solo pelo tráfego é enfocado a partir das técnicas de modelagem nebulosa descritas.

4. METODOLOGIA PARA ESTIMATIVA E CLASSIFICAÇÃO DA COMPACTAÇÃO DO SOLO ATRAVÉS DA MODELAGEM NEBULOSA

A proposta para abordagem da estimativa e classificação da compactação do solo através da modelagem nebulosa é apresentada. A metodologia compreende uma fase experimental para obtenção de dados representativos do processo de compactação do solo pelo tráfego e outra, de modelagem, onde os modelos nebulosos são identificados através do conhecimento especialista e de dados experimentais para, posteriormente, serem avaliados.

4.1. Introdução

A estimativa da compactação do solo significa prever o estado físico final do solo, ou seja, após a passagem de uma máquina, a partir de informações iniciais do solo e da máquina. A condição física final do solo reflete o nível de compactação do solo e, portanto, seu estado de degradação.

A classificação do nível de compactação do solo, por sua vez, diz respeito à relação entre as condições físicas do solo, após o tráfego, e a resposta das plantas cultivadas.

Métodos qualitativos baseados na análise detalhada das estruturas do solo, tais como o perfil cultural, constituem ferramentas úteis para classificação do nível de compactação do solo pela possibilidade de relacionar a análise física com o desenvolvimento das plantas e de seu sistema radicular (NEVES et al., 2003).

Porém, as dificuldades práticas que o método oferece em relação à demora das avaliações e, conseqüentemente, reduzido número de repetições possíveis, têm restringido seu uso (TAVARES FILHO et al., 1999).

Em virtude da impossibilidade de classificação do nível de compactação em muitos locais, pelo método do perfil cultural, pretende-se desenvolver um modelo que identifique as classes a partir de propriedades físicas do solo, tais como, densidade, porosidade total ou resistência à penetração, uma vez que, por hipótese, tais atributos devem refletir as classes.

Nesse caso, pretende-se utilizar o conhecimento especialista para construir um modelo nebuloso e validá-lo utilizando dados experimentais.

O trabalho compreende o desenvolvimento de dois modelos, ambos baseados na lógica nebulosa.

O primeiro é voltado à estimativa do nível de compactação do solo após o tráfego, caracterizada por propriedades físicas do solo que possam ser rápida e facilmente avaliadas a campo, e utilizando dados experimentais para gerar o modelo. A FIGURA 6 mostra um esquema do modelo e seus componentes.

O segundo modelo visa classificar o nível de compactação do solo, segundo as classes definidas pelo método do perfil cultural, utilizando, também, propriedades físicas do solo como variáveis de entrada e o conhecimento especialista para gerar o modelo. A FIGURA 7 mostra um esquema do modelo de classificação.

FIGURA 6: Esquema do modelo nebuloso de estimativa da compactação do solo.

FIGURA 7: Esquema do modelo nebuloso de classificação da compactação do solo.

4.2.Fase Experimental

A fase experimental teve como objetivo a aquisição de um conjunto de dados das propriedades físicas do solo, antes e após o tráfego, para utilização na identificação e validação dos modelos.

Em síntese, foram realizados três experimentos em condições de campo e em uma área homogênea, do ponto de vista do manejo do solo, cada qual com tratamentos similares diferenciando-se apenas quanto às características das máquinas que efetuaram o tráfego.

Cada experimento possuía quatro parcelas correspondentes aos tratamentos descritos a seguir. As avaliações das propriedades físicas do solo foram realizadas em todas parcelas, em locais previamente definidos, antes do tráfego, após uma passada e após três passadas das máquinas.

A fase experimental foi organizada considerando três etapas principais: seleção das propriedades físicas do solo a serem medidas; definição do local da experimentação e tratamentos e, finalmente, definição do procedimento para aquisição e pré-processamento dos dados.

4.2.1. Seleção das variáveis e procedimentos de medição

Os critérios adotados para seleção das propriedades físicas do solo (variáveis) a serem medidas no campo foram os seguintes:

- relevância e utilização, na literatura e em outros modelos, para caracterizar o processo de compactação pelo tráfego;
- simplicidade dos métodos de amostragens a campo, sem a exigência de sofisticados equipamentos de laboratório para determinação das propriedades físicas de interesse;
- agilidade nas amostragens, para possibilitar a aquisição de uma quantidade suficiente de amostras;
- razoável acurácia dos métodos de amostragem;
- fácil verificação visual quanto à ocorrência de problemas experimentais nas amostras.

Com base nestes critérios, decidiu-se pela medição da densidade aparente do solo, porosidade total, resistência à penetração e umidade do solo, até 450 mm profundidade, uma vez que, em geral, os efeitos do tráfego são percebidos até essa camada.

Os parâmetros das máquinas selecionados para controle foram: carga ou peso estático no eixo mais carregado; pressão de inflação dos pneus e número de passadas da máquina sobre o solo.

4.2.1.1. Densidade aparente, umidade e porosidade total do solo

Para medição da densidade aparente do solo foi usado o método do anel volumétrico, tendo sido desenvolvido um amostrador com o objetivo de aumentar a velocidade de coleta das amostras, reduzir as vibrações e impactos transmitidos ao anel durante a amostragem e controlar adequadamente a profundidade de amostragem.

O amostrador, mostrado na FIGURA 8, possui um eixo vertical com engrenagem tipo cremalheira, sendo movimentado nessa direção através de outra engrenagem acionada pelo operador. Na extremidade inferior do eixo e rosqueado no mesmo, encontra-se um dispositivo cilíndrico (copo), com 100 mm de comprimento, que aloja, na sua parte interna, o anel volumétrico com 50 mm de diâmetro e 50 mm de comprimento, além de dois outros anéis de mesmo diâmetro dispostos acima e abaixo do mesmo.

FIGURA 8: Amostrador de solo para medição da densidade aparente (esquerda) e detalhe do copo onde se aloja o anel volumétrico (direita).

Após o correto posicionamento do amostrador no campo, o copo é introduzido no solo de maneira suave pelo movimento de uma alavanca que aciona a engrenagem. O controle da profundidade se dá por marcações existentes no eixo.

Após atingir a profundidade desejada de amostragem, ou seja, a cada 100 mm de penetração, o operador aciona um sistema de catraca que permite reverter o sentido de movimento do eixo, o qual então passa a trazer o copo para fora do solo com a amostra coletada.

O copo é desrosqueado do eixo e, com uma leve pressão na sua parte inferior, retira-se do mesmo o conjunto de anéis que contêm a amostra. Finalmente, o anel volumétrico é separado dos demais cortando-se o solo com um estilete.

O anel é, então identificado e embalado, para evitar perda de umidade, e posteriormente pesado em balança de precisão no laboratório.

A densidade aparente (D ; Mg m^{-3}) foi calculada pela fórmula:

$$D = \frac{m_{\text{seca}} - m_{\text{anel}}}{V_{\text{anel}}}$$

Onde m_{seca} representa a massa seca da amostra, m_{anel} , a massa do anel vazio e V_{anel} o volume do anel.

O tempo médio de coleta de amostras em uma posição e quatro profundidades, com dois operadores e solo com condições adequadas de umidade foi de 4 minutos.

A amostra de densidade do solo foi utilizada, também, para determinação da umidade e da porosidade total do solo.

Nesse caso, após a pesagem das amostras vindas do campo para determinação da massa do solo úmido (m_{um}), as mesmas foram mantidas por 24 horas em uma lâmina de água para saturação (FIGURA 9), procedimento similar ao adotado para determinação da curva de retenção do solo. A massa de solo saturado (m_{sat}) foi, então, registrada e, em seguida, as amostras foram encaminhadas à estufa para secagem por 24 horas a 105°C . Retiradas da estufa, as amostras foram pesadas para cálculo da massa seca (m_{seca}) e a umidade gravimétrica (U , %) e a porosidade total (P_t , %) foram determinadas através das seguintes fórmulas:

$$U = \left(\frac{m_{um} - m_{sec a}}{m_{sec a} - m_{anel}} \right) \times 100 \quad (\%)$$

$$Pt = \frac{(m_{sat} - m_{sec a}) / d_{agua}}{V_{anel}} \times 100 \quad (\%)$$

Onde d_{agua} representa a densidade da água, considerada como $1,0 \text{ Mg m}^{-3}$.

FIGURA 9: Saturação das amostras de solo para determinação da porosidade total.

4.2.1.2. Resistência à penetração do solo

A medição da resistência à penetração do solo foi feita com um penetrômetro eletrônico, padrão ASAE (ASAE, 1996), da Spectrum Technologies, com diâmetro da base do cone de 12,8 mm e ângulo de 30°, além de registro automático da pressão, em MPa, a cada 50 mm e até 450 mm de profundidade.

O equipamento possuía, também, controle de velocidade de penetração para minimização de erros experimentais ocasionados pela medição com diferentes operadores, além de memória digital para gravação dos dados coletados.

Segundo o fabricante, a incerteza de medição do penetrômetro é de $\pm 103 \text{ kPa}$.

4.2.1.3. Perfil cultural

A avaliação qualitativa das estruturas do solo, através do método do perfil cultural (TAVARES FILHO et al., 1999b), foi realizada antes e após o tráfego por

uma especialista, Prof^a Dra. Maria de Fátima Guimarães, da Universidade Estadual de Londrina.

Para a análise, abriu-se uma trincheira, em cada parcela, com dimensões de 1,2 m de largura por 1,0 m de comprimento e 1,0 m de profundidade, com a classificação sendo feita em dois níveis. No primeiro, avaliaram-se os agregados e torrões do solo quanto à sua continuidade e presença de trincas ou fissuras. Onde não se identificaram trincas e o perfil apresentava um aspecto contínuo denominou-se “C” e, onde havia trincas, “F”.

No segundo nível, procurou-se avaliar o estado interno dos agregados, denominando-se “μ” à região onde não havia sinal de compactação, ou seja, onde a porosidade e a rugosidade do solo eram visíveis bem como onde havia presença de microagregados do solo e raízes. Ao contrário, quando a superfície dos agregados era plana, lisa e sem raízes e a porosidade não era visível, então o solo foi classificado como compacto (“Δ”) (NEVES et al., 2003).

4.2.1.4. Configurações das máquinas

Com relação às máquinas, decidiu-se trabalhar com três níveis diferentes de carga, representativos dos pesos das máquinas mais comumente utilizadas nos sistemas de produção de soja de pequenos e médios produtores no sul do Brasil.

As cargas estáticas totais corresponderam a um trator médio sem tração (62,7 kN), trator médio com semeadora de oito linhas abastecida (88,2 kN) e colhedora carregada (118,6 kN).

Os referidos pesos bem como sua distribuição estática nos eixos dianteiro e traseiro foram determinados em uma balança rodoviária com incerteza de medição de ± 10 N.

Os níveis de pressão de inflação dos pneus foram selecionados de modo a corresponder aos valores máximo e mínimo recomendados pelo fabricante, segundo a carga atuante no eixo mais solicitado de cada máquina.

O trator estava equipado com pneus traseiros de tração marca Pirelli, modelo TM95 com medidas 23.1-30, mesmo pneu utilizado no eixo dianteiro da colhedora.

Os respectivos pesos nos eixos e pressões de inflação dos pneus nos eixos mais solicitados de cada máquina são mostrados na TABELA 1.

TABELA 1: Cargas estáticas e pressões de inflação dos pneus no eixo mais solicitado das máquinas selecionadas.

<i>Configuração</i>	Carga no eixo (kN)		Pressão inflação dos pneus (kPa)	
	<i>dianteiro</i>	<i>traseiro</i>	<i>máxima</i>	<i>mínima</i>
Trator* sem tração	25,5	37,2	138	110
Trator* com semeadora carregada	17,6	70,6	138	110
Colhedora autopropelida**	99,9	18,7	186	110

*Trator Massey Fergusson modelo MF297, 4x4, com lastro total; **Colhedora SLC modelo 7200 com plataforma de soja e carregada.

4.2.2. Tratamentos experimentais

Foram realizados três experimentos a campo, cada qual correspondendo a uma carga ou tipo de máquina, com objetivo de avaliar os efeitos do tráfego sobre as propriedades físicas do solo (resistência à penetração, densidade aparente e porosidade total).

Cada experimento possuía quatro parcelas correspondentes às combinações de dois níveis de umidade do solo e dois níveis de pressão de inflação dos pneus.

Os experimentos foram instalados na Fazenda Experimental do IAPAR (Instituto Agrônomo do Paraná) em Londrina, PR, em solo argiloso da classe Latossolo Roxo, com semeadura direta implantada há quinze anos.

Nesse período, a área foi usada para produção comercial de grãos. A cobertura vegetal do solo era constituída por resíduos de soja, homogeneamente distribuídos pela área, com peso seco médio de 4,4 Mg ha⁻¹.

A textura do solo e a densidade das partículas da área experimental, mostradas na TABELA 2, apresentaram pouca variação no perfil realçando a homogeneidade do solo.

Nesse solo, a capacidade de campo e o ponto de murcha permanente corresponderam à umidade gravimétrica média de 38% e 29%, respectivamente, até 0,40 m de profundidade (FARIA; CARAMORI, 1986).

TABELA 2: Textura do solo e densidade das partículas do local do experimento.

<i>Profundidade (m)</i>	<i>Textura do solo</i>			<i>Densidade partículas (Mg m⁻³)</i>
	<i>Areia (%)</i>	<i>Silte (%)</i>	<i>Argila (%)</i>	
0 – 0,10	9	23	68	2,91
0,10 – 0,20	10	17	73	2,93
0,20 – 0,30	9	18	73	2,92
0,30 – 0,40	9	16	75	2,92

A aplicação de água na área experimental com um sistema de irrigação por aspersão, disposto segundo o procedimento de “aspersão em linha”, tornou possível obter duas condições de umidade do solo na mesma área.

O referido procedimento, proposto para fins experimentais por HANKS et al. (1976) apud FARIA; OLITTA (1987), consiste na colocação de aspersores estreitamente espaçados em uma tubulação localizada, em geral, no centro do campo.

A sobreposição dos jatos promove maior precipitação junto à linha dos aspersores e um gradiente decrescente ao longo da direção perpendicular à tubulação, resultando em uma distribuição triangular da precipitação.

Nos experimentos, a disposição das parcelas nas direções paralelas à tubulação permitiu obter diferentes lâminas de irrigação e, conseqüentemente, um gradiente de umidade no solo.

A FIGURA 10 mostra esquematicamente a linha de aspersores na área experimental, tendo sido empregados 15 aspersores marca Fabrimar, modelo A1823 com bocais 2,4 x 5,6mm, com 6 metros de espaçamento e pressão de trabalho média de 3,5, bar.

A precipitação média obtida pelo sistema de irrigação foi determinada em 10 linhas perpendiculares à linha de aspersores, com 5 pluviômetros cada, dispostos a 2, 4, 6, 8 e 10 metros da tubulação, respectivamente.

Cerca de dois ou três dias antes da instalação de cada experimento, a área experimental foi irrigada de maneira a estabelecer níveis similares de umidade, no solo no mesmo tratamento, nos três experimentos.

FIGURA 10: Esquema de disposição em campo dos aspersores e pluviômetros, em relação às parcelas, no método da “aspersão em linha”.

Os seguintes tratamentos foram aplicados em cada experimento:

- T1: umidade alta com pressão de inflação dos pneus máxima;
- T2: umidade baixa com pressão de inflação dos pneus máxima;
- T3: umidade alta com pressão de inflação dos pneus mínima;
- T4: umidade baixa com pressão de inflação dos pneus mínima.

Cada tratamento correspondeu a uma parcela com 5 m de largura por 28 m de comprimento (140 m^2 , FIGURA 11). As amostragens do solo foram realizadas em três posições paralelas e perpendiculares à direção de deslocamento da máquina (transeção) e localizadas a 7, 14 e 21 metros em relação ao início da parcela.

Em cada transeção, as propriedades físicas do solo foram determinadas antes do tráfego e após a primeira e terceira passadas da máquina, de acordo com o procedimento abaixo:

Resistência à penetração (RP): medições a intervalos de 0,05 m até 0,450 m de profundidade, em quatro posições em cada transeção, sendo duas posicionadas onde passaram os pneus (rastros) e duas fora dos rastros;

Densidade aparente (D): quatro medições por transeção, sendo duas posicionadas onde passou o pneu e duas fora, nas profundidades de 0,025-0,075; 0,125-0,175; 0,225-0,275 e 0,325-0,375 m, e próximas dos locais de amostragem da RP;

Porosidade total (Pt): determinada a partir das amostras de densidade, após pesagens das amostras saturadas e secas em estufa;

Umidade do solo (U): pelo método gravimétrico, a partir das amostras de densidade.

A FIGURA 11 mostra um esquema das parcelas, locais das transeções e de amostragens.

O perfil cultural foi avaliado, inicialmente, em duas trincheiras no centro da área experimental, para caracterizar a condição do solo antes do tráfego.

Após o término de cada experimento e de suas respectivas avaliações, novas trincheiras foram abertas, uma em cada parcela, localizadas em uma área representativa do tratamento aplicado à parcela.

A TABELA 3 resume as principais informações sobre os experimentos.

TABELA 3: Resumo do procedimento experimental.

Experimentos		<i>Experimento 1</i> = trator sem tração <i>Experimento 2</i> = trator com semeadora <i>Experimento 3</i> = colhedora
Tratamentos		<i>T1</i> = umidade alta com pressão dos pneus máxima <i>T2</i> = umidade baixa com pressão dos pneus máxima <i>T3</i> = umidade alta com pressão dos pneus mínima <i>T4</i> = umidade baixa com pressão dos pneus mínima
Variáveis do solo		<i>Densidade aparente</i> , <i>Porosidade total</i> <i>Umidade</i> <i>Resistência à penetração</i>
AMOSTRAGENS	Repetições	Três transeções a 7, 14 e 21 metros, a partir do início da parcela
	Locais	Quatro locais em cada transeção, sendo dois no rasto dos pneus e dois fora; quatro profundidades em cada local
	Momento	Antes do tráfego; após a 1ª e 3ª passadas
	Quantidade	4 profundidades x 4 locais/transeção x 3 transeções x 3 momentos x 4 tratamentos x 3 experimentos = 1728 amostras

FIGURA 11: Esquema da área experimental com posição das parcelas e locais de amostragens de solo.

4.2.3. Aquisição e pré-processamento dos dados

Os experimentos foram realizados entre 27 de maio e 8 de julho de 2002, período com poucas chuvas na região o que propiciou boas condições para controle da umidade do solo. Os três experimentos foram instalados em uma mesma área e dispostos de forma adjacentes entre si.

Cada experimento demandou cerca de três dias para os trabalhos de campo, após a irrigação da área, incluindo preparo da máquina, organização do material e aquisição das amostras de solo. Após a coleta das amostras, dois outros dias foram necessários para as determinações no laboratório e mais dois dias para as análises do perfil cultural.

A equipe de trabalho foi composta por seis pessoas, sendo duas responsáveis pela irrigação, preparo da área e operação do amostrador de solo; duas responsáveis pela identificação, embalagem e acondicionamento das amostras no campo e, posteriormente, pelas atividades no laboratório; uma pelo preparo e operação das máquinas e outra pela aquisição dos dados de resistência à penetração e coordenação geral das atividades.

A especialista pela análise do perfil cultural envolveu-se especificamente nesta fase com apoio da equipe permanente.

O procedimento de aquisição das amostras e posteriormente dos dados foi o seguinte: posicionamento da máquina em frente a cada parcela experimental e marcação da trajetória do rasto dos pneus na parcela para definição dos pontos de amostragens iniciais (antes do tráfego) nas três transeções.

A amostragem iniciou-se pela densidade do solo e sempre da esquerda (fora do rasto) para a direita (rasto direito) da parcela. Em planilha apropriada, registrou-se o número da amostra, a parcela, a transeção, o local e a profundidade correspondentes. Terminados os quatros locais na transeção, iniciou-se a aquisição dos dados de resistência à penetração, o mais próximo possível das amostras de densidade, o que significou cerca de 0,2 m de distância entre os dois locais na direção longitudinal da parcela.

Repetido o procedimento nas três transeções de cada parcela, iniciaram-se os tráfegos (primeira passada), inicialmente nas parcelas com maior pressão dos pneus.

A velocidade de operação foi calibrada próximo à área experimental e mantida em cerca de 6 km h^{-1} para todas as máquinas.

Após o tráfego, repetiram-se as amostragens, de modo similar ao descrito, porém cerca de 0,30 a 0,40 m à frente em relação àquelas realizadas antes do tráfego. As amostras foram coletadas sempre no centro do rasto e a passagem da máquina foi realizada em locais onde não houvesse sulco de plantio anterior.

Encerradas as avaliações da primeira passagem, as máquinas passaram duas outras vezes em cada parcela e, em seguida, novas avaliações foram realizadas (terceira passada).

No laboratório, os anéis volumétricos foram desembalados, seus pesos úmidos foram registrados e, em seguida, revestidos com um tecido poroso e colocados no interior de uma bandeja, para saturação por 24 horas, com uma lâmina de água correspondente à cerca de $3/4$ da altura do anel.

Após esse período, o tecido foi cuidadosamente retirado, as amostras foram pesadas em balança de precisão e encaminhadas à estufa para secagem por mais 24 horas. Posteriormente, o peso seco foi determinado e as amostras foram descartadas.

Os dados registrados em planilha de passaram a ser transferidos a planilhas eletrônicas do Microsoft® Excel para cálculo da densidade aparente, porosidade total e umidade do solo antes e após as passadas, segundo as fórmulas já apresentadas.

Nessa fase alguns dados foram perdidos em virtude de problemas durante a coleta e pesagem das amostras, tais como, presença de raízes, insetos ou cavidades na amostra; falta de solo em parte da amostra e erros de identificação.

Durante a análise, novos conjuntos de dados foram eliminados em consequência de problemas não detectados até esta fase, os quais serão descritos adiante.

Os dados de resistência à penetração foram descarregados diretamente no computador utilizando-se um programa fornecido pelo fabricante do equipamento.

Durante as medições, a identificação dos dados foi feita através de um sinal fornecido pelo operador antes do início de cada posição, conforme sugestão do fabricante. Após verificação dos dados e registro das informações complementares, os mesmos também foram exportados para uma planilha do Excel®.

Valores excessivamente altos ou baixos de resistência à penetração, inexistência de registros por falha do equipamento, duplicidade de registros por falha do operador foram as principais causas de perdas de dados.

A análise do perfil cultural, em cada parcela, foi feita nas duas faces da trincheira, gerando uma descrição qualitativa das estruturas e a representação da superfície abrangida pelas mesmas em relação à largura e profundidade. Detalhes das estruturas foram, também, registradas em fotografias.

4.3. Modelo neuro-nebuloso para estimativa da compactação do solo

O objetivo do modelo nebuloso para estimativa da compactação é determinar as propriedades físicas do solo, após o tráfego, a partir de informações sobre as condições iniciais do solo e das máquinas.

Na identificação do modelo nebuloso adotou-se o enfoque de modelagem tipo “caixa-cinza” no qual as informações quantitativas do sistema, representadas por dados de entrada-saída, foram combinadas ao conhecimento humano.

O método escolhido foi a modelagem neuro-nebulosa (neuro-fuzzy) pela possibilidade de integrar modelos nebulosos e redes neurais, mantendo-se as características mais favoráveis de ambos os métodos, quais sejam, a transparência e a capacidade de aprendizagem, respectivamente.

Conforme discutido, o processo de compactação do solo caracteriza-se pela complexidade das relações entre as variáveis envolvidas, o que dificulta a modelagem matemática clássica dos processos físicos e, conseqüentemente, o uso de modelos de estimativa.

A modelagem neuro-nebulosa constitui uma alternativa para automatizar o processo de identificação e ajuste dos parâmetros de um modelo nebuloso utilizando algoritmos de aprendizagem neurais aplicados aos dados experimentais do sistema.

Portanto, a vantagem do uso de modelos neuro-nebulosos está exatamente na redução do esforço nas etapas de escolha e ajuste dos parâmetros das funções de pertinência e das regras do modelo nebuloso.

Em geral, na identificação de um modelo neuro-nebuloso parte-se de um modelo inicial, baseado em regras, desenvolvido com base na experiência do

especialista ou em outras fontes de informação e, através de algoritmos neurais, os parâmetros do modelo são ajustados visando à minimização de uma função, neste caso, uma métrica de erro entre os valores observados e estimados.

Nesse trabalho, porém, problemas relacionados à seleção do especialista tornaram-se evidentes uma vez que a compactação não é visível e seus efeitos não são claramente verificados, dificultando a avaliação da qualidade do conhecimento.

Por essa razão, o enfoque adotado foi o da identificação do modelo neuro-nebuloso baseado apenas nos dados experimentais disponíveis para, posteriormente, empregar o conhecimento especialista na sua interpretação, mantendo a principal característica de modelos nebulosos, qual seja, o significado das regras e das variáveis lingüísticas.

O algoritmo utilizado para o desenvolvimento do modelo neuro-nebuloso foi o ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System ou Sistema de Inferência Neuro-Nebuloso Adaptativo), proposto por JANG (1993).

O termo adaptativo implica que o sistema apresenta uma estrutura de rede neural, com nós e conexões, sendo alguns destes, nós adaptativos, ou seja, seus parâmetros internos são alterados de acordo com a regra de minimização de erro prescrita.

O modelo nebuloso paramétrico (tipo Takagi-Sugeno) foi selecionado para operar na arquitetura do ANFIS em virtude da eficiência do modelo e pela disponibilidade dessa configuração no pacote de programas de lógica nebulosa (Fuzzy Logic Toolbox) do MATLAB[®] versão 5.3 R11.

O funcionamento do modelo neuro-nebuloso, baseado no modelo paramétrico e no algoritmo ANFIS, juntamente com um conjunto genérico de regras são representados na FIGURA 12 e detalhados a seguir.

FIGURA 12: Representação do modelo nebuloso como uma estrutura em rede na arquitetura do ANFIS (BABUŠKA,2003).

O modelo nebuloso paramétrico é caracterizado por regras com a estrutura mostrada na parte superior da FIGURA 12, conforme discutido no item 3.4.2..

Nessa figura, o mecanismo de inferência utilizado pelo modelo paramétrico é representado segundo a arquitetura do ANFIS, ou seja, uma estrutura em rede formada por camadas que, por sua vez, são constituídas por nós que executam funções similares em uma mesma camada.

Os nós adaptativos são, geralmente, representados por retângulos e os não adaptativos por círculos. Os nós das camadas adjacentes são conectados entre si e realizam as funções detalhadas a seguir.

Camada 1: Os nós dessa camada são constituídos pelos conjuntos nebulosos associados às variáveis de entrada x_i onde $i = 1, \dots, n$. São nós adaptativos uma vez que os parâmetros das funções de pertinência dos conjuntos nebulosos são ajustados durante a modelagem segundo as técnicas de otimização, discutidas adiante.

A função de pertinência (μ) selecionada foi do tipo gaussiana, definida como:

$$\mu_{i,j} = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - c_{i,j}}{\sigma_{i,j}} \right)^2}$$

onde $c_{i,j}$ e $\sigma_{i,j}$ são os parâmetros ajustáveis das funções de pertinência, $i = 1, \dots, n$ representa o número de variáveis de entrada e $j = 1, \dots, t$ o número de regras. A saída de cada nó é o grau de pertinência do valor x_i ao conjunto nebuloso $A_{i,j}$.

No pacote do MATLAB® essa função é denominada de fuzificação.

Camada 2: os nós dessa camada realizam a operação lógica definida pelo conectivo das regras. As regras mostradas na parte superior da FIGURA 12 empregam o conectivo “e” e o operador pode ser qualquer tipo definido pela T-Norma, sendo os mais comuns o “mínimo” ou “produto”.

Para o operador mínimo, a saída é dada pela função:

$$w_j = \bigotimes_{i=1}^n \mu_{i,j} = \min(\mu_{1,j}, \dots, \mu_{n,j})$$

onde $\bigotimes$ representa o operador de minimização. Cada saída w_j corresponde ao grau de suporte da j -ésima regra.

No modelo de estimativa adotou-se o conectivo “e” sendo testados os operadores: mínimo e produto.

Camada 3: os nós realizam a operação de normalização (divisão aritmética) dos graus de suporte de cada regra em relação às demais. A saída de cada nó é dada por:

$$\overline{w_j} = \frac{w_j}{w_1 + \dots + w_t} = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^t w_j}$$

Camada 4: constituída por nós adaptativos cujos parâmetros correspondem aos do conseqüente de cada regra do modelo paramétrico. A saída da camada é dada por:

$$f_j = \overline{w_j}(a_{0,j} + a_{1,j}x_1 + \dots + a_{n,j}x_n)$$

sendo, $a_{0,j}$, $a_{1,j}$, ..., $a_{n,j}$ parâmetros do conseqüente de cada regra.

Camada 5: constituída por um único nó o qual computa a saída global do modelo (y) como a somatória das saídas parciais de cada regra:

$$y = \sum_{i=1}^t f_i$$

As principais características do ANFIS, segundo a estrutura em rede, são resumidas na TABELA 4.

Cabe destacar que a estrutura da rede adaptativa de um modelo neuro-nebuloso não é única podendo, por exemplo, a camada de normalização ser executada após o cálculo do conseqüente de cada regra (camada 4 na estrutura discutida acima) sem, contudo, alterar o resultado final, neste caso.

O algoritmo ANFIS disponível no pacote do MATLAB[®] suporta apenas sistemas do tipo paramétrico, de ordem zero ou um, com somente uma variável de saída e pesos iguais entre regras (THE MATHWORKS, 2001).

TABELA 4: Características das camadas do ANFIS discutidas na FIGURA 12.

CAMADA	TIPO/FUNÇÃO	NÓS*	PARÂMETROS
1	Valores	n.t	2 (n.t)
2	Regras	t	0
3	Normalização	t	0
4	Função linear	t	(n+1) t
5	Soma	1	0

* n = número de variáveis e t = número de regras

A operação do modelo neuro-nebuloso como uma rede adaptativa permite utilizar um algoritmo de aprendizagem neural para ajustar os parâmetros das funções de pertinência (antecedente) e das funções lineares (consequente) desde que seja disponível um conjunto de dados experimentais sobre o sistema.

Na identificação do modelo neuro-nebuloso de estimativa foi utilizado um algoritmo híbrido de aprendizagem que apresenta um ciclo de dupla direção, denominadas passagem à frente (“forward”) e para trás (“backward”), sendo que, na primeira, os parâmetros do antecedente (funções de pertinência) são fixados e os do consequente são estimados pelo método dos mínimos quadrados e, em seguida, calcula-se o erro para os dados de treinamento.

Na passagem para trás, o erro calculado é utilizado para modificar os parâmetros do antecedente pelo método do gradiente descendente (“backpropagation”) mantendo-se fixos os parâmetros do consequente.

O objetivo de cada passagem é estimar o erro, ou seja, a soma dos quadrados das diferenças entre os valores estimados e os observados, para o conjunto de dados de treinamento, e reduzir esse erro pela alteração dos parâmetros da rede adaptativa.

Os algoritmos para determinação dos parâmetros do antecedente (“forward”) e do consequente (“backward”), respectivamente através do método dos mínimos quadrados e do gradiente descendente, são descritos nos Anexos 1 e 2.

4.3.1. Identificação da estrutura inicial do modelo

O objetivo é estimar um número inicial, ainda que grosseiro, de regras e funções de pertinência, bem como seus parâmetros, para que possam ser otimizados posteriormente através do ANFIS.

O método empregado está baseado na análise de aglomerados e denomina-se aglomerados subtrativos (“subtractive clustering”), tendo sido desenvolvido por CHIU (1997).

Constitui um procedimento rápido e robusto para estimar o número e a localização dos centros de aglomerados existentes em um conjunto de dados de treinamento, sendo as regras e funções de pertinência estimadas a partir dos centros dos aglomerados.

O método considera que, a princípio, todos os dados de treinamento podem ser centros de aglomerados e passa a analisar as distâncias entre dados, escolhendo aqueles cujas distâncias em relação aos demais são menores.

Resumidamente, o procedimento é o seguinte (CHIU, 1997): considere um conjunto de m vetores de dados de treinamento em um espaço com $n+1$ dimensões (n variáveis de entrada e uma de saída) sendo os dados normalizados em cada dimensão de tal forma que estejam contidos num hipercubo unitário.

Cada ponto (vetor) nesse espaço é considerado como candidato a centro de um aglomerado e a medida do potencial de um ponto qualquer p_i é dada por:

$$P_i = \sum_{c=1}^m e^{-\alpha \|p_i - p_c\|^2} \quad \text{sendo,}$$

$$\alpha = \frac{4}{r_a^2}$$

onde, $\| \quad \|$ indica a distância Euclidiana e r_a é uma constante positiva, a qual define o raio de influencia do centro de um aglomerado.

Desse modo, a medida do potencial de um ponto é função de suas distâncias aos demais e aqueles com muitos vizinhos terá um alto potencial.

Após a computação do potencial de todos os pontos no espaço, seleciona-se aquele com maior potencial como o primeiro centro.

Em seguida, o potencial de cada ponto é revisado pela fórmula:

$$P_i \Leftarrow P_i - P_1^* e^{-\beta \|p_i - p_1^*\|^2} \quad \text{sendo,}$$

$$\beta = \frac{4}{r_b^2}$$

adotando-se p_1^* como o local do primeiro centro, P_1^* como seu potencial e r_b uma constante positiva.

Assim, é feita uma subtração do potencial de cada ponto em função de sua distância do centro do primeiro aglomerado, de modo que os pontos próximos ao centro terão potencial muito reduzido e pouca possibilidade de serem escolhidos como o próximo centro.

Nesse caso, r_b define o raio ou distância onde os pontos serão afetados pela redução de potencial.

Após a revisão do potencial dos pontos remanescentes, seleciona-se aquele com maior potencial como o local do segundo centro e inicia-se, novamente, a redução do potencial de cada ponto segundo sua distância em relação ao centro do segundo aglomerado.

Esse processo de cálculo e seleção se repete até que o potencial dos pontos remanescentes fique abaixo de uma fração do potencial do primeiro centro de aglomerado.

Essa fração, ε , representa o limiar entre a aceitação e não aceitação do potencial de um ponto como centro do aglomerado, ou seja, se a relação entre o potencial do ponto e o do primeiro centro é superior a ε , então ele é aceito como candidato a centro. Valores recomendados para ε estão entre 0,5 e 0,15.

Cada centro identificado, p_i^* , é considerado, então, como uma regra do modelo nebuloso inicial, da seguinte forma:

Regra: *Se $\{entrada\}$ está próxima a x_i^* } Então a saída está próxima a y_i^* .*

Sendo x_i^* os elementos de p_i^* relativos às variáveis de entrada (coordenadas do centro do aglomerado no espaço de entradas) e y_i^* o elemento de p_i^* relativo à variável de saída.

Dado um vetor de dados de entrada, x , o grau de suporte da regra i é definido por:

$$w_i = e^{-\alpha \|x - x_i^*\|^2}$$

A saída y é computada por:

$$y = \sum_{i=1}^n \frac{w_i y_i^*}{w_i}$$

O modelo nebuloso obtido apresenta regras com a seguinte forma:

$$\text{Se } x_1 \text{ é } A_{1,i} \text{ e } x_2 \text{ é } A_{2,i} \text{ e } \dots \text{ e } x_n \text{ é } A_{n,i}. \text{ Então } y \text{ é } B_i$$

sendo, x_n a n -ésima variável de entrada, $A_{n,i}$ a função de pertinência da n -ésima variável na i -ésima regra e B_i a função de pertinência da variável de saída y .

A função de pertinência gaussiana na regra i , cujo centro do aglomerado é representado por p_i^* , é dada por:

$$A_{u,i}(x_u) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_u - x_{u,i}^*}{\sigma_{u,i}} \right)^2} \quad u = 1, \dots, n$$

e $x_{u,i}^*$ representa o u -ésimo elemento do vetor x_i^* e $\sigma_{u,i}^2 = \frac{1}{(2\alpha)}$.

4.3.2. Seleção das variáveis de entrada do modelo de estimativa

Uma das limitações do algoritmo ANFIS, disponível no MATLAB[®], é que apenas sistemas do tipo MISO, ou seja, “múltiplas entradas e uma saída”, podem ser identificados.

Por essa razão, foram construídos três sub-modelos neuro-nebulosos, cada qual para estimar uma das três propriedades físicas do solo de interesse, ou seja, densidade final, porosidade total final e resistência à penetração final do solo.

Além disso, modelos independentes foram identificados para estimativa das propriedades físicas do solo após uma e três passadas da máquina, com o objetivo de comparar suas características.

Cada submodelo apresentou a mesma estrutura, diferenciando-se dos demais apenas quanto às variáveis de entrada e de saída e, para maior clareza, foram chamados indistintamente de modelos neuro-nebulosos de estimativa.

As variáveis disponíveis para serem utilizadas como entradas nos modelos foram: densidade aparente inicial do solo, porosidade total inicial do solo, resistência à penetração inicial do solo, umidade inicial do solo, profundidade do solo, carga no eixo da máquina e pressão de inflação dos pneus da máquina.

Todas eram variáveis numéricas, porém, as três últimas eram discretas, com níveis definidos pelos tratamentos experimentais.

Como o número de variáveis de entrada era relativamente alto (7), foi feita uma seleção para identificar aquelas com maiores capacidades de estimativa sobre a variável de saída, adotando-se como referência o método proposto por BRUNO (1999) para seleção das variáveis de um modelo.

Nesse processo, cinco variáveis foram consideradas como candidatas a entradas para cada um dos três modelos, o que significou eliminar as propriedades físicas iniciais do solo que fossem diferentes da propriedade física de saída do modelo.

Em outras palavras, no modelo de estimativa da densidade final do solo, a porosidade e resistência à penetração iniciais, não foram consideradas como candidatas a variáveis de entrada e o mesmo raciocínio foi adotado nos demais modelos.

Na seleção das variáveis de entrada, partiu-se de todas as possibilidades de combinações entre três até cinco variáveis e, inicialmente, cada combinação foi avaliada ajustando-se os parâmetros do ANFIS de modo que os modelos gerados tivessem dez e quatro regras e que o erro fosse determinado para um número reduzido de iterações (20).

Assim, o processo tornou-se mais rápido e forneceu uma idéia do desempenho para duas situações mais comuns, ou seja, um modelo mais complexo e com maior número de regras (dez) mas, também, com maior chance de sobre-

parametrização e, outro, mais simples (quatro regras), mas em geral, com erros mais altos. Essa fase só levou em conta os dados de treinamento.

A combinação que apresentou o menor erro de treinamento, nesse caso, a raiz quadrada do erro quadrático médio entre valores observados e estimados, foi escolhida como o conjunto de variáveis de entrada do modelo.

Após identificação da combinação com menor erro, a mesma foi avaliada mais detalhadamente, utilizando-se também os dados de teste, e ajustando-se os parâmetros do ANFIS em uma faixa de valores mais ampla de modo a obter o menor erro de teste.

Cabe destacar ainda que quando mais de uma combinação de variáveis de entrada apresentaram erros de treinamento muito próximos, ambas foram selecionadas para a etapa de análise detalhada.

Tal metodologia baseia-se no fato de que, devido ao estimador de quadrados mínimos, o algoritmo de aglomerados subtrativos apresenta uma ótima capacidade de seleção inicial de parâmetros e, em geral, poucas iterações são necessárias para que os erros sejam baixos e o comportamento do modelo obtido seja representativo do modelo final.

A seleção de variáveis de entrada é uma etapa importante na construção do modelo neuro-nebuloso uma vez que o número necessário de dados para treinamento da rede depende do número de variáveis de entrada.

A recomendação é de que, para problemas de média complexidade e com uma entrada, são requeridos 10 dados de treinamento para se obter um modelo aceitável e, para duas entradas, 10^2 , e assim por diante (BRUNO, 1999).

Desse modo, ao se reduzir o número de variáveis de entrada, se reduz, também, a quantidade de dados de treinamento necessários.

Em virtude da variabilidade espacial do solo, dos erros experimentais e demais incertezas, foi necessário realizar um pré-processamento nos dados visando eliminar inconsistências. Os critérios são discutidos no capítulo cinco.

Os arquivos de dados de campo foram organizados em planilhas do EXCEL[®] e transferidos para arquivos de dados do MATLAB[®] e os resultados dos modelos gerados foram, posteriormente, transferidos novamente a planilhas do EXCEL[®] para cálculos estatísticos complementares e elaboração de gráficos.

4.3.3. Treinamento e teste dos modelos neuro-nebulosos de estimativa

Os arquivos de dados de treinamento e teste foram organizados em matrizes onde cada linha era constituída por um conjunto de dados experimentais, cada qual correspondente a uma variável de entrada e de saída.

Cada coluna da matriz correspondia, portanto, a uma variável de entrada e de saída (última coluna) e, cada linha, a um vetor composto por uma instância de dados sendo um para cada variável de entrada e de saída. Desse modo, cada vetor definia um ponto no espaço de entradas/saída do modelo.

Após o pré-processamento dos dados para eliminação de inconsistências, o conjunto de vetores (linhas da matriz) foi aleatorizado e, em seguida, dividido em dois subconjuntos na proporção aproximada de 75% e 25% do total, sendo o primeiro utilizado para treinamento da rede e o segundo para teste da mesma.

Tal proporção foi definida com o objetivo de assegurar um maior número de dados de treinamento o que, por sua vez, determina a qualidade do modelo gerado.

O teste do modelo é uma etapa importante, pois permite avaliar a capacidade de generalização do mesmo.

Durante o treinamento da rede neuro-nebulosa, alguns parâmetros foram ajustados visando testar as configurações e selecionar aquela com melhor desempenho. Os parâmetros ajustados foram: a faixa de influência de cada aglomerado (r_a) e o fator “quash” (r_b). A fração ε , discutida no item 4.3.1., não foi ajustada utilizando-se os valores recomendados.

A faixa de influência dos aglomerados (r_a) é importante na definição de um modelo inicial utilizando-se o algoritmo dos aglomerados subtrativos. Essa faixa ou raio de influência é variável entre 0 e 1 e determina, para cada dimensão do espaço de dados de entradas/saída do modelo, a vizinhança de influência do centro de cada aglomerado. Valores baixos resultam em muitos e pequenos aglomerados.

A mesma faixa de influência foi utilizada para todas as dimensões do espaço de modelagem e os valores ajustados ficaram entre 0,4 e 0,7.

O fator “quash” (r_b) é usado para multiplicar o raio de influência do centro de cada aglomerado de modo a reduzir o potencial de pontos distantes serem considerados como pertencentes ao aglomerado. Valores mais usados variam entre

1,25 e 5 e, quanto mais altos, implicam que apenas são admitidos aglomerados com centros muito distantes entre si.

Para cada combinação destes dois parâmetros de ajuste do ANFIS, foi gerado um modelo e a raiz quadrada do erro quadrático médio para os conjuntos de treinamento e de teste foi calculada.

O modelo escolhido foi o que apresentou menor erro para o conjunto de teste.

4.3.4. Avaliação dos resultados dos modelos de estimativa

Os resultados dos modelos foram analisados através dos seguintes índices estatísticos: raiz quadrada do erro quadrático médio, erro percentual médio e coeficiente de correlação.

A raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE) é calculada pelo ANFIS que utiliza essa métrica para determinar quando devem ser interrompidas as iterações. Na verdade essa é uma opção do usuário que pode definir o tamanho do erro que considera apropriado para o sistema modelado.

O RMSE indica o tamanho médio dos resíduos ou desvios da estimativa da variável com o modelo (EZIQUIEL, 1959). Quanto maior seu valor em relação ao da variável estimada, maior é a parcela de variação que ainda se encontra nos resíduos, o que significa que o desempenho do modelo também piora.

O RMSE foi calculado pela fórmula:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{c=1}^m (y_c^{obs} - y_c^{est})^2}{m}}$$

sendo y_c^{obs} o valor observado da variável, y_c^{est} o estimado e m o número de amostras ou pares de dados.

O erro percentual médio (APE) é uma medida do tamanho relativo dos resíduos e foi determinado pela seguinte fórmula:

$$APE = \frac{1}{m} \sum_{c=1}^m \frac{|y_c^{obs} - y_c^{est}|}{y_c^{obs}} \times 100\%$$

Outra métrica de erro utilizada para avaliação dos modelos foi o coeficiente de correlação (R) entre os valores observados e estimados.

O coeficiente de correlação determina a precisão do modelo e indica o grau de dispersão dos dados em relação aos valores médios. Se a dispersão dos dados observados é diferente daquela relativa aos dados estimados então a correlação entre os dois conjuntos é baixa.

É, também, uma medida da dependência linear entre as duas variáveis e varia entre -1 e 1.

O coeficiente de correlação (R) foi calculado pela seguinte fórmula:

$$R = \frac{\sum_{c=1}^m (y_c^{est} - y_{medio}^{est})(y_c^{obs} - y_{medio}^{obs})}{\sqrt{\sum_{c=1}^m (y_c^{est} - y_{medio}^{est})^2 \sum_{c=1}^m (y_c^{obs} - y_{medio}^{obs})^2}}$$

A hipótese de que o coeficiente de correlação calculado é um desvio aleatório do zero foi verificada através do teste “F”, ao nível de 5% de significância, utilizando o software Statistica for Windows® release 5.0 (STATSOFT INC, 1995). O teste visa confirmar se a correlação entre os dois conjuntos de dados foi estatisticamente significativa.

Além disso, foi determinado o intervalo de confiança do coeficiente de correlação, ao nível de 5% de significância (SACHS, 1984). Quanto maior a amplitude do intervalo, menor a confiança na existência de uma correlação formal.

A regressão linear entre os valores observados experimentalmente e estimados pelos modelos foi determinada para auxiliar a análise dos dados. O coeficiente angular da reta de regressão obtida, para cada modelo de estimativa, foi testado para verificar se o mesmo era, do ponto de vista estatístico, diferente de zero e de um.

Se a diferença em relação a zero foi significativa pelo teste “t” de Student, ao nível de 5%, a reta de regressão não coincide com a horizontal e houve relação entre os dois conjuntos de dados. Para realização do teste foi utilizado o software Statistica for Windows® release 5.0 (STATSOFT INC, 1995).

Se, por outro lado, o teste indicar que não houve diferença significativa entre o coeficiente angular e um, então a reta de regressão é igual à reta 1:1 e a correlação

é total. Para aplicação desse teste foi adotado o procedimento proposto por SACHS (1984).

O parâmetro relativo à interseção da reta de regressão foi analisado, do ponto de vista estatístico, para verificar se era diferente de zero, através do teste “t”.

Finalmente, utilizou-se o teste “t” e os conjuntos de dados observados e estimados, arranjados em pares, para verificar se a média das diferenças entre os pares era diferente de zero. Nesse caso, interessa saber se a diferença média entre os dois conjuntos de dados é diferente de zero (SACHS, 1984). O teste do chi-quadrado foi aplicado no conjunto de dados das diferenças para verificar se o mesmo apresentava distribuição normal, o que constitui uma exigência do teste.

O intervalo de confiança da diferença média verdadeira, para os dados arranjados em pares, também foi determinado.

O número de iterações requeridas para estabilização do erro de treinamento e teste dos modelos e o tempo de processamento também foram registrados. O computador utilizado no desenvolvimento dos modelos foi um Pentium 4, com 2,0 GHz de frequência de relógio (clock) e 256MB de memória RAM.

4.4. Modelo nebuloso para classificação da compactação do solo

O objetivo foi construir um modelo nebuloso lingüístico que permitisse classificar o nível de compactação do solo, após o tráfego de máquinas, utilizando propriedades físicas do solo como variáveis de entrada e o perfil cultural como método para identificação das classes de compactação, as quais constituíram a variável de saída do modelo.

O modelo nebuloso foi construído com base no conhecimento especialista do autor e validado utilizando-se os resultados experimentais referentes às propriedades físicas do solo e ao perfil cultural.

As regras e funções de pertinência foram formuladas como um modelo lingüístico e implementadas utilizando o programa MATLAB[®], versão 5.3, e seu pacote de lógica nebulosa.

O modelo foi avaliado comparando-se os resultados experimentais com os estimados utilizando-se, também nesse processo, os programas MATLAB[®] e Excel[®].

A densidade aparente e a resistência à penetração do solo, avaliadas após o tráfego, e a profundidade foram escolhidas como variáveis de entrada para o modelo.

A porosidade total não foi considerada como variável, pois o objetivo era desenvolver um modelo simples, com poucas entradas e, além disso, seus valores apresentaram, em geral, uma faixa estreita de variação, o que dificultou o estabelecimento das funções de pertinência.

Pela mesma razão, a umidade do solo também não foi considerada, uma vez que a faixa de variação foi relativamente estreita, entre 30 e 36%.

As variáveis de saída selecionadas foram do tipo “singleton” representando as classes de compactação identificadas pelo perfil cultural.

Os universos de discurso das variáveis de entrada bem como as classes de compactação, que caracterizaram as saídas do modelo, são mostradas na TABELA 5.

As funções de pertinência foram selecionadas com base em informações da literatura (KERTZMANN, 1996; REICHERT et al., 2002; NEVES et al., 2003; CANILLAS et al., 2002; CANARACHE, 1990; CASAGRANDE, 2001) e na análise dos dados experimentais.

As formas escolhidas para as funções de pertinência foram a triangular e trapezoidal devido à simplicidade das mesmas.

O universo de discurso das variáveis de entrada foi particionado em quatro conjuntos nebulosos e cada conjunto recebeu um valor lingüístico para caracterizá-lo.

Durante os testes, foram feitos ajustes nos suportes dos conjuntos nebulosos, em um processo de tentativa e erro, de modo a melhorar o desempenho do modelo.

A definição das regras do modelo foi feita considerando que as classes de compactação 1 e 2 (“em processo de compactação” e “compactado”, respectivamente) não ocorreu na última profundidade (0,35 m) e que a classe 3 (“não compactado”) não ocorreu na primeira profundidade (0,05 m).

A partir dessa constatação, os conjuntos nebulosos de cada variável de entrada foram combinados entre si e para cada combinação foi designada uma classe de compactação compatível, com base no conhecimento especialista.

TABELA 5: Universo de discurso das variáveis de entrada e de saída do modelo nebuloso de classificação da compactação do solo.

Variável de entrada	Universo de discurso
Densidade aparente (Mg m^{-3})	0,80 a 1,50
Resistência à penetração (kPa)	1000 a 6500
Profundidade do solo (m)	0 a 0,35
Variável de saída	
Em processo de compactação ($F\Delta\mu$)	Classe 1
Compactado ($F\Delta$)	Classe 2
Não compactado ($C\mu$)	Classe 3

Desse modo, o antecedente de cada regra apresentou três variáveis conectadas pelo operador “e”, contudo, algumas regras ficaram incompletas devido ao impacto individual das variáveis em determinadas condições.

A análise dos resultados foi feita de forma global e por profundidade, utilizando-se a porcentagem de acertos e erros das estimativas, em cada classe de compactação, em relação às classes definidas pelo método do perfil cultural.

4.5. Considerações finais

O objetivo do capítulo foi apresentar a metodologia proposta para modelagem nebulosa da estimativa e classificação da compactação do solo com base em dados experimentais e no conhecimento especialista.

A fase experimental foi descrita detalhadamente, desde a escolha e preparo da área até a aquisição e pré-processamento dos dados.

A fase de modelagem foi dividida em duas etapas: estimativa e classificação. Na primeira, o enfoque adotado foi a modelagem neuro-nebulosa para identificação de seis modelos referentes à densidade aparente, porosidade total e resistência à penetração do solo, após uma e três passadas. Nesse caso, o modelo escolhido foi o paramétrico e o algoritmo utilizado foi o ANFIS. A estrutura em rede e demais detalhes de operação do algoritmo foram apresentados.

O conhecimento especialista representou a base para construção do modelo de classificação e, para seu teste, foram utilizados os dados experimentais.

Por fim, discutiram-se os indicadores estatísticos empregados para avaliação dos resultados dos modelos de estimativa e classificação.

Este capítulo representa, portanto, uma contribuição no sentido da aplicação de algumas técnicas da modelagem nebulosa ao problema da compactação do solo pelo tráfego de máquinas agrícolas.

No próximo capítulo, os resultados obtidos na fase experimental e pelos modelos são analisados e discutidos.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, os resultados experimentais são analisados quanto à sua representatividade para uso na construção dos modelos nebulosos. Os modelos de estimativa, identificados para cada propriedade física do solo, são descritos e avaliados através de indicadores estatísticos e da resposta para condições pré-estabelecidas. O modelo de classificação da compactação do solo é também descrito e avaliado utilizando-se dados experimentais.

O capítulo está dividido em quatro partes. Na primeira, são analisados os resultados experimentais de modo a verificar o comportamento dos dados relativos à compactação do solo, obter informações sobre as variáveis de entrada e de saída do modelo e identificar inconsistências e erros experimentais.

Na segunda, os resultados dos modelos de estimativa da compactação são apresentados bem como a análise do desempenho dos mesmos; na terceira os resultados são discutidos visando destacar os principais aspectos identificados e, na quarta, o modelo de classificação é apresentado e discutido.

5.1. Resultados experimentais

O objetivo da fase experimental foi obter um conjunto de dados representativos do processo de compactação que refletissem o efeito do tráfego sobre as propriedades físicas do solo, em condições reais de campo.

Para tanto, procurou-se selecionar uma área experimental com características homogêneas quanto ao manejo do solo e que representasse uma condição típica de produção de grãos em plantio direto, no sul do Brasil. Além disso, a seleção da faixa de valores das variáveis de solo e máquinas também procurou representar essa condição.

Para verificar a homogeneidade inicial da área, foram abertas três trincheiras, ao longo do terreno e antes da instalação dos experimentos, para análise das estruturas do solo através do método do perfil cultural. Os resultados indicaram condições similares nos três perfis, representados na FIGURA 13 e, conseqüentemente, uma razoável homogeneidade da área.

Na FIGURA 13, a classificação predominante dos modos de organização do perfil do solo e do estado interno dos torrões, na condição inicial (antes do tráfego) da área experimental, é mostrada segundo a metodologia adotada por RALISCH et al. (2001). Uma descrição detalhada da terminologia utilizada pelo método do perfil cultural pode ser encontrada na referência citada.

Na condição inicial, a camada superficial, até cerca de 0,10 m de profundidade, apresentava um volume de solo com fissuras entre os agregados ($F\Delta\mu$), onde preferencialmente as raízes de soja se desenvolveram, e agregados com tamanhos pequenos e médios (até 0,10 m de comprimento por 0,02 a 0,03 m de espessura), angulosos e com baixa porosidade.

Outro tipo de estrutura, mais localizada e ocupando um volume menor, também foi identificada na superfície, onde o solo encontrava-se solto (L), pulverizado, com agregados pequenos, sem coesão e com raízes abundantes.

Em uma profundidade intermediária, entre 0,10 e 0,20 m, predominava uma estruturada fissurada ($F\mu\Delta$), porém, com tendência a apresentar agregados maiores e mais porosos em relação à superfície. Nessa camada, os agregados de solo eram arredondados, havia poucas raízes e se verificava a presença de macrofauna.

Abaixo de 0,30 m, a estrutura passa a ser homogênea ($C\mu$), aproximando-se da condição original do solo, com agregados pequenos e porosos, mas de difícil individualização a olho nu.

Além da avaliação qualitativa do perfil cultural, a densidade inicial do solo (FIGURA 14), apresentou valores médios bastante próximos nos três experimentos e típicos de uma área com plantio direto implantado há vários anos.

A camada superficial do solo (0,025-0,075 m) apresentou valores baixos (1,19 a 1,23 Mg m^{-3}) e mais variáveis (maior desvio padrão) da densidade, em virtude da mobilização do solo mais intensa por máquinas bem como pelo efeito mais intenso do tráfego nessa camada.

A segunda camada analisada (0,125-0,175 m) apresentou valores mais altos (1,29 a 1,31 Mg m^{-3}) e menos variáveis de densidade do solo. No plantio direto, essa camada se caracteriza por ser mais compactada devido ao efeito pronunciado do tráfego e pela reduzida mobilização por máquinas.

FIGURA 13: Perfil cultural inicial da área com letras indicando as unidades morfológicas correspondentes a: L= solo livre com agregados pequenos; $F\Delta\mu$ ou $F\mu\Delta$ = em processo de compactação; $C\mu$ = não compactado.

FIGURA 14: Média (barra) e desvio padrão (linha) da densidade inicial do solo, segundo a profundidade, para os três experimentos (média de quarenta e oito amostras para cada experimento e profundidade).

Na terceira profundidade (0,225-0,275 m) houve uma redução na densidade média do solo (1,24 a 1,27 Mg m⁻³), nos três experimentos, e os desvios padrões apresentaram valores próximos aos da segunda camada. A tendência de redução da densidade a partir dessa profundidade também caracteriza o plantio direto.

Densidades médias menores e próximas às da superfície e desvios padrões próximos ao da camada anterior foram observados na última profundidade analisada. Nesse caso, a densidade ficou entre 1,19 e 1,21 Mg m⁻³ evidenciando a tendência de redução da densidade com a profundidade, devido à baixa ou quase nenhuma influência dos tráfegos anteriores nessa profundidade.

Os valores encontrados de densidade do solo, segundo as profundidades, estão coerentes com os observados por KERTZMAN (1996) para o mesmo tipo de solo e manejo.

Em virtude do caráter destrutivo das medições de densidade e resistência à penetração do solo, não foi possível realizá-las nos mesmos locais, antes e após os tráfegos. Desse modo, para reduzir a influência da variabilidade espacial do solo, as amostragens foram feitas em locais próximos, a uma distância máxima variável entre 0,30 a 0,40 m.

Da mesma forma, a influência do fator manejo sobre a heterogeneidade espacial do solo foi minimizada através da realização de medições na direção predominante do tráfego de máquinas no terreno o que, nesse caso, foi fácil de identificar uma vez que a área era estreita e longa.

5.1.1. Densidade aparente do solo

A relação entre a densidade inicial e após uma e três passadas das máquinas, para os três experimentos, é mostrada na FIGURA 15.

Nos dois casos, os dados apresentaram dispersão em torno da linha 1:1 em consequência da diversidade de condições de solo e de máquinas avaliadas, bem como pela heterogeneidade de resposta do solo ao tráfego, segundo a profundidade.

No entanto, cabe destacar, que uma parcela importante dos dados encontra-se abaixo da linha 1:1, indicando que a densidade, após o tráfego, foi menor que a inicial. Esta situação foi determinada principalmente pela heterogeneidade espacial do solo e, em menor escala, por erros experimentais.

O primeiro fator está relacionado às incertezas resultantes da mudança de posição de amostragem da densidade do solo, antes e após os tráfegos, e, o segundo, principalmente à acurácia dos sistemas de medição utilizados.

A mudança na posição de medição, mesmo que pequena, trouxe algumas incertezas relacionadas à variabilidade espacial da densidade do solo e à heterogeneidade da distribuição de tensões, no solo, pelos pneus das máquinas.

FIGURA 15: Densidade inicial do solo (antes do tráfego) e após a primeira (acima) e terceira (abaixo) passadas observadas nos três experimentos.

Procurou-se reduzir a incerteza relacionada à variabilidade espacial da densidade realizando medições, próximas entre si, antes e após o tráfego, no entanto, em virtude do reduzido diâmetro do anel volumétrico de amostragem (0,05 m) é possível que fatores localizados, tais como, pequenos torrões, poros biológicos, resíduos de materiais orgânicos, dentre outros, possam ter interferido na medição e trazido ambigüidade aos resultados experimentais.

Além disso, a distribuição de tensões no solo ao longo da superfície de contato dos pneus é heterogênea e, mesmo tomando-se cuidado quanto ao posicionamento do amostrador em relação às ranhuras dos pneus, a pressão atuante nos locais de amostragem, em passagens distintas, pode modificar-se tornando incerto o efeito do tráfego no solo.

A acurácia do sistema de medição engloba os erros sistemáticos e aleatórios. Segundo RAPER; ERBACH (1987), o método do anel volumétrico para medição da densidade aparente do solo apresenta acurácia, sob condições favoráveis, em torno de $0,05 \text{ Mg m}^{-3}$, próxima ao desvio padrão da densidade inicial ($0,075 \text{ Mg m}^{-3}$).

Pela FIGURA 15 verifica-se que, após três passadas da máquina, foi menor a quantidade e a dispersão dos dados abaixo da linha 1:1, em virtude do efeito mais intenso do tráfego sobre o solo.

A densidade média do solo foi influenciada pelo tráfego de modo evidente apenas na primeira profundidade analisada, como pode se observa pela FIGURA 16. Nessa camada, houve um incremento na densidade média após a primeira e a terceira passadas das máquinas em relação à condição inicial do solo.

Nas demais profundidades, não houve mudanças importantes nos valores de densidade média mesmo no nível mais intenso de tráfego.

O efeito mais intenso do tráfego na camada superficial do solo foi consequência da sua baixa densidade inicial, em relação à camada abaixo, e maior presença de macroporos e pequenos agregados, os quais determinam maior susceptibilidade de deformação mesmo com níveis de carga reduzidos.

Quando se compara a densidade média do solo entre profundidades, observa-se um comportamento semelhante nas três condições de tráfego, à exceção da primeira camada após três passadas, onde a densidade média se elevou e atingiu valores similares aos da segunda profundidade (FIGURA 16).

É evidente, portanto, que, no conjunto de experimentos realizados para avaliar o efeito do tráfego no solo, as modificações mais importantes ocorreram na camada superficial e que, em geral, o comportamento dos dados foram compatíveis com as respostas esperadas para o sistema de manejo do solo com plantio direto.

FIGURA 16: Densidade média do solo na condição inicial e após os tráfegos de máquinas, segundo as profundidades.

5.1.2. Porosidade total do solo

Segundo diversos autores, a porosidade total do solo apresenta pouca variação em decorrência do tráfego, uma vez que, em consequência da compactação, parte dos macroporos se transformam em microporos, sem alterar significativamente a porosidade total.

A FIGURA 17 mostra a variabilidade dos dados de porosidade do solo, antes e após os tráfegos, nos três experimentos.

A baixa dispersão dos dados em relação à reta 1:1, nos dois níveis de tráfego, indica um comportamento compatível dos resultados experimentais com a literatura, embora uma significativa quantidade de dados ainda apresente porosidade após o tráfego maior que a inicial (acima da reta 1:1), em virtude das incertezas relativas aos erros experimentais e à variabilidade espacial.

A condição inicial do solo era compatível com o plantio direto, ou seja, porosidade média maior na camada superficial, reduzindo na segunda profundidade e voltando a crescer nas camadas mais profundas (FIGURA 18).

O efeito do tráfego na redução da porosidade do solo foi mais evidente na primeira profundidade (0,025 a 0,075 m) e após três passadas, como também pode ser observado pela FIGURA 18.

Nas demais profundidades, a porosidade média do solo apresentou comportamento semelhante nas três condições de tráfego e apenas pequenas diferenças no valor dessa propriedade entre profundidades.

Apesar dos resultados experimentais de porosidade total terem apresentado um comportamento geral de acordo com o esperado, essa propriedade física do solo foi pouco influenciada pelo tráfego, apresentando uma faixa limitada de variação para os dados observados.

Essa situação pode dificultar a modelagem da compactação uma vez que a variável foi, aparentemente, pouco sensível ao efeito que se deseja estimar.

FIGURA 17: Porosidade total do solo inicial (antes do tráfego) e após a primeira (acima) e terceira (abaixo) passadas, observadas nos três experimentos.

FIGURA 18: Porosidade total média do solo na condição inicial e após os tráfegos de máquinas, segundo as profundidades.

5.1.3. Umidade e resistência à penetração do solo

O sistema de irrigação utilizado no método de “aspersão em linha” apresentou um raio molhado de 15 metros e precipitações médias, medidas a cada 2 metros a partir da tubulação, de 22,9; 20,8; 16,7; 14,6 e 11,1 mm h⁻¹. A distribuição da precipitação resultante está representada na FIGURA 19.

As condições de umidade estabelecidas na área experimental são mostradas na FIGURA 20 e os valores iniciais médios são apresentados na TABELA 6.

No experimento 1, o controle do volume de água fornecido pela irrigação não foi adequado em virtude de problemas na operação do sistema, o que só foi detectado após a implantação dos tratamentos, e resultou em uma uniformização das parcelas onde se desejava níveis diferenciados de umidade gravimétrica do solo.

Ainda no experimento 1, para uma mesma profundidade, a umidade média foi similar nos dois níveis de umidade desejados (TABELA 6).

FIGURA 19: Distribuição da precipitação do aspersor Fabrimar A1823 em relação à distância da tubulação com os desvios padrões das médias.

No entanto, a uniformidade da umidade do solo no experimento 1 não comprometeu os resultados uma vez que, no nível mais baixo de carga, os efeitos do tráfego foram mais evidentes quanto mais alta a umidade. As duas camadas superficiais apresentaram valores em torno de 36% de umidade gravimétrica, ficando próximo à capacidade de campo desse solo e caracterizando, portanto, uma condição de risco de compactação excessiva. Nas camadas mais profundas, a umidade foi mais alta e próxima a 40%.

Nos experimentos 2 e 3, a diferença entre os dois níveis médios de umidade, em todas as profundidades, foi variável entre 3% e 4% (TABELA 6).

Para uma mesma profundidade e nível de umidade, as médias foram semelhantes nos experimentos 2 e 3, o que demonstra a eficiência do sistema de “aspersão em linha” nesses experimentos.

A umidade média do solo, nas duas camadas superficiais, foi similar atingindo cerca de 34% e 31% para as condições de alta e baixa umidade, respectivamente.

A umidade subiu com a profundidade, como esperado, com médias pouco superiores a 37% e 33%, na terceira profundidade, e de 40% e 36,5% na última profundidade, para os tratamentos com alta e baixa umidade, respectivamente.

Nos três experimentos, os desvios padrões observados para a umidade inicial foram baixos (TABELA 6), demonstrando que o procedimento determinou condições razoavelmente homogêneas de umidade no solo.

Considerando a importância da umidade na resposta do solo à compactação e a necessidade de se ter informações sobre o processo em uma faixa razoável de valores dessa variável, pode-se considerar que as condições de umidade foram adequadas para a realização dos experimentos e, conseqüentemente, para obtenção de dados para a modelagem.

Observando-se, ainda, a FIGURA 20, verifica-se que, após os tráfegos, não ocorreu, em geral, nenhuma alteração importante nos valores medidos de umidade do solo, nos três experimentos.

FIGURA 20: Umidade do solo segundo a profundidade, condição de tráfego e experimento, com número de amostras na abscissa e as retas de regressão linear para os dois níveis de umidade.

TABELA 6: Média (U) e desvio padrão (DP) da umidade inicial do solo segundo a profundidade e níveis de umidade, nos três experimentos.

Profund. (m)	Experimento 1				Experimento 2				Experimento 3			
	alta (%)		baixa (%)		alta (%)		baixa (%)		alta (%)		baixa (%)	
	U*	DP**	U*	DP**	U*	DP**	U*	DP**	U*	DP**	U*	DP**
0,025-0,075	35,8	1,63	35,6	1,21	33,4	1,2	31,2	2,34	33,4	1,56	30,8	2,97
0,125-0,175	35,8	0,99	35,8	1,15	34,7	0,73	30,4	3,52	34,2	1,38	30,6	2,54
0,225-0,275	39,3	1,06	39,1	1,11	37,9	1,27	33,9	2,09	37,2	2,53	33,6	2,87
0,325-0,375	41,6	1,11	40,6	1,27	40,0	1,00	36,8	1,79	40,0	1,29	36,2	1,84

* média da umidade do solo; ** desvio padrão da umidade do solo

Os valores de resistência à penetração do solo observados nos experimentos são mostrados na FIGURA 21.

Por ser uma medida quase pontual e dependente da umidade do solo, a resistência à penetração apresenta, em geral, alta variabilidade como apontado por O'SULLIVAN et al. (1987), o que foi, também, constatado nos resultados experimentais.

O desvio padrão para as condições iniciais foi de 672 kPa, ou seja, cerca de 10% do valor inicial máximo de resistência à penetração e a dispersão dos dados foi mais evidente acima da linha 1:1 (FIGURA 21), nos dois níveis de tráfego, em virtude da diversidade de situações avaliadas.

Ainda na FIGURA 21, os dados abaixo da linha 1:1 e referentes aos valores de resistências finais menores que as iniciais, apresentaram menor dispersão, concentrando-se próximos à linha e em uma faixa de valores similar ao desvio padrão observado.

A resistência à penetração média, por profundidade (FIGURA 22), indica que o efeito do tráfego foi mais evidente na primeira camada (0,025-0,075 m), à semelhança da densidade e porosidade.

Na segunda camada (0,125-0,175 m), a resistência média aumentou menos intensamente com o número de passadas mas praticamente inexistiu qualquer efeito nas demais profundidades, confirmando o comportamento esperado.

FIGURA 21: Resistência à penetração do solo inicial (antes do tráfego) e após a primeira (acima) e terceira (abaixo) passadas, observada nos três experimentos.

FIGURA 22: Resistência à penetração média do solo na condição inicial e após os tráfegos de máquinas, segundo as profundidades.

5.1.4. Perfil cultural do solo

Foram analisados doze perfis culturais sendo três na condição inicial, antes da realização dos experimentos, e os demais corresponderam às parcelas experimentais, após a terceira passada da máquina.

Na FIGURA 23 são mostrados três perfis característicos, após a aplicação dos tratamentos, nos três experimentos, sendo que os demais se encontram no Anexo 3.

No tratamento 1 do experimento 1 (FIGURA 23a), predominavam, na superfície (até 0,10 m), os pequenos e médios torrões, com forte porosidade biológica e fissural ($F\Delta\mu$).

Porém, abaixo do rasto dos pneus, formou-se uma camada dura ($C\Delta$), contínua, sem porosidade visível e semelhante a um “tijolo”, com até 0,10 m de profundidade, cujos agregados tinham entre 0,03 e 0,04 m de espessura e que resultaram da compressão e reunião dos torrões pequenos. Esse processo foi mais evidente no centro do rasto dos pneus e menos intenso próximo às suas bordas, onde os torrões voltaram a ser menores e não contínuos.

Entre 0,10 e 0,30 m de profundidade, manteve-se a estrutura identificada no perfil inicial ($F\mu\Delta$) e, abaixo dos 0,30 m, encontrou-se, novamente, a estrutura original do solo ($C\mu$).

No tratamento 4 do experimento 2 (FIGURA 23b), verificou-se um efeito mais evidente do tráfego, abaixo do rasto dos pneus e até 0,20 m de profundidade, com a formação de uma região compactada, do tipo “tijolo”, e transformação das estruturas iniciais.

Parte da superfície, nesse caso, já apresentava camadas superficiais compactadas, com estruturas do tipo $F\Delta$, provavelmente resultantes de tráfegos anteriores durante a colheita da soja. Como consequência disso, houve um rebaixamento e redução da espessura da camada intermediária ($F\mu\Delta$).

No tratamento 2 do experimento 3 (FIGURA 23c) havia, previamente ao experimento, uma condição de compactação superficial com a estrutura $F\Delta$ juntamente com a estrutura $F\Delta\mu$, encontrada nas demais parcelas.

Estas condições foram modificadas pelo tráfego, o qual eliminou totalmente a porosidade fissural existente e gerou um volume contínuo, sem rugosidade

superficial e muito duro ($C\Delta$) na superfície. Apesar da carga mais alta nessa parcela, a profundidade ocupada pela estrutura $C\Delta$ foi de cerca de 0,10 m, possivelmente porque o solo já se encontrava em uma condição inicial mais compactada e deformou-se menos intensamente.

A camada intermediária, $F\mu\Delta$, não foi afetada pelo tráfego, iniciando-se em torno de 0,10 m e mantendo suas características predominantes até próximo aos 0,30 m de profundidade.

A partir daí, o solo voltou a se caracterizar principalmente pela continuidade e porosidade da estrutura $C\mu$.

Constata-se, de acordo com as análises do perfil cultural, que os efeitos dos tráfegos foram pronunciados até, aproximadamente, 0,20 m de profundidade, com rearranjo das estruturas originais e formação de classes distintas de compactação.

As camadas mais profundas não sofreram, aparentemente, alterações com o nível de tráfego empregado, mantendo-se as classes de compactação originais.

Essas constatações estão de acordo com as análises quantitativas realizadas anteriormente e relacionadas às propriedades físicas do solo.

FIGURA 23: Perfis culturais, após o tráfego, referentes ao tratamento 1/experimento 1 (a), tratamento 4/experimento 2 (b), tratamento 2/experimento 3 (c), com linhas pontilhadas indicando as posições de amostragem e letras indicando as unidades morfológicas, correspondentes a: FΔ=compactado; CΔ= compactado; FΔμ ou FμΔ=em processo de compactação e Cμ= não compactado.

5.2. Modelo de estimativa da compactação do solo

Os principais resultados são apresentados segundo cada modelo neuro-nebuloso de estimativa das propriedades físicas do solo.

5.2.1. Modelo para estimativa da densidade do solo após uma passada

Do total de 288 vetores de dados disponíveis, 12 foram eliminados devido a erros experimentais oriundos de medições no campo e no laboratório; da identificação de amostras e da presença de outros materiais, que não solo, nas amostras, tais como, raízes e macrofauna. Tais ocorrências foram detectadas e registradas ao longo do processo de medição e pré-processamento dos dados experimentais.

Para construção do modelo, os arquivos de treinamento e teste foram definidos com 200 e 76 vetores, respectivamente.

Em seguida, as variáveis de entrada disponíveis foram organizadas em 15 arquivos com as combinações das mesmas em grupos de três, quatro e cinco, visando identificar a combinação com o melhor desempenho na estimativa da densidade final do solo.

Em cada simulação realizada, os parâmetros do ANFIS foram ajustados em uma faixa similar de valores para todas as combinações e o erro de treinamento foi determinado para 20 iterações, conforme descrito no capítulo 4.

A FIGURA 24 mostra os erros (RMSE) do treinamento para as combinações analisadas. Em geral, os erros obtidos foram baixos, em virtude da habilidade do algoritmo de identificação de aglomerados, porém a combinação com cinco variáveis de entrada, com menor erro entre todas, foi a escolhida.

Uma vez selecionadas as variáveis de entrada, procedeu-se à identificação do modelo, através de novas simulações, ajustando-se os parâmetros do algoritmo em uma ampla faixa de valores e número de regras e observando-se os erros obtidos para os conjuntos de treinamento e teste.

FIGURA 24: Combinações das variáveis de entrada e seus respectivos erros para o modelo de estimativa da densidade do solo após uma passada.

Durante o treinamento, a rede neuro-nebulosa busca convergir para a tolerância definida para o erro, realizando iterações, sendo que a rapidez desse processo depende da complexidade do problema (DE LA VEGA, 2003). No ANFIS, o número de iterações e a tolerância são escolhidos pelo usuário e, nos modelos de estimativa, a tolerância selecionada foi zero, uma vez que não se conhecia o comportamento do erro.

O número de iterações foi especificado de modo que o erro atingisse o valor mínimo. O algoritmo considera que o valor mínimo foi atingido e interrompe as iterações quando a redução no RMSE entre duas iterações consecutivas se torna menor que 0,1%. Nesse modelo, o número de iterações foi baixo assim como o tempo de processamento.

O modelo identificado possui três regras, cinco variáveis de entrada, com três conjuntos nebulosos associados a cada variável e três funções lineares, cada qual representando o conseqüente de uma regra.

As características do modelo selecionado são mostradas na TABELA 7 assim como o número e valor dos parâmetros lineares das equações do conseqüente e dos não-lineares relativos às funções de pertinência de acordo com suas respectivas regras e variáveis de entrada.

TABELA 7: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da densidade do solo após uma passada da máquina.

	Treinamento		Teste			
Número iterações	6		--			
Tempo de processamento	5 s		--			
RMSE (Mg m ⁻³)	0,0589		0,0805			
APE (%)	3,9		5,2			
R (Coef. Correlação)	0,59		0,40			
Modelo neuro-nebuloso (ANFIS)						
Operador “e”	produto					
Faixa de influência	0,3					
Fator “quash”	6,5					
Nós da rede	44					
Parâmetros lineares	18					
Parâmetros não-lineares	30					
Total de parâmetros	48					
Número de regras	3					
Parâmetros das funções de pertinência (fp)						
Variável entrada	fp1		fp2		fp3	
	σ^*	c^*	σ	c	σ	c
Profundidade	3,183	25	3,182	35	3,184	5
Pressão pneus	8,061	138	8,064	110	8,064	110
Carga máquina	6,646	70,6	6,647	37,2	6,649	99,9
Umidade solo	2,814	38,21	2,811	40,94	2,813	32,23
Densidade inicial	0,0661	1,249	0,0468	1,212	0,0931	1,286
Regras	Parâmetros das funções lineares dos consequentes					
	C_1^{**}	C_2	C_3	C_4	C_5	r
1	-3,69.10 ⁻³	-5,98.10 ⁻⁴	1,23.10 ⁻³	2,66.10 ⁻³	0,247	0,917
2	-3,23.10 ⁻³	2,70.10 ⁻⁴	6,06.10 ⁻³	-1,83.10 ⁻²	0,176	1,539
3	4,17.10 ⁻³	-4,58.10 ⁻⁴	-1,15.10 ⁻⁴	7,72.10 ⁻⁵	4,65.10 ⁻²	1,227

* c e σ = centro e largura da função de pertinência; ** C_i = parâmetros das equações.

FIGURA 25: Relação entre a densidade do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.

O erro de treinamento (RMSE) foi baixo desde o início das iterações e continuou a reduzir-se até a sexta iteração quando se estabilizou em $0,059 \text{ Mg m}^{-3}$.

A diferença entre os erros de treinamento e de teste manteve-se uniforme durante as iterações, indicando que os dois conjuntos de dados foram suficientemente similares quanto à representação do processo e que o modelo generalizou adequadamente.

A FIGURA 25 mostra a relação entre as estimativas do modelo e os valores observados, para os dados de teste, além da regressão linear, coeficiente de correlação, RMSE e APE entre os dois conjuntos de dados.

Os pontos na FIGURA 25 ficaram dispersos em torno da reta 1:1 e a correlação linear entre os dois conjuntos foi baixa ($R=0,40$). Apesar disso, o RMSE para os dados de teste ($0,0805 \text{ Mg m}^{-3}$) foi pequeno e ficou próximo ao desvio padrão da densidade do solo ($0,075 \text{ Mg m}^{-3}$).

O erro percentual médio (APE) também foi pequeno.

Embora a correlação entre os dois conjuntos de dados tenha sido baixa, ela foi significativa, com intervalo de confiança do coeficiente de 0,20 a 0,58, demonstrando que o modelo foi capaz de identificar uma correlação verdadeira entre as variáveis de entrada e as respectivas estimativas.

A incerteza relativa à variabilidade espacial da densidade do solo foi, provavelmente, uma causa importante da baixa correlação entre os dados estimados e observados, contudo, o modelo apresentou boa capacidade de tratar essa incerteza uma vez que o RMSE e APE foram pequenos.

O coeficiente angular (0,202) da equação de regressão linear foi significativamente diferente de zero e diferente de 1, ambos pelo teste “t”, o que reforça a existência da relação entre os dados observados e estimados.

A reta de regressão teve seu coeficiente angular reduzido pela influência dos valores extremos de densidade. Nesses casos, o modelo tendeu a superestimar a densidade para valores observados abaixo de $1,15 \text{ Mg m}^{-3}$ e subestimá-la quando acima de $1,35 \text{ Mg m}^{-3}$.

A interseção da reta de regressão (0,993) foi significativamente diferente de 0, pelo teste “t”, realçando a distorção das estimativas para valores extremos de densidade. Embora capaz de identificar a relação entre as variáveis, o modelo não foi suficientemente sensível principalmente para os valores extremos observados.

Na FIGURA 26, estão representadas as funções de pertinência das variáveis de entrada, as regras e, na parte inferior, as respectivas equações dos conseqüentes do modelo identificado. Para os valores das variáveis de entrada apresentados na parte superior, é baixo o grau de suporte das três regras e o sistema de inferência realiza uma média ponderada entre elas. O resultado da inferência foi similar à densidade inicial indicando que não houve alteração causada pelo tráfego nessas condições o que é bastante razoável.

Cada função de pertinência identifica uma região, no espaço da variável correspondente, onde o sistema apresenta características distintas podendo ser aproximado, localmente, por submodelos simples, tais como, o linear (BABUŠKA, 2003b). O centro c da função de pertinência (TABELA 7) representa, portanto, o ponto que melhor caracteriza cada uma dessas regiões.

Por sua vez, cada regra do modelo neuro-nebuloso representa uma relação, no espaço das variáveis do antecedente e do conseqüente, que melhor descreve o comportamento do sistema.

No modelo linear, o conseqüente é constituído por uma função linear das variáveis de entrada do modelo. Assim, cada regra define um modelo linear, local, estável e válido ao redor dos centros das funções de pertinência.

Quando um valor qualquer de uma variável de entrada se distancia dos centros das funções de pertinência, o modelo neuro-nebuloso realiza uma interpolação entre os resultados de duas regras vizinhas, podendo aumentar a possibilidade de erros e reduzir a capacidade de predição do modelo.

Assim, de acordo com as informações da TABELA 7 e da FIGURA 26, constata-se que o modelo selecionado não identificou uma função de pertinência para a variável “profundidade” com centro em 0,15 m, o que significa que os dados de treinamento, relativos a essa profundidade, apresentaram características similares às demais profundidades, o que parece razoável uma vez que essa camada constitui uma transição entre a superficial, a qual é bastante influenciada pelo tráfego, e as mais profundas que praticamente não sofrem influência do mesmo.

Houve, também, uma sobreposição das funções de pertinência das variáveis umidade e densidade inicial do solo. Tal situação dificulta a interpretação do modelo e, segundo BABUŠKA (2003b), pode ocorrer à medida que se reduz o erro durante o processo de treinamento.

FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA DAS VARIÁVEIS DO ANTECEDENTE

EQUAÇÕES DOS CONSEQUENTES DAS REGRAS

Regra 1: $-3,69 \cdot 10^{-3} \cdot \text{profundidade} - 5,98 \cdot 10^{-4} \cdot \text{pressão} + 1,23 \cdot 10^{-3} \cdot \text{carga} + 2,66 \cdot 10^{-3} \cdot \text{umidade} + 0,247 \cdot \text{densidade} + 0,917$

Regra 2: $-3,23 \cdot 10^{-3} \cdot \text{profundidade} + 2,70 \cdot 10^{-4} \cdot \text{pressão} + 6,06 \cdot 10^{-3} \cdot \text{carga} - 1,83 \cdot 10^{-2} \cdot \text{umidade} + 0,176 \cdot \text{densidade} + 1,539$

Regra 3: $4,17 \cdot 10^{-3} \cdot \text{profundidade} - 4,58 \cdot 10^{-4} \cdot \text{pressão} - 1,15 \cdot 10^{-4} \cdot \text{carga} + 7,72 \cdot 10^{-5} \cdot \text{umidade} + 4,65 \cdot 10^{-2} \cdot \text{densidade} + 1,227$

FIGURA 26: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da densidade do solo após uma passada da máquina (profundidade indicada em cm).

A análise das superfícies de resposta do modelo para condições pré-estabelecidas de algumas variáveis de entrada teve o objetivo de verificar se o comportamento das estimativas foi coerente com o esperado.

Inicialmente, analisou-se a influência da carga e umidade do solo na superfície e com baixa pressão dos pneus, em três condições de densidade inicial, referentes à faixa de valores de treinamento do modelo (FIGURA 27).

Na primeira condição (FIGURA 27a), com baixa densidade inicial (solo mobilizado), a densidade final cresceu com a carga, como esperado, até o valor máximo de $1,26 \text{ Mg m}^{-3}$ para cargas acima de 60 kN. A densidade final também aumentou com a umidade porém de modo mais suave e apenas para cargas menores que 60 kN. Acima desse valor, não houve influência da umidade e carga na densidade final, a qual se estabilizou em $1,26 \text{ Mg m}^{-3}$.

Com solo muito úmido e cargas em torno de 60 kN, a densidade final atingiu valor máximo de $1,29 \text{ Mg m}^{-3}$, voltando a reduzir-se à medida que a carga aumentou.

Assim, para a primeira condição (FIGURA 27a), o modelo parece reproduzir adequadamente a realidade uma vez que a tendência é ocorrer um aumento rápido da densidade até um certo valor da carga aplicada quando, então, as partículas do solo se acomodam e o atrito entre elas torna-se tão grande que praticamente não ocorre mais nenhuma deformação. Contudo, para umidade e carga altas, deveria se esperar um aumento mais intenso na densidade final.

No caso da FIGURA 27b, com densidade inicial intermediária ($1,22 \text{ Mg m}^{-3}$), a resposta foi qualitativamente similar à anterior, ocorrendo apenas um aumento mais pronunciado no valor máximo ($1,31 \text{ Mg m}^{-3}$) o que não é aderente à realidade.

Com a densidade inicial mais alta (FIGURA 27c) a resposta foi incompatível, pois, a densidade final ficou abaixo da inicial em grande parte da superfície, reforçando a tendência de subestimar a densidade para valores iniciais mais elevados. Destaca-se como exceção, a região onde o solo encontra-se úmido e com carga próxima a 60 kN, em que ocorreu um ligeiro aumento na densidade final.

A qualidade da estimativa caiu com o aumento na densidade inicial. Nesse caso (FIGURA 27c), a regra três apresentou maior grau de suporte e o elemento constante na equação do conseqüente predominou em relação aos coeficientes das variáveis, restringindo a resposta do modelo.

FIGURA 27: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, pressão dos pneus de 120 kPa e densidades iniciais do solo de a) 1,15 Mg m^{-3} , b) 1,22 Mg m^{-3} e c) 1,30 Mg m^{-3} .

Fica evidente a necessidade de mais dados para treinamento representativos da condição de solo com alta densidade inicial.

Na FIGURA 28, foi analisada a profundidade de 0,35 m em uma condição de baixa pressão dos pneus e baixa densidade inicial do solo. Nessa profundidade a influência do tráfego sobre a densidade final do solo é praticamente desprezível mesmo com umidade elevada, o que se confirmou para níveis de carga acima de 60 kN. Para cargas abaixo de 60 kN, a resposta do modelo foi incompatível com o comportamento esperado.

FIGURA 28: Superfície de resposta do modelo para a profundidade de 0,35 m, pressão dos pneus de 120 kPa e densidade inicial do solo de $1,15 \text{ Mg m}^{-3}$.

Finalmente, no caso representado pela superfície da FIGURA 29, procurou-se analisar o efeito da pressão dos pneus e da carga da máquina sobre a densidade final, na camada superficial do solo, em condições médias de umidade e densidade inicial.

Com aumento da pressão espera-se, mantendo-se carga constante, diminuição na área de contato dos pneus e, conseqüentemente, aumento da pressão de contato e da compactação do solo.

A resposta do modelo foi compatível com a esperada ocorrendo aumento na densidade final à medida que a carga aumentou, mas com pouca influência da

pressão dos pneus. Possivelmente, a faixa de variação da pressão foi limitada para que se possa verificar sua influência no solo.

Por outro lado, as regiões da superfície caracterizadas simultaneamente por carga baixa (<60 kN) e pressão alta (>150 kPa) ou carga alta (>70 kN) e pressão baixa (<140 kPa) apresentaram comportamento inconsistente, havendo redução na densidade final no primeiro caso e um aumento desprezível na densidade final no segundo.

FIGURA 29: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, umidade do solo de 35% e densidade inicial do solo de $1,25 \text{ Mg m}^{-3}$.

5.2.2. Modelo para estimativa da densidade do solo após três passadas

O objetivo do modelo de estimativa da densidade do solo após três passadas da máquina foi verificar se houve melhoria no desempenho, em relação ao modelo anterior, uma vez que, nesse caso, os efeitos da compactação foram mais evidentes devido à maior quantidade de passadas da máquina.

Do total de 288 vetores de dados disponíveis, 18 foram descartados por problemas experimentais durante as fases de campo e laboratório, restando 270, os quais foram divididos em dois conjuntos, para treinamento e teste do modelo, com 210 e 60 vetores respectivamente.

As mesmas variáveis de entrada selecionadas para o modelo após uma passada foram empregadas nesse caso. O modelo identificado apresentou duas regras e demais características mostradas na TABELA 8.

Os indicadores de desempenho melhoraram em relação ao modelo após uma passada. Os coeficientes de correlação entre dados observados e estimados foram mais altos e o RMSE e APE foram menores tanto para os dados de treinamento (0,0516 e 3,2%) como para os de teste (0,0618 e 4,1%)

Os erros de treinamento e teste ficaram muito próximos entre si, indicando uma boa capacidade de generalização do modelo.

Entretanto, os pontos relacionando os dados observados e estimados, representados na FIGURA 30, mantiveram a dispersão em relação às retas de regressão e à 1:1. Além disso, os coeficientes da reta de regressão ficaram próximos aos do modelo anterior, mantendo a tendência de desvio das estimativas quando os valores de densidade final observados eram muito altos ou muito baixos.

Os testes estatísticos aplicados aos parâmetros da reta de regressão (coeficiente angular e a interseção) apresentaram significância estatística, pelo teste “t”, bem como o coeficiente de correlação também foi significativo e seu intervalo de confiança foi de 0,32 a 0,69.

Isso comprova a existência de uma relação não aleatória entre os dados observados e estimados e, portanto, que o modelo foi capaz de identificar a ocorrência da relação entre eles.

TABELA 8: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da densidade do solo após três passadas da máquina.

	Treinamento	Teste				
Número iterações	15	--				
Tempo de processamento	12 s	--				
RMSE (Mg m ⁻³)	0,0516	0,0618				
APE (%)	3,2	4,1				
R (coefic. Correlação)	0,64	0,52				
Modelo neuro-nebuloso (ANFIS)						
Operador “e”	Produto					
Faixa de influência	0,4					
Fator “quash”	6,5					
Nós da rede	32					
Parâmetros lineares	12					
Parâmetros não-lineares	20					
Total de parâmetros	32					
Número de regras	2					
Parâmetros das funções de pertinência (fp)						
Variável entrada	fp1		fp2			
	σ^*	c^*	σ	c		
Profundidade	4,277	15	4,233	35		
Pressão pneus	10,76	138	10,73	110		
Carga máquina	8,823	37,19	8,823	37,19		
Umidade solo	3,754	36,13	3,740	41,54		
Densidade inicial	0,128	1,244	0,036	1,169		
Regras	Parâmetros das funções lineares dos consequentes					
	C_1^{**}	C_2	C_3	C_4	C_5	r
1	-2,47.10 ⁻³	-2,36.10 ⁻⁴	9,20.10 ⁻⁵	-8,97.10 ⁻⁴	0,201	1,114
2	-6,52.10 ⁻³	9,60.10 ⁻⁴	1,58.10 ⁻³	1,09.10 ⁻²	0,145	0,953

* c e σ = centro e largura da função de pertinência; ** C_i = parâmetros das equações.

FIGURA 30: Relação entre a densidade do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.

Com relação às funções de pertinência do modelo, representadas na FIGURA 31, cabe destacar que apenas uma função foi identificada para a variável carga, abrangendo seus valores mais baixos.

Isso significa que, para qualquer valor da carga, a pertinência ao conjunto nebuloso e a contribuição da variável para o grau de suporte é o mesmo nas duas regras, não influenciando, assim, o disparo diferenciado das regras e contribuindo apenas para os resultados dos consequentes.

Mas, como os parâmetros da carga nas equações dos consequentes são baixos, a influência da variável nos resultados é, também, reduzido, como será visto nas superfícies de resposta a seguir. Isso significa que no modelo de estimativa após três passadas, a influência da carga sobre a densidade final é muito pequena, o que coincide com os resultados da literatura.

Para a combinação dos valores das variáveis de entrada mostrada na parte superior da FIGURA 31, a densidade final estimada pelo modelo foi de 1,25 Mg m⁻³, o que parece razoável, uma vez que, com solo seco a uma profundidade intermediária, houve um pequeno acréscimo na densidade após três passadas.

FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA DAS VARIÁVEIS DO ANTECEDENTE

EQUAÇÕES DOS CONSEQUENTES DAS REGRAS

Regra 1: $-2,47 \cdot 10^{-3}$ profundidade $-2,36 \cdot 10^{-4}$ pressão $+ 9,20 \cdot 10^{-5}$ carga $- 8,97 \cdot 10^{-4}$ umidade $+ 0,201$ densidade $+ 1,114$

Regra 2: $-6,52 \cdot 10^{-3}$ profundidade $+ 9,60 \cdot 10^{-4}$ pressão $+ 1,58 \cdot 10^{-3}$ carga $+ 1,09 \cdot 10^{-2}$ umidade $- 0,145$ densidade $+ 0,953$

FIGURA 31: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da densidade do solo após três passadas da máquina (profundidade indicada em cm).

Conforme a FIGURA 32a, a densidade final aumentou ligeiramente com o aumento da carga e de modo mais pronunciado com a redução da umidade, embora essa diferença tenha sido muito pequena, da ordem de $0,03 \text{ Mg m}^{-3}$ (1,26 a $1,29 \text{ Mg m}^{-3}$).

A resposta do modelo foi similar quando o solo encontrava-se mais compactado (FIGURA 32, b e c), porém, com valores de densidades finais mais elevados. No caso da FIGURA 32c, praticamente não houve alteração na densidade do solo após o tráfego, uma vez que a condição inicial já era bastante compactada.

De modo geral, o modelo representou adequadamente o comportamento esperado.

As estimativas do modelo apontam para uma uniformização do estado de compactação da superfície do solo, após três passadas da máquina, atingindo-se densidades finais elevadas para todas as condições de tráfego consideradas e confirmando resultados da literatura.

Na simulação da resposta do solo a 0,35 m de profundidade (FIGURA 33), os resultados foram inconsistentes quando a umidade era menor do que 30%, uma vez que a densidade final ficou abaixo da inicial. Essa situação foi consequência da carência de dados de treinamento para a condição de solo seco nessa profundidade.

Acima de 30% de umidade, as estimativas indicaram um aumento linear da densidade à medida que a umidade e a carga aumentaram. A tendência nessa profundidade é de leve aumento na densidade após três passadas da máquina, embora a intensidade de aumento na condição de máxima umidade ($> 40\%$) e carga ($> 80 \text{ kN}$), tenha sido um pouco superior à esperada.

No último caso (FIGURA 34), quando se analisou a influência da carga e da pressão dos pneus na superfície do solo, com umidade e densidade inicial médias, houve um aumento geral na densidade final, em relação à inicial, sendo que o mesmo foi mais intenso quanto mais alta a carga e menor a pressão dos pneus.

As diferenças nos valores de densidade final, entretanto, foram pequenas principalmente em relação à influência da carga.

FIGURA 32: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, pressão dos pneus de 120 kPa e densidades iniciais do solo de a) $1,15 \text{ Mg m}^{-3}$, b) $1,22 \text{ Mg m}^{-3}$ e c) $1,30 \text{ Mg m}^{-3}$.

FIGURA 33: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,35 m, pressão dos pneus de 120 kPa e densidade inicial do solo de $1,15 \text{ Mg m}^{-3}$.

FIGURA 34: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, umidade do solo de 35% e densidade inicial do solo de $1,25 \text{ Mg m}^{-3}$.

5.2.3. Modelo para estimativa da porosidade total do solo após uma passada

Após a eliminação de dados perdidos durante a fase experimental, ficaram disponíveis 272 vetores para treinamento e teste do modelo neuro-nebuloso. Desse total, 202 foram utilizados no conjunto de treinamento e 70 no de teste.

A seleção das variáveis de entrada baseou-se na análise dos erros, utilizando o mesmo procedimento adotado no modelo da densidade do solo, tendo sido escolhida a combinação com cinco variáveis.

Como pode ser visto na FIGURA 35, a combinação que abrangeu as variáveis, profundidade, pressão, umidade e porosidade (1-2-4-5) apresentou, nessa fase, um erro de treinamento ligeiramente menor que aquela com cinco variáveis.

Entretanto, uma análise posterior, mais detalhada e com ajuste dos parâmetros do algoritmo para os arquivos de treinamento e teste, mostrou erros de teste semelhantes, mas erro de treinamento mais alto para a combinação com quatro variáveis, o que levou à escolha do modelo com cinco variáveis de entrada.

O modelo selecionado possui três regras e parâmetros de desempenho mostrados na TABELA 9. O número de iterações e o tempo de processamento foram muito superiores em relação aos modelos de densidade, indicando uma maior complexidade do problema.

O modelo mostrou boa capacidade de generalização uma vez que a raiz do erro quadrático médio (RMSE) e o erro relativo (APE) foram similares e baixos para os conjuntos de treinamento e teste (TABELA 9). O RMSE apresentou a mesma ordem de grandeza do desvio padrão dos dados de porosidade inicial.

A correlação entre os dados observados e estimados pelo modelo (0,51) foi significativa, com intervalo de confiança de 0,35 a 0,68.

Na FIGURA 36 verifica-se que a dispersão dos dados em torno das retas de regressão e 1:1 foi baixa, embora se identifique a tendência de desvios nas estimativas para valores extremos de porosidade.

Os testes estatísticos mostraram que o coeficiente angular e a interseção da equação de regressão foram significativos.

FIGURA 35: Combinações das variáveis de entrada e seus respectivos erros para o modelo de estimativa da porosidade total do solo.

Duas funções de pertinência foram identificadas (TABELA 9 e FIGURA 37) para a variável profundidade, ambas com centros na subsuperfície do solo (13,97 e 15,16 cm), resultando em uma acentuada sobreposição entre elas. Além disso, apenas duas funções de pertinência foram identificadas para a variável carga.

Para os valores das variáveis de entrada indicados na parte superior da FIGURA 37, o modelo estimou a porosidade final em 51,7%, de modo consistente com a resposta esperada.

Na camada superficial do solo com porosidade inicial alta (FIGURA 38a), os resultados do modelo foram inconsistentes uma vez que a redução na porosidade final foi maior quanto mais seco o solo e menor a carga da máquina.

Para a porosidade inicial intermediária (FIGURA 38b) houve pouca alteração na porosidade final na maior parte da superfície analisada, com leve tendência de aumento no seu valor com a umidade. Aparentemente aqui, o modelo representou bem a realidade em parte da superfície. Acima de 80 kN, a porosidade reduziu-se drasticamente com o solo seco, porém, nos níveis mais altos de umidade a redução foi mais próxima do esperado.

TABELA 9: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da porosidade total do solo após uma passada da máquina.

	Treinamento	Teste				
Número iterações	1240	--				
Tempo de processamento	100 s	--				
RMSE (%)	1,919	2,032				
APE (%)	2,9	2,9				
R (coefic. Correlação)	0,60	0,51				
Modelo neuro-nebuloso (ANFIS)						
Operador “e”	Produto					
Faixa de influência	0,5					
Fator “quash”	3,5					
Nós da rede	44					
Parâmetros lineares	18					
Parâmetros não-lineares	30					
Total de parâmetros	48					
Número de regras	3					
Parâmetros das funções de pertinência (fp)						
Variável entrada	fp1		fp2		fp3	
	σ	c	σ	c	σ	c
Profundidade	4,427	13,97	4,794	15,16	4,512	34,59
Pressão pneus	13,98	137,7	11,85	186,2	14,53	110,4
Carga máquina	10,35	36,98	11,21	99,85	11,21	99,85
Umidade solo	2,207	35,12	1,653	32,24	2,008	40,66
Porosidade inicial	1,852	49,15	1,25	50,78	0,764	53,79
Regras	Parâmetros das funções lineares dos consequentes					
	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	r
1	-0,107	$5,89.10^{-3}$	$4,32.10^{-2}$	0,240	0,116	36,1
2	$-1,23.10^{-3}$	$3,96.10^{-2}$	2,732	-0,869	0,841	-243,8
3	$9,85.10^{-2}$	$-3,98.10^{-4}$	$-1,81.10^{-2}$	$5,60.10^{-2}$	-0,450	73,51

FIGURA 36: Relação entre a porosidade total do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.

Em uma condição extrema de porosidade inicial muito baixa (FIGURA 38c), a porosidade final apresentou valores consistentes apenas na região com umidade baixa (< 35%) e carga baixa (< 80 kN) com pouca modificação em relação à porosidade inicial.

Na camada mais profunda do solo, espera-se pouca influência do tráfego na porosidade, o que foi constatado em parte da superfície da FIGURA 39. Contudo, a região correspondente à carga e umidade baixas a intermediárias, apresentou uma redução muito acentuada da porosidade final, sem qualquer relação com o processo real.

FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA DAS VARIÁVEIS DO ANTECEDENTE

EQUAÇÕES DOS CONSEQUENTES DAS REGRAS

Regra 1: $-0,107 \cdot \text{profundidade} + 5,89 \cdot 10^{-3} \cdot \text{pressão} + 4,32 \cdot 10^{-2} \cdot \text{carga} + 0,240 \cdot \text{umidade} + 0,116 \cdot \text{porosidade} + 36,1$

Regra 2: $-1,23 \cdot 10^{-3} \cdot \text{profundidade} + 3,96 \cdot 10^{-2} \cdot \text{pressão} + 2,732 \cdot \text{carga} - 0,869 \cdot \text{umidade} + 0,841 \cdot \text{porosidade} - 243,8$

Regra 3: $9,85 \cdot 10^{-2} \cdot \text{profundidade} - 3,98 \cdot 10^{-4} \cdot \text{pressão} - 1,81 \cdot 10^{-2} \cdot \text{carga} + 5,60 \cdot 10^{-2} \cdot \text{umidade} - 0,450 \cdot \text{porosidade} + 73,51$

FIGURA 37: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da porosidade total do solo após uma passada da máquina (profundidade indicada em cm).

FIGURA 38: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, pressão dos pneus de 120 kPa e porosidades iniciais do solo de a) 58%, b) 53% e c) 48%.

FIGURA 39: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,35 m, pressão dos pneus de 120 kPa e porosidade inicial do solo de 55%.

5.2.4. Modelo para estimativa da porosidade total do solo após três passadas

Do total de 288 vetores de dados disponíveis, foram eliminados 20 por problemas relacionados a perdas na fase experimental, restando 268, os quais foram divididos em 200 para treinamento e 68 para teste do modelo neuro-nebuloso.

O modelo gerado possui três regras, cinco variáveis de entrada e a porosidade final, após três passadas da máquina, como variável de saída. As demais características são mostradas na TABELA 10.

O desempenho do modelo com o conjunto de treinamento foi superior ao modelo anterior, porém o mesmo não ocorreu com os dados de teste, havendo, nesse caso, uma redução importante no coeficiente de correlação.

Por essa razão, a hipótese de sobre-parametrização do modelo foi considerada, contudo, a análise da evolução dos erros ao longo das iterações mostrou que, desde o início das mesmas, a diferença entre os erros de treinamento e teste manteve-se pequena e uniforme, com lenta redução do erro para os dois conjuntos de dados, até o final das iterações.

Dessa forma, não houve mudança abrupta na evolução dos erros que indicasse sobreajuste do modelo aos dados de treinamento.

Os indicadores de erros do modelo (RMSE e APE), mostrados na TABELA 10, foram baixos com um leve aumento para o conjunto de dados de teste.

Na FIGURA 40 observa-se que a dispersão dos dados em torno das retas de regressão e da reta 1:1 foi baixa e que o modelo continuou a apresentar o mesmo desvio identificado nos modelos anteriores para valores extremos de porosidade total.

Os testes estatísticos aplicados aos parâmetros da regressão mostraram resultados similares aos modelos já estudados, ou seja, o coeficiente angular foi significativo, diferenciando-se de 0 e de 1; a interseção também foi diferente de 0 e o coeficiente de correlação foi significativo com intervalo de confiança de 0,14 a 0,55.

TABELA 10: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da porosidade total do solo após três passadas da máquina.

	Treinamento	Teste				
Número iterações	2620	--				
Tempo de processamento	156 s	--				
RMSE (%)	1,727	2,228				
APE (%)	2,6	3,1				
R (coef. Correlação)	0,64	0,36				
Modelo neuro-nebuloso (ANFIS)						
Operador “e”	Produto					
Faixa de influência	0,5					
Fator “quash”	3,5					
Nós da rede	44					
Parâmetros lineares	18					
Parâmetros não-lineares	30					
Total de parâmetros	48					
Número de regras	3					
Parâmetros das funções de pertinência (fp)						
Variável entrada	fp1		fp2		fp3	
	σ	c	σ	c	σ	c
Profundidade	8,961	24,99	5,648	33,63	3,876	4,623
Pressão pneus	13,97	137,9	14,54	110,6	10,88	186,6
Carga máquina	7,167	71,92	10,65	37,16	9,504	100,5
Umidade solo	1,653	36,69	6,362	41,25	5,307	32,42
Porosidade inicial	6,127	51,24	4,706	52,45	2,856	53,33
Regras	Parâmetros das funções lineares dos consequentes					
	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	r
1	$8,84.10^{-2}$	$-1,26.10^{-2}$	$-5,83.10^{-2}$	0,103	0,372	41,15
2	$6,65.10^{-2}$	$6,26.10^{-3}$	$-2,42.10^{-3}$	0,314	-0,210	48,73
3	$1,53.10^{-2}$	$-7,67.10^{-2}$	-0,506	-0,228	-0,258	135,3

FIGURA 40: Relação entre a porosidade total do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.

As funções de pertinência do modelo (FIGURA 41) distribuíram-se de modo uniforme ao longo dos universos de discurso das variáveis, com exceção daquelas relativas à porosidade inicial, as quais apresentaram forte sobreposição.

A análise da resposta do modelo neuro-nebuloso para a superfície do solo, após três passadas, mostrou que quando a porosidade inicial era muito alta (FIGURA 42a), a redução na porosidade final devido ao tráfego foi adequada para níveis de carga acima de 50 kN e umidade do solo acima de 30%.

A resposta do modelo foi similar quando a porosidade inicial era de 53% (FIGURA 42b) alterando-se adequadamente nas mesmas regiões do caso anterior, ou seja, apenas nas combinações de carga e umidade intermediárias a altas.

À medida que a porosidade inicial da superfície do solo se reduziu (FIGURA 42c), a resposta do modelo melhorou em grande parte da superfície analisada, com exceção da região onde a carga era superior a 70 kN e, simultaneamente, o solo encontrava-se seco (< 30%).

FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA DAS VARIÁVEIS DO ANTECEDENTE

EQUAÇÕES DOS CONSEQUENTES DAS REGRAS

Regra 1: $8,84 \cdot 10^{-2}$ profundidade $- 1,26 \cdot 10^{-2}$ pressão $- 5,83 \cdot 10^{-2}$ carga $+ 0,103$ umidade $+ 0,372$ porosidade $+ 41,15$

Regra 2: $6,65 \cdot 10^{-2}$ profundidade $+ 6,26 \cdot 10^{-3}$ pressão $- 2,423 \cdot 10^{-3}$ carga $+ 0,314$ umidade $- 0,210$ porosidade $+ 48,73$

Regra 3: $1,53 \cdot 10^{-2}$ profundidade $- 7,67 \cdot 10^{-2}$ pressão $- 0,506$ carga $- 0,228$ umidade $- 0,258$ porosidade $+ 135,30$

FIGURA 41: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da porosidade total do solo após três passadas da máquina (profundidade indicada em cm).

FIGURA 42: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m, pressão dos pneus de 120 kPa e porosidades iniciais do solo de a) 58%, b) 53% e c) 48%.

Na profundidade de 0,35 m (FIGURA 43), a porosidade final também diminuiu apropriadamente na região de carga e umidade intermediária a alta (acima de 70 kN e de 30% de umidade). Nas demais regiões da superfície de resposta, a diminuição da porosidade final foi muito intensa.

FIGURA 43: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,35 m, pressão dos pneus de 120 kPa e porosidade inicial de 55%.

5.2.5. Modelo para estimativa da resistência à penetração após uma passada

O treinamento foi realizado com 190 e o teste com 58 vetores de dados, tendo sido eliminados 40 vetores em virtude de problemas experimentais. Essa quantidade mais elevada de dados descartados, em relação às demais propriedades físicas do solo analisadas, está relacionada a erros do operador no campo e a falhas do equipamento durante a aquisição do sinal.

O penetrômetro apresentou problemas relacionados à falhas no registro de dados, os quais só puderam ser verificados após a transferência para o computador. Além dessa perda, parte dos dados válidos não pôde ter sua posição na parcela corretamente identificada devido ao mesmo problema.

A seleção das variáveis de entrada foi feita com base no procedimento descrito, tendo sido selecionada a combinação com as variáveis profundidade, carga, umidade e resistência à penetração inicial do solo, a qual apresentou o menor erro, como mostra a FIGURA 44.

As características do modelo selecionado e os parâmetros de desempenho são mostrados na TABELA 11.

FIGURA 44: Combinações das variáveis de entrada e seus respectivos erros para o modelo de estimativa da resistência à penetração do solo.

TABELA 11: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da resistência à penetração do solo após uma passada da máquina.

	Treinamento	Teste			
Número iterações	2295	--			
Tempo de processamento	109 s	--			
RMSE (kPa)	516,0	677,7			
APE (%)	20,0	18,4			
R (Coefic. Correlação)	0,64	0,70			
Modelo neuro-nebuloso (ANFIS)					
Operador “e”	Produto				
Faixa de influência	0,6				
Fator “quash”	3,5				
Nós da rede	27				
Parâmetros lineares	10				
Parâmetros não-lineares	16				
Total de parâmetros	26				
Número de regras	2				
Parâmetros das funções de pertinência (fp)					
Variável entrada	fp1		fp2		
	σ	c	σ	c	
Profundidade	6,37	15,67	5,696	35,85	
Carga máquina	9,462	37,26	9,017	101,5	
Umidade solo	4,171	36,81	1,504	39,76	
Porosidade inicial	928,1	1925	928,1	1470	
Regras	Parâmetros das funções lineares dos consequentes				
	C_1	C_2	C_3	C_4	r
1	5,859	-6,049	-122,30	0,272	6163
2	-40,310	-6,415	-20,58	0,257	3942

O modelo possui apenas duas regras e apresentou boa generalização com redução uniforme dos erros de treinamento e teste, ao longo das 2295 iterações, e valores finais próximos entre si.

Os coeficientes de correlação foram altos em relação aos modelos anteriores (TABELA 11), indicando que as estimativas do modelo refletiram melhor a variabilidade dos dados observados e que, portanto, os dois conjuntos apresentaram maior dependência linear. Entretanto, os erros percentuais médios (APE) e as raízes quadradas dos erros quadráticos médios (RMSE) foram elevados.

A equação de regressão linear (FIGURA 45) apresentou tendência principalmente de subestimar os altos valores observados de resistência e seu coeficiente angular foi significativamente diferente de zero e de um pelo teste “t”.

A interseção também foi estatisticamente diferente de zero assim como o coeficiente de correlação. O intervalo de confiança para o coeficiente de correlação foi de 0,55 a 0,80.

As funções de pertinência, mostradas na FIGURA 46, distribuíram-se de modo uniforme nos respectivos universos de discurso das variáveis, à exceção da carga, a qual apresentou duas funções bem distintas e que, conseqüentemente, determinam o disparo das respectivas regras, ou seja, quando o nível de carga é baixo, a regra 1 é acionada com maior grau de suporte que a regra 2 e vice-versa.

Quando a regra 1 é predominante, a umidade tem um peso maior no valor de saída da regra. Por isso, quanto mais seco o solo, maior a resistência final havendo pouca influência das demais variáveis, inclusive da resistência inicial.

Com aumento da carga, a regra 2 passa a ter peso maior na saída do modelo e a importância da umidade, na equação do conseqüente, não é tão pronunciada em relação às demais variáveis.

A análise das superfícies de resposta (FIGURAS 47 e 48) permite verificar o desempenho geral do modelo em situações conhecidas.

Na FIGURA 47a, a superfície do solo encontrava-se seca e a resistência final tendeu a aumentar com o tráfego quando a inicial era menor do que 3000 kPa. A partir desse limite, praticamente não houve influência do tráfego sobre a resistência, uma vez que o solo já se encontrava inicialmente mais compactado.

FIGURA 45: Relação entre a resistência à penetração do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.

Ainda na FIGURA 47a, a influência da carga foi desprezível, embora com uma leve tendência contrária à esperada, ou seja, para uma mesma resistência inicial, à medida que aumentou a carga reduziu a resistência final.

No caso da FIGURA 47b, com aumento na umidade do solo (35%), a resistência final cresceu com o tráfego quando a inicial era menor do que 2000 kPa e, a partir desse limite, a resistência final tendeu a reduzir-se com aumento na inicial.

Ainda nesse caso, para cargas superiores a 90 kN, a influência do tráfego na resistência final foi verificada para resistências iniciais até 3000 kPa, e tal influência foi mais pronunciada quanto menor o valor da resistência inicial.

Nas demais regiões da superfície de resposta (FIGURA 47b), houve uma distorção nas estimativas do modelo provocada pela dependência direta entre resistência à penetração e umidade.

Como os dados de treinamento, para a superfície do solo, não representaram a condição com resistência inicial e umidade do solo altas, uma vez que esta situação não é comum no campo, as estimativas nesse caso (resistência inicial acima de 2000 kPa, carga menor que 90 kN e umidade de 35%) foram em geral ruins e distorcidas pela dependência entre resistência e umidade.

FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA DAS VARIÁVEIS DO ANTECEDENTE

EQUAÇÕES DOS CONSEQUENTES DAS REGRAS

Regra 1: $5,859.\text{profundidade} - 6,049.\text{carga} - 122,3.\text{umidade} + 0,272.\text{resist.penetração} + 6163$

Regra 2: $-40,31.\text{profundidade} - 6,415.\text{carga} - 20,58.\text{umidade} + 0,257.\text{resist.penetração} + 3942$

FIGURA 46: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da resistência à penetração do solo após uma passada da máquina (profundidade indicada em cm).

FIGURA 47: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m e umidades do solo de a) 30% b) 35% e c) 40%.

Na FIGURA 47c, com umidade do solo mais alta (40%) ocorreu o mesmo processo anterior com aumento na resistência final, em relação à inicial, quando esta última era menor do 1500 kPa. A partir desse valor, a resistência final igualou-se à inicial e passou a se reduzir em virtude da distorção discutida anteriormente. A influência da carga foi similar ao caso anterior.

FIGURA 48: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,35 m e resistência à penetração inicial do solo de 1500 kPa.

Na profundidade de 0,35 m (FIGURA 48) e com solo úmido (acima de 35%) o efeito do tráfego sobre a resistência à penetração final foi praticamente inexistente, simulando adequadamente o comportamento esperado do solo para essa profundidade. Essa situação foi bem representada pelos dados de treinamento.

Por outro lado, com solo seco as estimativas apontaram um aumento incompatível na resistência à penetração final.

5.2.6. Modelo para estimativa da resistência à penetração após três passadas

Foram eliminados 27 vetores de dados do total de 288, restando 261, os quais foram divididos em dois grupos para treinamento e teste, com 200 e 61 vetores, respectivamente.

O modelo selecionado com quatro variáveis de entrada, à semelhança do anterior, possui três regras e demais parâmetros mostrados na TABELA 12.

No início das iterações, os erros de treinamento e teste já estavam próximos e mantiveram uma redução gradual e uniforme ao longo das 2305 iterações necessárias até sua estabilização, indicando a boa capacidade de generalização do modelo.

O desempenho foi superior em relação ao modelo anterior, com menores RMSE e APE além de coeficientes de correlação mais altos.

A equação de regressão entre os dados estimados e observados (FIGURA 49) mostrou um melhor ajuste, com coeficiente angular mais alto em relação ao modelo anterior e menor valor da interseção.

Os parâmetros da reta de regressão foram estatisticamente significativos pelo teste “t” assim como o coeficiente de correlação, cujo intervalo de confiança foi de 0,58 a 0,82.

A FIGURA 50 apresenta as funções de pertinência das variáveis de entrada do modelo e as equações dos consequentes das regras.

Apesar da sobreposição entre algumas funções, foi possível identificar regiões do espaço de dados onde predominam diferentes regras.

Assim, a regra 1 caracteriza a profundidade abaixo de 0,20 m, com alta umidade, baixa resistência à penetração do solo e com maior relevância quando a carga atuante é inferior a 70kN. Na equação do consequente dessa regra, a umidade tem um coeficiente maior que as demais variáveis e, portanto, maior peso.

A regra 2, por sua vez, representa a camada superficial do solo onde umidade e resistência à penetração apresentam valores intermediários e sua importância é maior quanto menor a carga.

A regra 3 representa a camada subsuperficial onde a resistência é mais alta, a umidade é um pouco menor e seu grau de suporte é mais alto quanto maior a carga.

Após três passadas, a resistência final na camada superficial com solo seco (FIGURA 51a) apresentou comportamento consistente quando a resistência inicial era menor do que 2500 kPa e a carga menor que 70 kN.

Acima de 70 kN, a resposta do modelo foi adequada com aumento na resistência final, em relação à inicial, mesmo com nível alto desta última.

TABELA 12: Parâmetros das funções de pertinência, das regras e de desempenho do modelo neuro-nebuloso para estimativa da resistência à penetração do solo após três passadas da máquina.

	Treinamento	Teste				
Número iterações	2305	--				
Tempo de processamento	124 s	--				
RMSE	529,5	507,9				
APE (%)	16,4	17,1				
R (Coefic. Correlação)	0,82	0,72				
Modelo neuro-nebuloso (ANFIS)						
Operador “e”	Produto					
Faixa de influência	0,5					
Fator “quash”	4					
Nós da rede	37					
Parâmetros lineares	15					
Parâmetros não-lineares	24					
Total de parâmetros	39					
Número de regras	3					
Parâmetros das funções de pertinência (fp)						
Variável entrada	fp1		fp2		fp3	
	σ	c	σ	c	σ	c
Profundidade	5,521	34,50	3,847	4,75	5,923	15,31
Carga máquina	10,840	37,41	7,717	36,92	5,252	101,40
Umidade solo	0,963	41,24	1,534	35,30	0,860	30,46
Res.penet. inicial	897,1	1365	897,0	1680	893,3	2275
Regras	Parâmetros das funções lineares dos consequentes					
	C_1	C_2	C_3	C_4	r	
1	-2,95	3,298	-35,64	0,137	2649	
2	-41,00	-2,747	-15,38	0,109	3178	
3	-29,49	4,109	-123,80	0,484	6097

FIGURA 49: Relação entre a resistência à penetração do solo observada e estimada pelo modelo, regressão linear e índices de desempenho.

No caso da FIGURA 51b, com umidade de 35%, o comportamento geral foi o mesmo, contudo, o valor limite da carga que configurou os comportamentos diferenciados descritos foi de 80 kN.

No último caso, representado na FIGURA 51c, a resposta do modelo não foi, em geral, adequada, provavelmente devido à carência de dados de treinamento relativos superfície do solo com alto teor de umidade.

Na camada superficial (FIGURA 51 a,b,c), a regra 2 é predominante quando a carga não é alta e, uma vez que os coeficientes das variáveis na equação do conseqüente dessa regra são pequenos, a variação no valor de saída do modelo é, também, pequena.

A exceção para essa situação se dá para o solo muito úmido (FIGURA 51c), quando a resistência final se reduz com o aumento da umidade em conseqüência dos coeficientes negativos da variável nas equações do conseqüente.

O aumento verificado na resistência final com solo seco e carga alta (FIGURA 51a) foi conseqüência do aumento no grau de suporte da regra 3.

FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA DAS VARIÁVEIS DO ANTECEDENTE

EQUAÇÕES DOS CONSEQUENTES DAS REGRAS

Regra 1: $- 2,95.\text{profundidade} + 3,298.\text{carga} - 35,64.\text{umidade} + 0,137.\text{resistência à penetração} + 2649$

Regra 2: $- 41,00.\text{profundidade} - 2,747.\text{carga} - 15,38.\text{umidade} - 0,109.\text{resistência à penetração} + 3178$

Regra 3: $- 29,49.\text{profundidade} + 4,109.\text{carga} - 123,8.\text{umidade} + 0,484.\text{resistência à penetração} + 6097$

FIGURA 50: Funções de pertinência e regras do modelo de estimativa da resistência à penetração do solo após três passadas da máquina (profundidade indicada em cm).

FIGURA 51: Superfícies de resposta do modelo para profundidade de 0,10 m e umidades do solo de a) 30%, b) 35% e c) 40%.

FIGURA 52: Superfície de resposta do modelo para profundidade de 0,35 m e resistência à penetração inicial do solo de 1500 kPa.

No caso da FIGURA 52, a resistência final manteve-se próxima da inicial em grande parte das condições analisadas, conforme esperado, com exceção da combinação de solo seco ($<35\%$) e carga acima de 60 kN, quando ocorreu um aumento excessivo da resistência à penetração final.

Nas demais condições, a resposta do modelo pode ser considerada adequada, uma vez que a influência na resistência final foi pequena.

5.3. Discussão dos resultados dos modelos de estimativa

5.3.1. Desempenho dos modelos de estimativa da densidade do solo

Uma síntese dos indicadores de desempenho dos dois modelos identificados e relativos à densidade do solo (após uma e três passadas) é mostrada na TABELA 13.

O modelo de estimativa da densidade do solo após três passadas da máquina apresentou melhor desempenho, com menores erros quadrático e percentual médios e maior coeficiente de correlação, tanto para os dados de treinamento como para os de teste.

TABELA 13: Indicadores de desempenho dos modelos de estimativa da densidade do solo para os conjuntos de treinamento e teste.

MODELO	Treinamento			Teste		
	RMSE (Mg m ⁻³)	APE (%)	R	RMSE (Mg m ⁻³)	APE (%)	R
Após 1 passada	0,059	3,9	0,59	0,081	5,2	0,40
Após 3 passadas	0,052	3,2	0,64	0,062	4,1	0,52

A maior uniformidade e conseqüente menor variabilidade das propriedades físicas do solo, após três passadas, foi a razão para o melhor desempenho obtido.

Nos dois modelos, a correlação entre dados observados e estimados foi de média a baixa, porém um pouco mais alta após três passadas.

Apesar disso, a correlação entre os dois conjuntos de dados existiu e não foi aleatória, demonstrando, que o modelo foi capaz de identificar a dependência entre eles mas, no entanto, não explicou totalmente a variação nos dados observados.

Para o conjunto de teste no modelo após uma passada, o desvio padrão dos dados observados foi duas vezes maior que os estimados pelo modelo, 0,088 e 0,044 Mg m⁻³, respectivamente. No modelo após três passadas, essa proporção se reduziu um pouco (0,072 e 0,041), embora continue evidente a maior dispersão dos dados experimentais.

Tal variabilidade se deveu à heterogeneidade espacial do solo e, secundariamente, aos erros experimentais.

Ainda nesse sentido, o RMSE e APE foram baixos, sendo este último da ordem de 4% e 5%, para os dados de treinamento e teste, do modelo após uma passada, e de 3% e 4% para os mesmos dados do modelo após três passadas.

Cabe ressaltar que a ordem de grandeza dos erros de estimativa dos modelos foi perfeitamente aceitável para o propósito de auxiliar a tomada de decisão quanto à realização de uma operação agrícola considerando os efeitos do tráfego no solo.

No modelo após uma passada foram identificados apenas seis vetores no conjunto de teste cujos erros percentuais ficaram muito acima do erro percentual médio, variando entre 14% e 22%. Todos estes vetores apresentaram densidade observada, após o tráfego, abaixo de $1,11 \text{ Mg m}^{-3}$ e menor que a densidade inicial, indicando a influência da variabilidade espacial do solo.

As estimativas do modelo correspondentes a estes dados foram consistentes com as condições estabelecidas pelas variáveis de entrada, havendo três casos nas profundidades de 0,25 e 0,35 m cuja densidade final estimada ficou muito próxima à inicial, conforme esperado.

Apenas na profundidade superficial (0,05 m) e quando a densidade inicial foi maior que $1,35 \text{ Mg m}^{-3}$ (dois casos) é que os valores estimados foram inconsistentemente menores que os iniciais.

Dessa forma, as incertezas relacionadas à variabilidade espacial e ao erro experimental parecem ter sido as principais causas dos maiores desvios verificados entre valores observados e estimados para o conjunto de teste. Nestes casos, o modelo mostrou capacidade para simular adequadamente a resposta do solo.

Os erros percentuais médios foram significativamente maiores nos dois níveis mais altos de carga e nas faixas extremas (alta e baixa) da densidade inicial do solo, no modelo após uma passada, como se observa pelos dados da TABELA 14. Nesse caso, as raízes quadradas dos erros quadráticos médios (RMSE) acompanharam os erros percentuais (APE) para as classes das variáveis de entrada consideradas.

O modelo apresentou, portanto, maiores desvios e pior desempenho quando a densidade inicial do solo era menor que $1,15$ e maior que $1,30 \text{ Mg m}^{-3}$; com erro percentual médio significativamente diferente em relação às demais faixas de densidade (TABELA 14) o que, provavelmente levou à tendência, identificada

anteriormente, de superestimativa para baixos valores e subestimativa para valores altos observados.

Nas demais variáveis de entrada não houve diferença nos erros entre as diferentes classes consideradas.

TABELA 14: Erro percentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, Mg m⁻³) segundo as variáveis de entrada do modelo de densidade do solo após uma passada.

		<i>n</i> [*]	APE ^{**}	RMSE
PROFUNDIDADE (m)	0,05	21	6,3 a	0,089
	0,15	22	4,5 a	0,081
	0,25	14	4,9 a	0,074
	0,35	19	5,0 a	0,074
PRESSÃO (kPa)	110	43	5,7 a	0,087
	138	23	4,2 a	0,067
	186	10	5,3 a	0,084
CARGA (kN)	37,2	24	3,1 a	0,045
	70,6	28	6,0 b	0,092
	99,9	24	6,3 b	0,093
DENSIDADE (Mg m⁻³)	< 1,15	14	6,2 a	0,090
	1,15 a 1,22	16	3,1 b	0,043
	1,22 a 1,27	15	5,5 ab	0,082
	1,27 a 1,30	13	4,2 ab	0,060
	> 1,30	18	6,7 a	0,106
UMIDADE (%)	< 34%	25	5,9 a	0,091
	34% a 37%	27	5,1 a	0,080
	> 37%	24	4,4 a	0,068

n representa o número de dados; ** letras iguais na coluna da mesma variável não diferem significativamente ao nível de 5% pelo teste “t”.

Ainda em relação ao modelo após uma passada, as diferenças entre valores observados e estimados apresentou distribuição normal, o que permitiu comparar a média dessas diferenças com o valor zero, através do teste “t”.

A diferença média não foi significativa, o que implica que os conjuntos de dados observados e estimados não são diferentes entre si e que, portanto, podem ser considerados como pertencentes à mesma população.

O intervalo de confiança da diferença entre os dados foi de $-0,023$ a $0,014 \text{ Mg m}^{-3}$, ou seja, aplicando-se o modelo a um conjunto de dados obtido de forma semelhante há uma chance de 95% de que as diferenças resultantes estejam nesse intervalo.

Essa diferença foi baixa em relação à ordem de grandeza dos indicadores de dispersão identificados.

No modelo de estimativa da densidade após uma passada, a superfície de resposta teve, de modo geral, um comportamento adequado na camada superficial do solo quando a densidade inicial esteve entre $1,15$ e $1,22 \text{ Mg m}^{-3}$, o que constitui a faixa de valores de densidade mais comum nessa profundidade (FIGURA 16).

A resposta, no entanto, foi ruim quando a densidade da superfície do solo era de $1,30 \text{ Mg m}^{-3}$ provavelmente pela reduzida quantidade de dados de treinamento nessa condição.

A resposta também foi adequada na camada profunda ($0,35 \text{ m}$), com exceção de quando a carga era menor do que 60 kN .

A resposta do modelo ao aumento da pressão dos pneus no solo foi inconsistente para combinações das variáveis de entrada, tais como, carga baixa e pressão alta ou carga alta e pressão baixa.

Nas situações melhor representadas pelos dados de treinamento como, por exemplo, carga baixa ou média com pressões baixa e média ou, ainda, carga alta com pressão média a alta, as respostas foram coerentes com o comportamento esperado. Há, aqui a necessidade de ampliar a faixa de valores da pressão de pneus e de suas combinações com as demais variáveis.

No modelo de estimativa após três passadas da máquina os erros percentuais foram, em geral, baixos com apenas três vetores de dados com erros superiores ao erro médio e variável entre 10 e 13%.

Dois destes casos envolveram a camada superficial ($0,05 \text{ m}$), com umidade em torno de 36%, havendo, em um deles, um aumento muito intenso na densidade final observada e uma redução no outro. Em ambos, os valores das variáveis de entrada eram similares e as estimativas do modelo ficaram próximas entre si e de modo coerente com a resposta esperada.

No terceiro caso com erro elevado, a densidade final observada reduziu-se, após o tráfego, na maior carga, solo úmido (40%) e a 0,35 m de profundidade, apontando, também, para a influência da variabilidade espacial sobre a densidade final observada. Aqui, também, a densidade final estimada ficou compatível com a faixa de valores esperada.

O erro percentual médio entre valores observados e estimados foi estatisticamente igual entre as diferentes classes das variáveis de entrada, como mostram os resultados da TABELA 15.

As raízes quadradas dos erros quadráticos médios (RMSE) foram similares entre as mesmas classes das variáveis de entrada e acompanharam os erros percentuais médios.

As diferenças entre os pares de dados de densidade observada e estimada apresentaram distribuição normal e, segundo o teste “t”, a média dessa diferença não foi significativamente diferente de zero. Desse modo, do ponto de vista estatístico, não houve diferença entre as estimativas do modelo e os valores observados.

O intervalo de confiança da diferença média entre valores observados e estimados foi de $-0,023$ a $+0,009 \text{ Mg m}^{-3}$, suficientemente baixo para a aplicação desejada.

Após três passadas da máquina, a superfície de resposta do modelo de estimativa para a camada superficial do solo, indicou uma uniformização da densidade final para as faixas de carga e umidade consideradas.

A deformação do solo estimada pelo modelo foi maior quanto menos denso o estado inicial, com uma leve influência positiva do nível de carga e um pouco mais acentuada, mas também pequena, influência da umidade sobre a densidade final.

Tal homogeneização possibilitou, inclusive, que o modelo fosse mais simples com apenas duas regras.

Na camada mais profunda, repetiu-se, novamente, uma resposta inconsistente do modelo quando a umidade estava abaixo de 30%, situação de difícil ocorrência e para a qual não eram disponíveis dados de treinamento, conforme discutido.

TABELA 15: Erro percentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, Mg m⁻³) segundo as variáveis de entrada do modelo de densidade do solo após três passadas.

		<i>n</i> [*]	APE ^{**}	RMSE
PROFUNDIDADE (m)	0,05	14	5,2 a	0,081
	0,15	16	3,8 a	0,056
	0,25	16	3,4 a	0,052
	0,35	14	3,9 a	0,056
PRESSÃO (kPa)	110	33	3,9 a	0,060
	138	17	4,5 a	0,070
	186	10	3,7 a	0,053
CARGA (kN)	37,2	21	5,0 a	0,074
	70,6	19	3,2 a	0,053
	99,9	20	3,8 a	0,055
DENSIDADE (Mg m⁻³)	< 1,15	5	5,6 a	0,085
	1,15 a 1,22	22	3,9 a	0,062
	1,22 a 1,27	8	4,5 a	0,061
	1,27 a 1,30	10	3,3 a	0,051
	> 1,30	15	4,0 a	0,059
UMIDADE (%)	< 34%	13	3,6 a	0,056
	34% a 37%	23	4,3 a	0,068
	> 37%	24	4,1 a	0,059

^{*} *n* representa o número de dados; ^{**} letras iguais na coluna da mesma variável não diferem significativamente ao nível de 5% pelo teste “t”.

Com a umidade acima de 30%, houve um aumento linear da densidade final com a carga e a umidade, em níveis adequados, embora nos valores extremos dessas variáveis a densidade tenha se elevado demasiadamente.

A resposta do modelo para o efeito combinado da pressão e carga, na camada superficial do solo, também foi adequada, com aumento geral na densidade final e uma leve influência positiva da carga e negativa da pressão.

Esta última variável, no entanto, com tendência inversa à esperada, embora as diferenças tenham sido muito pequenas, no máximo de 0,02 Mg m⁻³, o que não comprometeu o desempenho do modelo.

5.3.2. Desempenho dos modelos de estimativa da porosidade total

À semelhança da densidade do solo, os modelos de estimativa da porosidade total, cujos indicadores são mostrados na TABELA 16, apresentaram baixos erros porcentual e quadrático médio embora a correlação tenha sido não tenha sido alta.

O desvio padrão dos dados observados de teste foi de 2,351 e 2,331%, respectivamente para os modelos após uma e três passadas, enquanto que para os estimados foi de 1,468 e 1,357%, para os mesmos modelos. A dispersão mais alta dos dados observados, resultante da variabilidade espacial, foi a causa da limitada correlação entre os dois conjuntos de dados.

Os dois modelos tiveram desempenho similar com os dados de treinamento (TABELA 16) embora, com os de teste, o desempenho tenha caído no modelo após três passadas. Essa diferença resultou da maior dispersão do conjunto de teste.

Erros percentuais médios muito acima da média (11 e 15%) foram identificados em apenas dois vetores de dados de teste, no modelo após uma passada

O primeiro vetor correspondeu à profundidade de 0,15 m com tráfego pesado (99,9 kN), solo seco, baixa pressão dos pneus e baixa porosidade inicial, havendo redução acentuada na porosidade final observada e nenhuma alteração na estimada, ambas em relação à porosidade inicial.

Comparando-se com os valores médios da FIGURA 18, a estimativa do modelo ficou muito próxima ao valor médio da porosidade para a mesma profundidade.

TABELA 16: Indicadores de desempenho dos modelos de estimativa da porosidade total do solo para os conjuntos de treinamento e teste.

MODELO	Treinamento			Teste		
	RMSE (%)	APE (%)	R	RMSE (%)	APE (%)	R
Após 1 passada	1,919	2,9	0,60	2,032	2,9	0,51
Após 3 passadas	1,727	2,6	0,64	2,228	3,1	0,36

No segundo vetor com erro percentual alto, referente à profundidade de 0,35 m e tráfego leve, o valor final observado reduziu-se muito em relação ao inicial enquanto o estimado ficou muito próximo do inicial, conforme esperado.

Nestes casos, evidentemente o erro experimental causado pela variabilidade espacial do solo, influenciou o resultado observado e determinou a elevação no erro percentual uma vez que o modelo respondeu adequadamente às condições estabelecidas pelas variáveis de entrada.

Os erros percentuais médios não foram significativamente diferentes entre as diversas classes das variáveis de entrada, como mostra a TABELA 17.

As raízes quadradas dos erros quadráticos médios (RMSE) também foram baixos em todas as classes das variáveis de entrada. Isso implica que o modelo teve um desempenho similar em todo o universo de discurso das variáveis de entrada.

A média das diferenças entre os pares de dados observados e estimados também não apresentou diferença significativa em relação a zero, pelo teste “t”. Desse modo, para o modelo de estimativa da porosidade, após uma passada, não se pode afirmar que os conjuntos de dados estimados e observados sejam diferentes entre si, a 95% de probabilidade.

O intervalo de confiança da diferença entre valores observados e estimados foi então computado, chegando-se a $-0,591$ a $+0,383\%$. Esse intervalo, obviamente inclui o valor zero e sua ordem de grandeza é satisfatória à finalidade do modelo.

A resposta do modelo para o solo com alta porosidade inicial na camada superficial foi ruim havendo uma inversão das influências da carga e umidade sobre a porosidade final do solo.

Essa condição inicial, contudo, não é comumente encontrada no plantio direto e conseqüentemente não foi representada nos dados de treinamento.

Quando a porosidade inicial na superfície do solo era muito baixa, as estimativas da porosidade final foram consistentes na condição de solo seco ($<35\%$ de umidade) e com carga abaixo de 80 kN.

Para valores intermediários de porosidade inicial e, portanto, mais representativas das condições de campo, a faixa de valores das estimativas foi adequada em grande parte da superfície de resposta, ocorrendo problemas quando o solo estava seco ($<35\%$) e a carga era alta (>80 kN).

TABELA 17: Erro percentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, %) segundo as variáveis de entrada do modelo de porosidade total do solo após uma passada.

		<i>n</i> [*]	APE ^{**}	RMSE
PROFUNDIDADE (m)	0,05	17	2,7 a	1,926
	0,15	15	3,3 a	2,056
	0,25	17	2,4 a	1,563
	0,35	21	3,2 a	2,400
PRESSÃO (kPa)	110	34	3,3 a	2,320
	138	26	2,1 a	1,388
	186	10	3,6 a	1,464
CARGA (kN)	37,2	21	2,8 a	1,844
	70,6	26	2,3 a	1,772
	99,9	23	3,7 a	2,430
POROSIDADE TOTAL (%)	≤ 51	16	3,4 a	2,205
	> 51 e ≤ 52,5	16	1,9 a	1,402
	> 52,5 e ≤ 54	27	2,7 a	1,840
	> 54	11	3,9 a	2,832
UMIDADE (%)	< 34%	19	3,7 a	2,314
	34% a 37%	24	2,9 a	2,174
	> 37%	27	2,4 a	1,653

* *n* representa o número de dados; ** letras iguais na coluna da mesma variável não diferem significativamente ao nível de 5% pelo teste “t”.

Na camada mais profunda, a resposta do modelo foi satisfatória em grande parte das situações, com influência muito reduzida do tráfego na porosidade final. A exceção ocorreu para carga e umidade baixas a intermediárias, onde ocorreu redução excessiva na porosidade final.

O modelo de estimativa, após três passadas, apresentou, também, dois vetores de dados observados/estimados com erros percentuais altos (12 e 23%) em relação ao erro médio (3,1%).

Em ambos os casos, o resultado estimado pelo modelo ficou próximo do valor médio da porosidade final, para a mesma profundidade, após três passadas (ver FIGURA 18). É razoável supor que, nesses casos, os erros detectados foram resultantes da variabilidade espacial da porosidade do solo observada.

Não se verificou diferença estatisticamente significativa no erro médio entre as diferentes classes ou faixas de valores das variáveis de entrada (TABELA 18).

TABELA 18: Erro porcentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, %) segundo as variáveis de entrada do modelo de porosidade total do solo após três passadas.

		n^*	APE ^{**}	RMSE
PROFUNDIDADE (m)	0,05	21	3,6 a	2,245
	0,15	15	2,6 a	1,853
	0,25	20	2,9 a	1,903
	0,35	12	3,3 a	3,000
PRESSÃO (kPa)	110	42	3,5 a	2,505
	138	18	1,8 a	1,300
	186	8	3,7 a	2,335
CARGA (kN)	37,2	26	3,3 a	2,115
	70,6	22	2,2 a	1,373
	99,9	20	3,9 a	2,999
POROSIDADE TOTAL (%)	≤ 51	18	3,3 a	2,216
	> 51 e ≤ 52,5	15	2,0 a	1,315
	> 52,5 e ≤ 54	25	3,4 a	2,618
	> 54	10	3,6 a	2,280
UMIDADE (%)	< 34%	19	2,3 a	1,585
	34% a 37%	27	3,8 a	2,399
	> 37%	22	2,9 a	2,472

* n representa o número de dados; ** letras iguais na coluna da mesma variável não diferem significativamente ao nível de 5% pelo teste “t”.

A análise dos dados observados e estimados não mostrou diferença significativa entre a diferença média dos pares e zero, o que implica que estes conjuntos não podem ser considerados diferentes entre si pelo teste “t”.

O intervalo de confiança dessa diferença foi um pouco maior, em relação ao modelo anterior, ficando entre $-0,720$ e $+0,386\%$.

A resposta do modelo para a camada superficial do solo e após três passadas mostrou-se adequada quando a carga e a umidade apresentaram valores intermediários a altos e em toda a faixa de valores da porosidade inicial.

A mesma região da superfície de resposta (carga e umidade intermediária a alta) refletiu adequadamente o comportamento esperado quando os efeitos do tráfego foram simulados a 0,35 m de profundidade.

5.3.3. Desempenho dos modelos de estimativa da resistência à penetração

O modelo de resistência à penetração do solo após três passadas da máquina apresentou indicadores de desempenho superiores em relação àquele após uma passada (TABELA 19), à semelhança da densidade e porosidade do solo, refletindo a homogeneização do solo resultante do tráfego mais intenso.

Embora o coeficiente de correlação tenha atingido valores mais altos, em relação aos modelos anteriores, tanto para os dados de treinamento como para os de teste, o RMSE e APE das estimativas também foi elevado.

Os erros percentuais médios variaram entre 18,4 e 20%, para o modelo após uma passada, e entre 16,4 e 17% para aquele após três passadas.

TABELA 19: Indicadores de desempenho dos modelos de estimativa da resistência à penetração do solo para os conjuntos de treinamento e teste.

MODELO	Treinamento			Teste		
	RMSE (kPa)	APE (%)	R	RMSE (kPa)	APE (%)	R
Após 1 passada	516,0	20,0	0,64	677,7	18,4	0,70
Após 3 passadas	529,5	16,4	0,82	507,9	17,1	0,72

A diferença entre os modelos de resistência à penetração e os anteriores (densidade e porosidade total) é que, nesse caso, as dispersões dos conjuntos de dados observados e estimados, quantificadas pelo desvio padrão, ficaram próximas entre si resultando em um alto coeficiente de correlação. No entanto, estes desvios padrões foram elevados para ambos os conjuntos de dados, o que gerou erros também elevados, expressos através do RMSE e APE.

Os desvios padrões para os dados de treinamento e teste, nos dois modelos de resistência à penetração variaram entre 425 e 930 kPa.

Cabe lembrar também que as medições de resistência à penetração, por serem quase pontuais, apresentam naturalmente uma alta variabilidade espacial, o que, certamente contribuiu para os elevados erros.

Os erros percentuais médios não foram diferentes entre as classes das variáveis de entrada consideradas na TABELA 20 e referentes ao modelo após uma passada.

Por sua vez, os erros quadráticos médios variaram muito entre as classes, sendo mais altos na camada superficial (0,05 m) e no nível mais baixo de umidade, condições em que tipicamente a resistência à penetração é mais variável (TABELA 20).

Nove vetores de dados tiveram erros percentuais altos, entre 33 a 62%, sendo que todos apresentaram uma ou ambas as características descritas acima, ou seja, pertenciam à camada superficial do solo e apresentavam umidade abaixo de 34%.

A comparação estatística entre o conjunto de pares de dados observados e estimados pelo modelo após uma passada, confirmou as informações anteriores, mostrando que a média das diferenças entre os pares foi significativamente diferente de zero e seu intervalo de confiança foi de 77 a 412 kPa, a 95% de probabilidade.

Desse modo, os valores estimados pelo modelo após uma passada foram significativamente diferentes daqueles observados experimentalmente.

As superfícies de resposta mostraram que, após uma passada e para a superfície do solo com baixa umidade (30%), houve um aumento na resistência final, devido ao tráfego, quando a resistência inicial era menor do que 3000 kPa e sem influência da carga.

Esse comportamento é compatível com o esperado uma vez que com solo seco o efeito da carga é menos intenso e a resistência tende a aumentar até atingir um equilíbrio onde as partículas do solo passam a apresentar atrito interno maior.

À medida que aumentou a umidade do solo (35%), a resistência final cresceu quando a resistência inicial era menor do que 2000 kPa, de forma compatível com o comportamento esperado. Esse limite caiu para cerca de 1500 kPa, com o aumento da umidade do solo para 40%.

A partir desses valores limites da resistência inicial, houve uma redução na resistência final devido ao tráfego, evidenciando dois problemas com o modelo: a falta de dados de treinamento para a condição de alta umidade e alta resistência inicial (de difícil obtenção no campo) e a influência da variável umidade distorcendo os resultados quando o solo estava mais úmido.

TABELA 20: Erro percentual médio (APE,%) e quadrático médio (RMSE,kPa) segundo as variáveis de entrada do modelo de resistência à penetração do solo após uma passada.

		<i>n</i> [*]	APE ^{**}	RMSE
PROFUNDIDADE (m)	0,05	23	20,4 a	912,0
	0,15	11	23,0 a	675,4
	0,25	8	11,8 a	242,7
	0,35	16	15,7 a	355,0
CARGA (kN)	37,2	23	18,2 a	466,4
	70,6	22	19,8 a	810,3
	99,9	13	16,5 a	743,6
RESISTÊNCIA PENETRAÇÃO (kPa)	≤ 1500	15	18,6 a	719,3
	> 1500 e ≤ 2000	24	16,8 a	449,0
	> 2000	19	20,3 a	859,5
UMIDADE (%)	< 34%	13	21,5 a	1044,8
	34% a 37%	28	19,3 a	612,6
	> 37%	17	14,6 a	337,3

* *n* representa o número de dados; ** letras iguais na coluna da mesma variável não diferem significativamente ao nível de 5% pelo teste “t”.

Nos dois casos anteriores, a influência da carga passou a ser evidente a partir de 90 kN, com aumento significativo da resistência final quando a inicial era menor do que 3000 kPa.

As estimativas se mostraram consistentes para a camada mais profunda do solo quando a mesma se encontrava úmida, com pouca alteração na resistência final. Por outro lado, para a condição seca, as respostas foram inadequadas.

Fica evidente que, em algumas situações, as estimativas do modelo foram dependentes da umidade do solo, com resultados tendendo a se distorcer à medida que o solo se tornava-se mais seco.

Os erros percentuais e quadráticos médios do modelo após três passadas, segundo as classes das variáveis de entrada, são mostrados na TABELA 21.

Através do teste “t” não se identificou nenhuma diferença significativa no erro percentual entre os níveis de uma mesma variável, assim como, os erros quadráticos apresentaram pequena variação entre estes níveis.

TABELA 21: Erro porcentual médio (APE, %) e quadrático médio (RMSE, kPa) segundo as variáveis de entrada do modelo de resistência à penetração do solo após três passadas.

		<i>n</i> [*]	APE ^{**}	RMSE
PROFUNDIDADE (m)	0,05	20	17,8 a	626,6
	0,15	16	15,7 a	520,5
	0,25	14	16,0 a	402,9
	0,35	11	19,2 a	340,3
CARGA (kN)	37,2	25	15,2 a	429,8
	70,6	19	19,2 a	487,7
	99,9	17	18,7 a	623,0
RESISTÊNCIA PENETRAÇÃO (kPa)	≤ 1500	12	20,4 a	635,2
	> 1500 e ≤ 2000	30	16,5 a	442,3
	> 2000	19	16,0 a	514,3
UMIDADE (%)	< 34%	16	15,9 a	532,4
	34% a 37%	25	18,3 a	601,6
	> 37%	20	16,6 a	327,9

* *n* representa o número de dados; ** letras iguais na coluna da mesma variável não diferem significativamente ao nível de 5% teste “t”.

Os erros percentuais mais altos variaram entre 38 e 61% e ocorreram em nove vetores do conjunto de teste, no modelo após três passadas, distribuídos de forma proporcional entre as diferentes profundidades, cargas e níveis de umidade do solo.

As diferenças entre dados observados e estimados, no modelo após três passadas, também apresentou distribuição normal o que permitiu a comparação, pelo teste “t”, entre os dois conjuntos considerando os dados organizados em pares.

O teste não detectou diferença significativa entre a diferença média dos pares e o valor zero, com intervalo de confiança dessa diferença entre -119,3 e 60,5 kPa.

Esse intervalo de confiança é pequeno em relação ao modelo anterior e confirma a melhor qualidade dos resultados estimados pelo modelo após três passadas, além de ser adequado para a finalidade do modelo.

A análise das superfícies de resposta mostrou que, para a superfície do solo seco, após três passadas, houve um aumento da resistência final, quando a carga era menor que 70 kN e a resistência inicial menor que 2500 kPa.

Acima de 70 kN, a resistência aumentou consistentemente com a resistência inicial, ou seja, mais intensamente quanto menor o valor inicial e vice-versa.

O mesmo ocorreu para a umidade intermediária, contudo, o valor limite da carga aumentou para 80 kN. Com solo úmido, a resposta do modelo não foi adequada.

Na análise da camada mais profunda, as estimativas do modelo para a condição de solo seco e carga média a alta resultaram em um aumento muito intenso na resistência final, de modo inconsistente em relação ao comportamento esperado. Nas demais situações analisadas a 0,35 m de profundidade, os resultados foram satisfatórios.

5.4. Modelo para classificação da compactação do solo

O modelo foi construído com base no conhecimento especialista e na análise dos dados experimentais e testado utilizando os mesmos resultados de densidade aparente e resistência à penetração, correspondentes aos locais onde as classes de compactação do solo foram identificadas pelo método do perfil cultural.

As variáveis de entrada consideradas foram: densidade aparente; resistência à penetração e profundidade do solo, conforme discutido no capítulo 4.

As funções de pertinência selecionadas para as variáveis de entrada e seus respectivos valores lingüísticos são mostrados na FIGURA 53.

O universo de discurso foi particionado em quatro intervalos tendo sido adotados os seguintes valores lingüísticos:

Profundidade do solo: superficial (S), subsuperficial (SS), intermediária (I) e profunda (P);

Densidade do solo: muito baixa (MB), baixa (B), média (M) e alta (A);

Resistência à penetração: muito baixa (MB), baixa (B), média (M) e alta (A).

A variável de saída foi a classe de compactação, cujas funções de pertinência, do tipo singleton, são mostradas na FIGURA 54, tendo sido adotada a seguinte classificação:

- Classe 1: “em processo de compactação” correspondendo às estruturas $F\Delta\mu$ e $F\mu\Delta$;
- Classe 2: “compactado” correspondendo às estruturas $C\Delta$ e $F\Delta$;
- Classe 3: “não compactado” correspondendo à estrutura $C\mu$

As regras foram definidas pela combinação dos conjuntos nebulosos das variáveis de entrada e, para cada combinação, foi escolhida uma classe de compactação correspondente, através do conhecimento especialista e da análise dos dados experimentais.

O modelo utilizou 25 regras, mostradas parcialmente nas TABELAS 22 e 23, para as duas primeiras profundidades, denominadas superficial (S) e subsuperficial (SS).

FIGURA 53: Funções de pertinência das variáveis de entrada profundidade do solo (a); densidade do solo (b) e resistência à penetração (c).

FIGURA 54: Funções de pertinência da variável de saída classe de compactação.

Apenas uma regra foi necessária para identificar a classe de compactação em cada uma das duas outras profundidades (intermediária (I) e profunda (P)), uma vez que todos os perfis culturais identificaram a mesma classe, ou seja, classe 1 para a profundidade I e classe 3 para a profundidade P.

Com a partição adotada, um valor qualquer da variável de entrada pode pertencer a no máximo dois conjuntos nebulosos, o que significa que, no máximo, oito regras podem ser ativadas simultaneamente.

Por exemplo, um solo com densidade $1,28 \text{ Mg m}^{-3}$, resistência à penetração 2600 kPa a 0,20 m de profundidade, é classificado como “em processo de compactação” (classe 1), com as seguintes regras sendo ativadas:

1. Se a *profundidade* é subsuperficial e a *densidade* é média e a *resistência à penetração* é média então a *classe* é 1;
2. Se a *profundidade* é subsuperficial e a *densidade* é média e a *resistência à penetração* é alta então a *classe* é 2;
3. Se a *profundidade* é subsuperficial e a *densidade* é alta e a *resistência à penetração* é média então a *classe* é 1;
4. Se a *profundidade* é intermediária então a *classe* é 1;
5. Se a *profundidade* é subsuperficial e a *densidade* é alta e a *resistência à penetração* é alta então a *classe* é 2.

TABELA 22: Regras para as classes de compactação* do solo na profundidade superficial (S).

	Resistência à penetração (kPa)			
Densidade (Mg m⁻³)	<i>Muito Baixa (MB)</i>	<i>Baixa (B)</i>	<i>Média (M)</i>	<i>Alta (A)</i>
<i>Muito Baixa (MB)</i>	1	1	1	1
<i>Baixa (B)</i>	1	1	1	2
<i>Média (M)</i>	1	1	2	2
<i>Alta (A)</i>	--	2	2	2

*Classe 1 = em processo de compactação; Classe 2 = compactado.

TABELA 23: Regras para as classes de compactação* do solo na profundidade subsuperficial (SS).

	Resistência à penetração (kPa)			
Densidade (Mg m⁻³)	<i>Muito Baixa (MB)</i>	<i>Baixa (B)</i>	<i>Média (M)</i>	<i>Alta (A)</i>
<i>Muito Baixa (MB)</i>	1	1	1	1
<i>Baixa (B)</i>	1	1	1	2
<i>Média (M)</i>	1	1	1	2
<i>Alta (A)</i>	1	1	1	2

*Classe 1 = em processo de compactação; Classe 2 = compactado.

No processo de inferência, empregaram-se os operadores: “produto”, para o conectivo “e” dos antecedentes das regras; “produto” para a implicação e “máximo” para a agregação.

O desempenho do modelo foi melhor quando se empregou o operador de conexão “produto” em relação ao “mínimo”. Com este último, o modelo apresentou um grande número de casos classificados como “compactado” e que foram identificados pelo perfil cultural como “em processo de compactação”.

De fato, o operador “produto” possibilitou uma maior interação entre as variáveis do antecedente, o que parece ser uma característica desejável para essa aplicação.

Na implicação, o valor verdade do antecedente de cada regra é aplicado ao conseqüente de sua respectiva regra, através do operador “produto”. Assim, a implicação mede o valor verdade da relação entre as propriedades físicas do solo do antecedente e as classes de compactação.

Na agregação, as pertinências das classes de compactação ativadas na implicação foram combinadas empregando-se o operador “máximo”, de modo que apenas os valores mais altos de pertinência em cada classe de compactação foram considerados.

O operador de “defuzificação” escolhido foi a “média dos máximos” (MOM), o qual calcula a média dos valores do conseqüente que atingiram a pertinência máxima.

Foram avaliados, também, os operadores “maior dos máximos” (LOM), “menor dos máximos” (SOM) e “centróide”, sem, contudo, melhorar o desempenho do modelo.

O arquivo de dados para teste do modelo nebuloso possuía 421 vetores, sendo 107 relativos à profundidade superficial, 104 à subsuperficial e 105 à cada uma das outras duas profundidades, intermediária e profunda.

A comparação entre os resultados estimados pelo modelo e os observados experimentalmente é mostrada nas TABELAS 24, 25 e 26.

Os resultados da TABELA 24 referem-se ao desempenho global do modelo, ou seja, considerando as quatro profundidades em conjunto.

O modelo determinou corretamente 91,8% dos casos na classe 1; 76,2% na classe 2 e 100% na classe 3, com um índice de acerto geral de 90,7%.

Dentre os dados classificados, 8,6% da classe 1 e 22,9% na classe 2 estavam incorretos.

O modelo foi razoavelmente sensível para separar as classes 1 e 2, embora ainda haja uma faixa de sobreposição entre elas. A classe 3 ocorreu apenas na profundidade “profunda” por isso não foi registrado nenhum erro de classificação.

Embora o desempenho global tenha sido adequado, a análise dos resultados por profundidade (TABELAS 25 e 26) permitiu identificar outros aspectos importantes.

Na profundidade superficial (0 a 0,10 m, TABELA 25), o modelo classificou corretamente 78,7% dos dados da classe 1 e 88,3% da classe 2, com um desempenho geral de 84,1% de acertos.

Em torno de 16% dos dados foram classificados incorretamente, invertendo-se as classes 1 e 2, de modo proporcional entre elas.

TABELA 24: Resultados globais da classificação da compactação do solo pelo modelo nebuloso.

	Classes estimadas			Total de observações	% acertos na classe	
	1	2	3			
Classes observadas	1	213	19	0	232	91,8
	2	20	64	0	84	76,2
	3	0	0	105	105	100,0
Total de estimativas		233	83	105	421	90,7
% de erros da classificação		8,6	22,9	0	9,3	--

TABELA 25: Resultados da classificação da compactação do solo pelo modelo nebuloso para a profundidade superficial.

	Classes estimadas			Total de observações	% acertos na classe
	1	2	3		
1	37	10	0	47	78,7
Classes observadas 2	7	53	0	60	88,3
3	0	0	0	0	--
Total de estimativas	44	63	0	107	84,1
% de erros da classificação	15,9	15,9	--	15,9	--

TABELA 26: Resultados da classificação da compactação do solo pelo modelo nebuloso para a profundidade subsuperficial.

	Classes estimadas			Total de observações	% acertos na classe
	1	2	3		
1	71	9	0	80	88,8
Classes observadas 2	13	11	0	24	45,8
3	0	0	0	0	--
Total de estimativas	84	20	0	104	78,8
% de erros na classificação	15,5	45	0	21,2	

Nessa profundidade, os efeitos do tráfego no solo foram mais intensos e a classe 2 foi mais freqüente, o que foi representado pelo modelo através do maior

número de regras com essa classe no conseqüente (TABELA 22), em relação à profundidade subsuperficial.

Na camada superficial, a classe 2 se caracterizou por uma estrutura contínua “CΔ”, sem a presença de fissuras, onde o desenvolvimento radicular é prejudicado mesmo quando o nível de compactação não é tão alto.

Por isso, os valores de densidade e resistência à penetração, nessa camada e classe, foram um pouco menores em relação à profundidade subsuperficial, embora caracterizem condições típicas de solo compactado.

Desse modo, o modelo nebuloso conseguiu caracterizar razoavelmente as classes de compactação na superfície do solo utilizando duas propriedades físicas de fácil medição no campo.

Além disso, o modelo forneceu uma representação clara do processo de compactação, através da análise das regras e funções de pertinência.

Por exemplo, pode-se dizer que, em geral, quando a densidade é alta (acima de $1,30 \text{ Mg m}^{-3}$) a classe designada é 2 e o nível de compactação do solo é bastante elevado.

Na profundidade subsuperficial (0,10 a 0,20 m, TABELA 26), o modelo mostrou uma boa capacidade de identificação da classe 1, com 88,8% de acertos, porém, a classe 2 foi corretamente classificada em apenas 45,8% dos casos.

As propriedades físicas do solo, nessa camada, apresentaram maior variabilidade, com predominância da classe 1, a qual constitui, de fato, uma categoria de transição.

A classe 2, nessa profundidade, também apresentou características de transição e diferenciadas em relação à mesma classe na camada superficial, sendo constituída por agregados com alguma rugosidade visível.

Tal variabilidade dificultou a construção do modelo e conseqüentemente as simulações de classificação apresentaram erros mais altos, principalmente pela designação, como classe 2, de amostras pertencentes à classe 1, segundo o método do perfil cultural.

Os casos classificados incorretamente na classe 2 tinham, como característica comum, resistência à penetração próxima ou superior a 3000 kPa, umidade do solo entre 30 e 35% e densidade bastante variável, entre $1,20$ a $1,33 \text{ Mg m}^{-3}$.

Houve, nesse caso, duas fontes de erros a prejudicar o desempenho do modelo.

Primeiramente, com densidade baixa e níveis baixos de umidade (30 %), a resistência à penetração observada tende a crescer devido à dependência entre estas duas variáveis, sendo designado pelo modelo como classe 2 embora o nível de compactação, identificado pelo perfil cultural, seja classe 1. Nesse caso, a influência da umidade sobre a resistência final e na definição da classe de compactação é evidente.

Outra fonte de erro foi a própria ambigüidade de classificação do método do perfil cultural. Seu caráter qualitativo constitui um aspecto positivo pois permite integrar diversos fatores envolvidos na classificação do nível de compactação, mas também, apresenta limitações principalmente quando são analisadas condições de transição em que o solo tem características comuns a mais de uma classe.

Mesmo tendo em conta estes aspectos, fica claro que o modelo nebuloso não conseguiu representar completamente as incertezas envolvidas e relativas à classe 2 na profundidade subsuperficial.

Os casos onde o modelo classificou como classe 1 uma observação na classe 2, ocorreram de forma esporádica dentre outras classificações corretas no mesmo perfil, o que indica que fatores localizados, tais como, efeitos da macrofauna, presença de fissuras no solo ou de raízes, possam ter levado a uma classificação menos rigorosa pelo modelo.

5.5. Considerações finais

As propriedades físicas consideradas na avaliação dos efeitos do tráfego no solo apresentaram valores médios representativos de áreas manejadas com plantio direto há vários anos. As respostas das propriedades físicas do solo ao tráfego apresentaram, em geral, tendências similares, segundo as profundidades.

O procedimento experimental proposto possibilitou a aquisição de um conjunto de dados do processo de compactação do solo pelo tráfego, para uma faixa limitada de condições das variáveis de interesse, mas suficiente para utilização no desenvolvimento de modelos para estimativa e classificação da compactação do solo.

Os modelos neuro-nebulosos identificados para estimativa da densidade aparente, porosidade total e resistência à penetração do solo caracterizam-se pela simplicidade, com duas a três regras cada e quatro a cinco variáveis de entrada.

Entretanto, a análise do desempenho destes modelos mostrou diferenças entre eles, as quais foram discutidas neste capítulo.

Um aspecto importante foi a incerteza gerada pela heterogeneidade espacial do solo, uma vez que os métodos destrutivos de medição empregados exigiram que os efeitos dos tráfegos no solo fossem avaliados em amostras diferentes.

O modelo nebuloso de classificação da compactação do solo possibilitou a integração da metodologia do perfil cultural, de caráter qualitativo, às avaliações quantitativas das propriedades físicas do solo relacionadas à compactação, permitindo a minimização das incertezas referentes à classificação do nível de compactação do solo com base em informações fácil e rapidamente obtidas no campo.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

6.1. Introdução

O objetivo do trabalho foi propor, executar e avaliar uma metodologia para modelagem do processo de compactação do solo, pelo tráfego de máquinas, que tivesse como características principais a simplicidade das técnicas utilizadas e a capacidade de tratar as incertezas relacionadas ao problema.

A proposta foi direcionada para análise da compactação em sistemas conservacionistas de manejo do solo, uma vez que estes vêm se expandindo rapidamente no país e podem aumentar o risco da degradação do solo pela compactação excessiva.

A disponibilidade de modelos com essas características visa auxiliar o processo de tomada de decisão relacionada à trafegabilidade do solo para as operações agrícolas em sistemas conservacionistas.

Nesse sentido, a metodologia abrangeu dois aspectos importantes relacionados à compactação, quais sejam, a estimativa dos efeitos do tráfego nas propriedades físicas do solo e a classificação do nível de compactação resultante do tráfego.

Na fase experimental da metodologia foram empregadas técnicas simplificadas para medição das propriedades físicas do solo, antes e após o tráfego, de modo a possibilitar sua reprodução em outras condições, com o mínimo de treinamento e equipamentos.

A fase de modelagem nebulosa baseou-se na teoria dos conjuntos nebulosos e na lógica nebulosa para a incorporação das ambigüidades e incertezas envolvidas no processo de compactação, tanto para estimativa como para classificação.

O modelo nebuloso de estimativa foi desenvolvido com base em dados de entrada e saída, representativos da compactação do solo pelo tráfego, procurando-se valer da estrutura flexível e adaptativa de funções matemáticas dos sistemas neuro-nebulosos para aproximar as medições experimentais, com o objetivo de descrever o complexo processo de modificação das propriedades físicas do solo pelo tráfego.

O modelo de classificação da compactação do solo foi construído utilizando o conhecimento especialista para relacionar as classes de compactação a algumas propriedades físicas do solo facilmente determinadas a campo. Desse modo, o conhecimento qualitativo do especialista foi usado para descrever o processo por meio da linguagem natural e através de regras.

Em ambos os modelos, conjuntos nebulosos foram empregados para representar as incertezas ou imprecisões relativas às propriedades físicas do solo que constituíram as variáveis de entrada.

Os modelos de estimativa identificados, seis ao todo, visaram determinar a densidade aparente, porosidade total e a resistência à penetração do solo. Para cada uma destas propriedades físicas do solo foram construídos dois modelos para estimativa após uma e três passadas da máquina, respectivamente.

A modelagem neuro-nebulosa foi o método escolhido para os modelos de estimativa em virtude da possibilidade de aliar a capacidade de aprendizagem, da rede neural, com a transparência da modelagem nebulosa bem como pela dificuldade de construção de um modelo baseada apenas no conhecimento especialista.

O algoritmo empregado para identificação dos modelos de estimativa foi o ANFIS, com modelos nebulosos do tipo paramétrico (Takagi-Sugeno).

O modelo de classificação utilizou informações qualitativas sobre as classes de compactação do solo geradas pelo método do perfil cultural.

No desenvolvimento dos modelos empregou-se o pacote de lógica nebulosa do MATLAB[®] e, no teste dos mesmos, foram utilizados dados experimentais independentes.

6.2. Síntese dos resultados experimentais

De forma geral, os resultados médios das propriedades físicas do solo apresentaram valores representativos de áreas manejadas com sistema conservacionista, refletindo o processo de compactação pelo tráfego e as influências dos fatores profundidade, umidade, estado físico inicial do solo, carga no eixo da máquina e pressão de inflação dos pneus.

A densidade média do solo foi acentuadamente influenciada pelo tráfego apenas na profundidade superficial (0,025 a 0,075 m), aumentando seu valor após a primeira e terceira passadas, devido à menor densidade inicial, maior volume de macroporos e pequenos agregados de solo nessa camada.

A redução na porosidade total média do solo foi mais evidente também na camada superficial, porém apenas após a terceira passada da máquina, em virtude da menor sensibilidade dessa propriedade física do solo aos efeitos do tráfego.

O procedimento adotado para estabelecer níveis diferenciados de umidade no solo, denominado método da “aspersão em linha”, mostrou-se adequado aos propósitos do trabalho, embora problemas de operação e controle do sistema de irrigação tenham limitado a faixa de umidade no experimento 1.

Nos demais experimentos, houve, de fato, uma diferença média de 4% nos teores de umidade do solo, entre os dois tratamentos, ao longo do perfil analisado.

A adoção desse procedimento experimental com diferentes configurações possibilitará uma gama mais ampla de variação da umidade do solo, inclusive com repetições das parcelas, para a realização de estudos similares no futuro.

A resistência à penetração média do solo também cresceu acentuadamente com o tráfego na camada superficial e, com menor intensidade, na profundidade subsuperficial (0,125 a 0,175 m), comprovando a sensibilidade desse indicador conforme apontado por outros autores.

Através das análises do perfil cultural pôde-se perceber a heterogeneidade das estruturas na superfície do solo e os efeitos localizados do tráfego na região do rasto dos pneus.

Ficou claro que a geometria das áreas cuja influência do tráfego foi mais evidente, principalmente quanto à sua profundidade e largura, foi variável e dependente das condições iniciais do solo e das características das máquinas.

Mas, em geral, o método do perfil cultural permitiu observar mudanças qualitativas nas estruturas do solo, resultantes do tráfego, até cerca de 0,20 m de profundidade, coincidindo com as informações quantitativas descritas anteriormente e que caracterizam o processo de compactação.

Essa semelhança nos resultados entre os métodos quantitativo e qualitativo foi importante uma vez que confirmou uma das hipóteses assumidas inicialmente

para o modelo de classificação, ou seja, de que os resultados quantitativos das propriedades físicas do solo refletiriam as estruturas descritas qualitativamente pelo método do perfil cultural e que, portanto, tais estruturas poderiam ser modeladas a partir dos dados experimentais.

6.3. Síntese dos resultados dos modelos de estimativa da compactação do solo

Os modelos de estimativa mostraram boa capacidade de generalização, a qual foi avaliada através da análise da evolução dos erros, durante as iterações, e de seus valores finais para os dados de treinamento e de teste.

Em nenhum caso ocorreu mudança abrupta no comportamento dos erros, ao longo das iterações, que indique tendência ao sobre-ajuste dos modelos e, além disso, os erros resultantes ficaram próximos entre si para os conjuntos de treinamento e teste.

A simplicidade foi outra característica comum aos modelos identificados através da combinação dos algoritmos de aglomerados subtrativos e ANFIS. Os modelos apresentaram de duas a três regras e quatro a cinco variáveis de entrada e o tempo de processamento para as iterações foi baixo, entre alguns segundos para o modelo de densidade e cerca de 3 minutos para o de porosidade.

O procedimento adotado para seleção das variáveis de entrada dos modelos de estimativa se mostrou adequado tanto do ponto de vista da rapidez do processo de seleção como para detectar diferenças nos erros para diferentes combinações das variáveis.

Os modelos de estimativa após três passadas da máquina apresentaram sempre melhores indicadores de desempenho, em relação àqueles após uma passada para uma mesma propriedade física, provavelmente em virtude da menor variabilidade das condições do solo em consequência do tráfego mais intenso.

A metodologia empregada foi capaz de identificar a existência de relações reais entre as variáveis de entrada e de saída dos modelos de estimativa uma vez que os coeficientes de correlação entre os dados observados experimentalmente e estimados pelos modelos foram estatisticamente significativos para todas as propriedades físicas analisadas.

As dispersões dos dados observados de densidade e porosidade total foram maiores do que aquelas relativas às estimativas o que resultou em coeficientes de correlação relativamente baixos entre os dois conjuntos de dados. Tal diferença se deve à influência da heterogeneidade espacial do solo, a qual proporcionou maior variabilidade nos dados observados. Apesar dessa diferença, os erros entre as estimativas e as observações experimentais foram baixos para os modelos de densidade aparente e porosidade total.

Os principais resultados específicos a respeito dos modelos de estimativa da densidade aparente do solo foram:

- com os dados de teste, o erro porcentual médio (APE) ficou em torno de 5 e 4% e o RMSE atingiu 0,081 e 0,062 Mg m^{-3} , para os modelos após uma e três passadas, respectivamente, o que pode ser considerado adequado para os propósitos dos modelos;
- houve uma tendência de superestimativas quando a densidade inicial era baixa, ou seja, menor do que 1,15 Mg m^{-3} , e de subestimativas para valores iniciais maiores que 1,30 Mg m^{-3} , em ambos os modelos. Os erros porcentuais médios nessas faixas de densidade inicial foram significativamente diferentes das demais, assim como, estes erros foram maiores para as duas faixas mais altas de carga no modelo após uma passada. Entretanto, essas tendências foram, aparentemente, menos intensas bem como não foram identificadas diferenças significativas entre os erros porcentuais médios, para as mesmas faixas de densidade inicial, no modelo após três passadas;
- a diferença média entre os pares de dados observados e estimados não foi significativamente diferente de zero, ao nível de 5%, e o intervalo dessa diferença foi de -0,023 a 0,014 Mg m^{-3} e de -0,023 a 0,009 Mg m^{-3} para os modelos após uma e três passadas, respectivamente. Esses resultados realçam o bom desempenho dos modelos e a confiabilidade nas estimativas. O intervalo de confiança mais estreito confirma o melhor desempenho do modelo após três passadas;
- a resposta do modelo após uma passada foi qualitativamente adequada, na superfície do solo, para densidades iniciais de 1,15 e 1,22 Mg m^{-3} , em todas

as faixas de umidade e carga analisadas. Após três passadas, a resposta do modelo foi adequada para a superfície do solo em todos os casos analisados;

- a resposta do modelo mostrou-se inadequada principalmente naquelas combinações das variáveis de entrada para as quais inexistiam ou haviam poucos dados de treinamento. Esse foi o caso, por exemplo quando a densidade inicial na superfície do solo (0,05 m) era de $1,30 \text{ Mg m}^{-3}$ no modelo após uma passada; quando a umidade do solo na camada mais profunda (0,35m) era baixa no modelo após três passadas e, ainda, quando a pressão dos pneus era baixa e a carga era alta e vice-versa no modelo após uma passada.

Os principais resultados relativos aos modelos de estimativa da porosidade total foram:

- o erro percentual médio (APE) ficou em torno de 3% e o RMSE atingiu 2% e 2,2%, para os modelos após uma e três passadas, respectivamente, representando um desempenho bastante favorável;
- o desempenho de ambos os modelos foi similar em todo o universo do discurso das variáveis de entrada;
- a média das diferenças entre os pares de dados observados e estimados não foi significativamente diferente de zero para os dois conjuntos de dados. O intervalo de confiança da diferença média foi de $-0,59$ a $0,38\%$ e de $-0,72$ a $0,39\%$ para os modelos após uma e três passadas, respectivamente, indicando uma boa confiabilidade das estimativas;
- a porosidade total do solo mostrou-se pouco sensível à influência do tráfego de máquinas;
- o modelo após uma passada respondeu adequadamente, do ponto de vista qualitativo, para as condições superficiais do solo somente quando a porosidade inicial era intermediária, o solo estava seco e a carga era menor que 80kN. Na camada mais profunda, o efeito do tráfego na redução da porosidade foi consistente quando a carga ou a umidade eram altas;

- no modelo após três passadas, a superfície de resposta apresentou um comportamento adequado para a superfície e a camada mais profunda do solo quando a carga e a umidade eram de intermediária a alta.

No caso da resistência à penetração, por ser uma medição quase pontual, a influência da heterogeneidade do solo foi mais intensa e os dados apresentaram grande dispersão, embora a correlação entre as observações e estimativas tenha sido mais alta.

Finalmente, os principais resultados referentes aos modelos de estimativa da resistência à penetração do solo foram:

- os erros porcentual (APE) e quadrático (RMSE) médios atingiram valores altos, nos dois modelos, em consequência da alta variabilidade natural da resistência à penetração do solo. O RMSE foi de 678 e 508 kPa e o APE de 18,4 e 17,1% para os modelos após uma e três passadas, respectivamente;
- a correlação entre valores observados e estimados pelos modelos de resistência à penetração foi mais alta em relação aos modelos anteriores, indicando que, apesar das dispersões dos dois conjuntos de dados terem sido altas (desvios padrões elevados), elas ficaram próximas entre si;
- no modelo após uma passada, não houve diferença estatisticamente significativa nos erros percentuais médios (APE) entre as classes das variáveis de entrada. Contudo, os erros quadráticos médios (RMSE) foram diferentes entre as classes, sendo mais altos na camada superficial e com o solo seco (umidade menor do que 34%), condições em que tipicamente a resistência à penetração se caracteriza pela maior variabilidade. Para o modelo após três passadas, as diferenças nos indicadores de erro foram muito pequenas entre as mesmas classes das variáveis de entrada;
- no modelo após uma passada, a diferença média entre os pares de valores observados e estimados foi significativamente diferente de zero com intervalo de confiança de 77 a 412 kPa. Para o modelo após três passadas, a diferença média não foi diferente de zero e o intervalo foi de -119 a 60 kPa. Fica evidente o melhor desempenho deste último modelo e a maior confiabilidade de suas estimativas;

- as respostas do modelo após uma passada foram qualitativamente consistentes para a superfície do solo, em condições de umidade baixa (30%), quando a resistência inicial era menor do que 3000 kPa. À medida que aumentou a umidade, os resultados se mantiveram consistentes apenas quando a resistência inicial era baixa (até 2000 kPa) ou quando a carga era alta. Na camada mais profunda com solo úmido, as respostas do modelo também foram satisfatórias;
- no modelo após três passadas, a resposta na superfície do solo seco foi adequada quando a carga era menor que 70 kN e a resistência inicial menor que 2500 kPa. Acima de 70 kN, o comportamento foi, em geral, compatível com o esperado em toda a faixa de valores de resistência inicial. O mesmo comportamento ocorreu para umidade intermediária. Porém, quando o solo tornou-se úmido, a resposta do modelo para a superfície foi completamente inadequada. Em profundidade, a resposta do modelo foi qualitativamente adequada com exceção de quando o solo estava seco e a carga era média a alta;
- a dependência entre resistência à penetração e umidade do solo tendeu a distorcer as estimativas para condições extremas de umidade, principalmente para solo úmido. Cabe destacar a necessidade de maior quantidade de dados de treinamento, abrangendo diversas combinações de umidade do solo e resistência à penetração inicial para melhorar o desempenho do modelo.

6.4. Síntese dos resultados do modelo de classificação da compactação do solo

Os principais resultados a se destacar foram:

- a combinação de operadores lógicos que apresentou melhores resultados no modelo nebuloso foi: produto para o conectivo “e”; produto para a implicação; máximo para a agregação e média dos máximos para a defuzificação;
- o desempenho geral do modelo, compreendendo todas as profundidades analisadas, foi: 92% de acertos na classe “em processo de compactação” (classe 1); 76% de acertos na classe “compactado” (classe 2) e 100% na

classe “não compactado” (classe 3), totalizando um índice de acerto geral de 91%;

- para a profundidade superficial (0 a 0,10 m) do solo, 79% das classificações estavam corretas para a classe 1 e 88% para a classe 2, com acerto médio de 84%;
- na camada subsuperficial (0,10 a 0,20 m), ocorreram 89% de acertos na classe 1 e 46% na classe 2. Aproximadamente metade das estimativas, do modelo, referentes à classe 2 eram, segundo o perfil cultural, pertencentes à classe 1;
- uma mesma classe de compactação apresentou características distintas nas camadas superficial e subsuperficial, entretanto essas diferenças foram razoavelmente identificadas pelo modelo, com exceção da classe 2, na camada subsuperficial, onde o nível de erro foi mais alto.

6.5. Conclusões gerais

A metodologia proposta mostrou-se viável para a identificação de modelos nebulosos de estimativa e de classificação da compactação do solo baseada em dados e no conhecimento especialista.

O procedimento experimental adotado, de acordo com o método proposto, foi eficiente para simulação de diferentes combinações das variáveis determinantes do processo de compactação do solo pelo tráfego bem como para geração de quantidade suficiente de dados de treinamento e teste dos modelos.

A identificação de modelos nebulosos para estimativa da compactação do solo utilizando o algoritmo de aglomerados subtrativos associado ao ANFIS foi rápida, gerando modelos simples e com boa capacidade de generalização.

Os modelos resultantes de estimativa da densidade aparente e da porosidade total apresentaram desempenhos adequados aos propósitos do trabalho uma vez que as diferenças entre os valores estimados e observados foram baixas; houve correlação significativa entre estes dois conjuntos de dados e a diferença média entre os pares de dados observados e estimados não foi significativamente diferente de zero.

Em algumas combinações das variáveis de entrada dos modelos de estimativa da compactação do solo que são caracterizadas, principalmente, pela baixa frequência de ocorrência em condições de campo, mas, que são simuladas pelos modelos de estimativa, o desempenho dos modelos foi prejudicado em virtude da falta de dados de treinamento. Esse foi o caso, por exemplo, para a superfície do solo com densidade alta e para a camada mais profunda com baixa umidade, onde inexistiam ou haviam poucos dados de treinamento.

Há, portanto, necessidade de se obter maior quantidade de dados experimentais representativos de uma faixa mais ampla de combinações dessas variáveis de modo a ampliar a aplicabilidade dos modelos.

As estimativas dos modelos de resistência à penetração do solo apresentaram erros elevados e a diferença média entre os pares de dados, para os conjuntos de observações e estimativas, foi significativamente diferente de zero para o modelo após uma passada. A principal razão para esse fato foi a alta variabilidade dos dados de resistência à penetração do solo.

Os indicadores de desempenho dos modelos de estimativa após três passadas foram superiores àqueles após uma passada em virtude da maior homogeneidade do solo.

Com relação ao modelo de classificação da compactação, houve consistência entre as determinações quantitativas das propriedades físicas do solo e as estruturas descritas qualitativamente pelo método do perfil cultural, o que possibilitou a combinação de ambos os enfoques.

Portanto, a combinação do perfil cultural com as avaliações das propriedades físicas do solo, através da modelagem nebulosa, constitui uma alternativa para associação das duas metodologias e, conseqüentemente, para a identificação de níveis de compactação do solo prejudiciais às plantas.

O modelo de classificação da compactação apresentou desempenho muito bom para a superfície do solo bem como na identificação da classe 1 (“em processo de compactação”) na subsuperfície. Entretanto, o índice de acertos na identificação da classe 2 (“compactado”), na subsuperfície do solo, foi menor, o que aponta a necessidade de ajustes no modelo para esse caso.

O procedimento adotado para construção do modelo de classificação foi simples e com bons resultados, cabendo, no entanto, alguns ajustes para melhoria do desempenho de classificação na subsuperfície do solo (0,10 a 0,20 m).

De modo geral, pode-se afirmar que a aplicação da modelagem neuro-nebulosa e nebulosa mostrou-se adequada para tratar as incertezas relacionadas aos conceitos e à heterogeneidade espacial do solo, tanto para estimativa como para classificação da compactação do solo.

6.6. Contribuições

O trabalho apresentou várias contribuições de ordem metodológica e analítica.

Inicialmente, o desenvolvimento de uma metodologia para aquisição de dados experimentais e posterior identificação de modelos nebulosos referentes à compactação do solo pelo tráfego de máquinas, constituiu um procedimento inédito nesse domínio do conhecimento.

Os resultados obtidos mostraram a viabilidade da aplicação da metodologia proposta e sugerem um alto potencial para modelagem de outros processos físicos no solo adotando-se procedimentos similares.

Os modelos nebulosos para estimativa da densidade aparente e da porosidade total do solo, após o tráfego de máquinas, representam outra contribuição por constituírem alternativas para modelagem das complexas e ambíguas relações entre o tráfego de máquinas e as respostas do solo.

De forma similar, o modelo nebuloso de classificação da compactação do solo representa outra contribuição do trabalho pois, ao combinar os enfoques quantitativos e qualitativos da avaliação, constitui uma alternativa para modelar a resposta das plantas à compactação do solo pelo tráfego.

A disponibilidade dos modelos de estimativa e de classificação da compactação constitui o primeiro passo para o desenvolvimento de ferramentas simples para auxílio à tomada de decisão em sistemas conservacionistas de manejo do solo.

Em consequência, a utilização desses modelos, nas faixas de aplicação recomendadas, representa uma contribuição para o uso sustentável do solo.

Os modelos gerados através da metodologia proposta podem ser adaptados a outras condições de solos e máquinas com relativa facilidade, o que deve contribuir para a adoção do procedimento em outros locais.

6.7 Perspectivas

O trabalho nesse tema pode ser considerado como uma etapa inicial para o desenvolvimento de várias outras pesquisas no âmbito da modelagem nebulosa aplicada à compactação e à trafegabilidade do solo.

O emprego de sensores no solo para medição dos efeitos do tráfego no mesmo local, visando reduzir a influência da variabilidade espacial e automatizar a aquisição de dados, representa um aperfeiçoamento no método proposto. Sua implementação é viável uma vez que já existem sensores baratos para estes estudos.

Pretende-se coletar uma maior quantidade de dados para diferentes condições de solo e máquinas visando realizar novos treinamentos e obter modelos de estimativa para faixas mais amplas de aplicação. Do mesmo modo, deseja-se aplicar o procedimento e gerar modelos de estimativa e de classificação para outros tipos de solos e tipos de pneus das máquinas agrícolas.

Os resultados dos modelos de estimativa e de classificação deverão ser analisados por um grupo de especialistas na área de manejo de solos de modo a validá-los de forma mais ampla bem como para obter subsídios visando a incorporação do conhecimento especialista nos modelos.

As possibilidades de combinação dos modelos de estimativa e de classificação devem ser avaliadas.

Além disso, a integração destes modelos a sistemas de informações geográficas, dentro do enfoque da agricultura de precisão, constitui outra linha de pesquisa a ser explorada. Nesse caso, poderiam ser gerados mapas com base nos modelos e na probabilidade de ocorrência de chuvas, para auxiliar no planejamento referente, por exemplo, ao tamanho da frota de uma empresa ou à janela de tempo

disponível para execução das operações agrícolas, assegurando-se que não ocorrerá compactação excessiva do solo na área cultivada.

Os modelos de estimativa e classificação deverão ser associados a uma estrutura de serviços oferecidos pela Internet (Web-services) na área da agricultura de precisão, a qual está em desenvolvimento no Laboratório de Automação Agrícola (LAA) da EPUSP/PCS.

Os modelos serão disponibilizados através da plataforma para sistemas de inferência nebulosos existente no Laboratório de Engenharia do Conhecimento (Knoma) da EPUSP/PCS, de modo a dispensar a necessidade do MatLab[®] para uso dos mesmos. Assim, tornar-se-á disponível uma ferramenta simples para uso dos modelos pelos técnicos de campo e tomadores de decisão.

Finalmente, os trabalhos citados possibilitarão a consolidação da cooperação técnica entre o Instituto Agrônômico do Paraná (IAPAR), o LAA e o Knoma.

ANEXO 1 - Identificação dos parâmetros do conseqüente do modelo neuro-nebuloso pelo método dos mínimos quadrados

Na passagem à frente, mantendo-se fixos os parâmetros do antecedente, a saída do modelo pode ser expressa como uma combinação linear dos parâmetros dos conseqüentes (BRUNO, 1999):

$$y = \overline{w_1}(a_{0,1} + a_{1,1}x_1 + \dots + a_{n,1}x_n) + \dots + \overline{w_t}(a_{0,t} + a_{1,t}x_1 + \dots + a_{n,t}x_n)$$

$$y = \overline{w_1}a_{0,1} + (\overline{w_1}x_1)a_{1,1} + \dots + (\overline{w_1}x_n)a_{n,1} + \dots + \overline{w_t}a_{0,t} + (\overline{w_t}x_1)a_{1,t} + \dots + (\overline{w_t}x_n)a_{n,t}$$

Os termos $(\overline{w_j}x_i)$, onde $j=1,\dots,t$ e $i=1,\dots,n$, são conhecidos e $a_{i,j}$, nesse caso $i=0,1,\dots,n$, são os parâmetros a estimar pelo método dos mínimos quadrados utilizando os dados de treinamento.

O conjunto de treinamento é composto por vetores de dados $\{(x_{1,c}, x_{2,c}, \dots, x_{n,c}, y_c), c = 1, \dots, m\}$ o que resulta em um sistema com m equações (conjuntos de treinamento) e nxt incógnitas (parâmetros lineares do conseqüente) da forma:

$$\begin{pmatrix} \overline{w_1} & \overline{w_1}x_1 & \dots & \overline{w_1}x_n & \dots & \overline{w_t} & \overline{w_t}x_1 & \dots & \overline{w_t}x_n \\ \overline{w_1}x_1 & \overline{w_1}x_1^2 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \overline{w_t}x_n^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \overline{w_1}x_1^m & \overline{w_1}x_1^{m+1} & \dots & \overline{w_1}x_n^m & \dots & \dots & \dots & \dots & \overline{w_t}x_n^{m+1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{0,1} \\ a_{1,1} \\ \vdots \\ a_{n,1} \\ \vdots \\ a_{0,t} \\ a_{1,t} \\ \vdots \\ a_{n,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y^1 \\ y^2 \\ \vdots \\ y^m \end{pmatrix}$$

a qual pode ser escrita como:

$$A\theta = y$$

onde as matrizes A , θ e y apresentam dimensões $m \times (nxt)$, $(nxt) \times 1$ e $m \times 1$, respectivamente.

Como na maioria dos casos, $m \gg n$, o sistema de equações passa a ser indeterminado e não tem uma solução exata. Assim, a equação é substituída por:

$$A\theta + e = y$$

Procura-se, no treinamento da rede, determinar o vetor θ que minimiza a medida de erro considerada, ou seja, a soma dos quadrados das diferenças:

$$E(\theta) = \sum (y_c - A\theta)^2$$

É possível demonstrar que a equação acima é minimizada quando $\theta = \theta^*$, ou seja, que o valor de E é mínimo se a equação abaixo é satisfeita (JANG, 1993):

$$A^T A \theta^* = A^T y$$

sendo A^T a matriz transposta de A .

Se $A^T A$ não for singular, então θ^* é único e é dado por:

$$\theta^* = (A^T A)^{-1} A^T y$$

Como a solução da expressão acima apresenta problemas de ordem computacional, adota-se uma solução iterativa através das seguintes fórmulas:

$$S_{c+1} = S_c - \frac{S_c d_{c+1} d_{c+1}^T S_c}{1 + d_{c+1}^T S_c d_{c+1}} \quad c = 0, 1, \dots, m-1$$

$$\theta_{c+1} = \theta_c + S_{c+1} d_{c+1} (y_{c+1} - d_{c+1}^T \theta_c)$$

sendo, S_c a matriz de covariância; $\theta_m = \theta^*$; d_c a c -ésima linha da matriz A ; y_c o c -ésimo elemento do vetor y ; $S_0 = \gamma I$ é o valor inicial de S_i sendo γ um número inteiro positivo muito grande e $\theta_0 = 0$.

O método é iterativo e calcula progressivamente o valor $\theta^* = \theta_m$ utilizando, em cada etapa, a informação obtida na etapa anterior.

Cada ciclo ou iteração para estimativa e atualização dos parâmetros do conseqüente (“forward”) no procedimento de aprendizagem híbrido é, portanto, composto por sinais de entrada (dados de treinamento) que são processados seqüencialmente, em cada iteração, até a camada 4, gerando a matriz A .

Estas informações são utilizadas para estimar θ^* , segundo o procedimento apresentado (método dos mínimos quadrados) e, portanto, os parâmetros dos conseqüentes, os quais são utilizados para calcular os erros entre as saídas estimadas pelo modelo e as observadas no conjunto de treinamento.

Tais erros são, por sua vez, utilizados para a identificação dos parâmetros dos antecedentes através do método do gradiente descendente na passagem para trás (“backward”).

ANEXO 2 - Identificação dos parâmetros do antecedente do modelo neuro-nebuloso pelo método do gradiente descendente (“backpropagation”)

No algoritmo, as taxas dos erros se propagam em direção ao antecedente e seus parâmetros são atualizados pelo método do gradiente descendente. O erro para cada dado de treinamento é dado por:

$$E_p = \sum_{c=1}^m (y_c^{obs} - y_c^{est})^2$$

onde, E_p é a soma dos quadrados das diferenças entre y^{obs} , o valor de saída observado e y^{est} , o valor de saída estimado pela rede para o c -ésimo dado de treinamento.

O erro global (E), por sua vez, é a soma dos erros locais (erro estimado para cada dado de treinamento):

$$E = \sum_{p=1}^P E_p$$

O objetivo do método do gradiente descendente é a minimização de uma função diferenciável, denominada função objetivo (E), através de um procedimento iterativo que procura, sistematicamente, possíveis soluções no espaço dos parâmetros do antecedente.

Assim, a partir de um ponto $\alpha_{i,j}(n)$ nesse espaço se determina a transição ao ponto seguinte $\alpha_{i,j}(n+1)$ segundo a equação:

$$\alpha_{i,j}(n+1) = \alpha_{i,j}(n) + \Delta\alpha_{i,j} = \alpha_{i,j}(n) + \eta d_{i,j}$$

onde, $d_{i,j}$ é o gradiente da função objetivo, η é o coeficiente de aprendizagem e o índice n indica o número da iteração.

O gradiente da função objetivo no ponto $\alpha_{i,j}$ é o vetor das derivadas de primeira ordem de E em $\alpha_{i,j}$ e indica a direção contrária ao gradiente, ou seja, aquela que localmente faz decrescer mais rapidamente a função E.

Alem disso, como a saída da rede adaptativa é única para o c -ésimo vetor de dados de treinamento, então:

$$d_k = - \sum_{c=1}^m \frac{\partial E_c}{\partial \alpha_{i,j}} \quad i = 1, \dots, n ; j = 1, \dots, t$$

Se as funções de pertinência são do tipo gaussiana então $\alpha_{i,j} \in \{c_{i,j}; \sigma_{i,j}\}$.

Assim (BRUNO, 1999),

$$\frac{\partial E_c}{\partial \alpha_{i,j}} = \frac{\partial E_c}{\partial fp_{i,j}} \frac{\partial fp_{i,j}}{\partial \alpha_{i,j}}$$

sendo, fp a designação para função de pertinência.

O termo $\frac{\partial fp_{i,j}}{\partial \alpha_{i,j}}$ depende da função de pertinência selecionada. Após algumas

operações algébricas, é possível obter fórmulas iterativas, semelhantes à apresentada acima, para atualização de cada parâmetro das funções de pertinência.

O coeficiente de aprendizagem η indica o tamanho ou a distância entre os valores estimados, no espaço dos parâmetros, para duas iterações sucessivas e influencia o processo de minimização.

O coeficiente é expresso por:

$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum \left(\frac{\partial E}{\partial \alpha} \right)^2}}$$

sendo k o tamanho do passo, o qual pode ser alterado para mudar a velocidade de convergência.

Entretanto, como é difícil obter uma solução analítica ótima para η , são utilizadas heurísticas para tentar aproximar seu valor ao ótimo.

ANEXO 3- Perfis culturais das parcelas experimentais

Perfis culturais após o tráfego de máquinas e referentes aos tratamentos / experimentos indicados; com linhas pontilhadas identificando as posições de amostragem, nas profundidades de 0,025-0,075; 0,125-0,175; 0,225-0,275 e 0,325-0,375 m, e letras indicando as unidades morfológicas, correspondentes a: $F\Delta$ =compactado; $C\Delta$ = compactado; $F\mu\Delta$ ou $F\mu\Delta$ =em processo de compactação e $C\mu$ = não compactado.

a) Tratamento 4 / experimento 1

b) Tratamento 1 / experimento 2

c) Tratamento 2 / experimento 2

d) Tratamento 4 / experimento 2

e) Tratamento 1 / experimento 3

f) Tratamento 4 / experimento 3

Perfil do solo na parcela experimental com 1 m de profundidade por 1,2 m de largura, com estacas na superfície indicando a posição do tráfego de máquinas.

Torrão de solo formado no centro do rasto dos pneus, contínuo, sem porosidade visível, característico da estrutura “CΔ” e semelhante a um “tijolo”.

Torrão de solo formado abaixo da camada compactada mostrada acima, onde se nota a presença de trincas, maior porosidade visível, característico da estrutura “FμΔ”.

LISTA DE REFERÊNCIAS

- ABU-HAMDEH, N.H.; AL-WIDYAN, M.I. Effect of axle load, tire inflation pressure, and tillage system on soil physical properties and crop yield of a Jordanian soil. **Transactions of the ASAE**, v. 43, n.1, p. 13-21, 2000.
- ABU-HAMDEH, N.H.; REEDER R.C. Measuring and predicting stress distribution under tractive devices in undisturbed soils. **Biosystems Engineering**, v. 85, n. 4, p. 493-502, 2003.
- AHAMED, T.R.N.; RAO, K.G.; MURTHY, J.S.R. GIS-based fuzzy membership model for crop-land suitability analysis. **Agricultural Systems**, v. 63, p. 75-95, 2000.
- AL-FARAJ, A.; MEYER, G.E.; HORST, G.L. A crop water stress index for tall fescue irrigation decision-making - a fuzzy logic method. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 32, p. 69-84, 2001.
- AMBUEL, J.R.; COLVIN, T.S.; KARLEN, D.L. A fuzzy logic yield simulator for prescription farming. **Transactions of the ASAE**, v. 37, n. 6, p. 1999-2009, 1994.
- AMESKAMP, M. **Three-dimensional rule-based continuous soil modeling**. Technische Fakultät der Universität Kiel. Technical Report No. 9701, Computing Department, Kiel University, 1997.
- AMIR, I.; RAGHAVAN, E.; McKYES, E.; BROUGHTON, R.S. Soil compaction as a function of contact pressure and soil moisture content. **Canadian Agricultural Engineering**, v. 18, n. 1, p. 54-7, 1976.
- ANDRADE, M.T.C. **Computação Fuzzy**. São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2001. (Notas de aula da disciplina de pós-graduação PCS5711. Deptº de Engª da Computação e Sistemas Digitais, EPUSP).
- ARAÚJO, A.G.; SARAIVA, A.M. Fuzzy modeling of soil compaction due to agricultural machine traffic. In: CONFERENCE OF EUROPEAN FEDERATION FOR INFORMATION TECHNOLOGY IN AGRICULTURE, FOOD AND THE ENVIRONMENT-EFITA, 4., Debrecen, Hungary, 2003. **Proceedings**. Debrecen:EFITA, 2003. p.97-102. 1 CD-ROM.
- ARVIDSSON, J.; HÅKANSSON, I. A model for estimating crop yield losses caused by soil compaction. **Soil & Tillage Research**, v. 20, p. 319-32, 1991.
- ASAE. 1986. **Standards**, 32nd ed. American Society of Agricultural Engineers, St. Joseph, MI. (S313.2).
- BABUŠKA, R. **Fuzzy systems, modeling and identification**. Disponível em: <<http://dutera.et.tudelft.nl/~babuska/transp/fuzzmod.pdf>> Acesso em: 04/02/2002.
- BABUŠKA, R. **Neuro-Fuzzy Methods for Modeling and Identification**. Disponível em: <<http://hilbert.mat.uc.pt/~softcomplex/Docs/RobertBabuska03.pdf>> Acesso em: 17/09/2003a.

BABUŠKA, R. **Data-driven fuzzy modeling**: transparency and complexity issues. Disponível em: <<http://hilbert.mat.uc.pt/~softcomplex/Docs/RobertBabuska03.pdf>> Acesso em: 17/09/2003b.

BABUŠKA, R.; VERBRUGGEN, H.B. A new identification method for linguistic fuzzy models. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS, Yokohama, 20-24 March, 1995. **Proceedings**. Japan. p. 905-912.

BÁRDOSSY, A. The use of fuzzy rules for the description of elements of the hydrological cycle. **Ecological Modelling**, v. 85, p. 59-65, 1996.

BÁRDOSSY, A.; DUCKSTEIN, L. **Fuzzy rule-Based Modeling with Applications to Geophysical, Biological and Engineering Systems**. CRC Press, Boca Raton, USA, 1995. 232 p.

BARNES, K.K.; CARLETON, W.M.; TAYLOR, H.M.; THROCKMORTON, R.I.; VANDEN BERG, G.E. **Compaction of Agricultural Soils**. St. Joseph: ASAE, 1971. 471p.

BEZDEK, J.C. Fuzzy Models - What are they, and why? **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 1, n. 1, p. 2-6, 1993.

BICKI, T.J.; SIEMENS, J.C. Crop response to wheel traffic soil compaction. **Transactions of the ASAE**. v. 34, n. 3, p. 909-13, 1991.

BRUNO, N. **Sistemas de inferência difusos basados em redes neuroadaptativas**. Universidad de Murcia. Facultad de Informática. 30/03/1999. Disponível em: <<http://research.microsoft.com/users/nicolasb/papers/anfis.pdf>> Acesso em: 17/10/2003.

BRUSSAARD, L.; VAN FAASSEN, H.G. Effects of compaction on soil biota and soil biological processes. In: SOANE, B.D., VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.215-35. (Developments in Agricultural Engineering 11).

BURROUGH, P.A.; MacMILLAN, R.A.; VAN DEURSEN, W. Fuzzy classification methods for determining land suitability from soil profile observations and topography. **Journal of Soil Science**, v. 43, p. 193-210, 1992.

CAMARGO, O.A.; ALLEONI, L.R.F. **Compactação do solo e o desenvolvimento das plantas**. Piracicaba, 1997. 132p.

CAMPBELL, D.J. Determination and use of soil bulk density in relation to soil compaction. In: SOANE, B.D., VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.113-139. (Developments in Agricultural Engineering 11).

CAMPBELL, D.J.; O'SULLIVAN, M.F. The cone penetrometer in relation to trafficability, compaction and tillage. In: SMITH, K.; MULLINS, C. **Soil Analysis - Physical Methods**, New York, Marcel Dekker, 1991.

CANARACHE, A. PENETR – a generalized semi-empirical model estimating soil resistance to penetration. **Soil & Tillage Research**, v. 16, p. 51-70, 1990.

CANILLAS, E.C.; SALOKHE, V.M. Regression analysis of some factors influencing soil compaction. **Soil & Tillage Research**, v. 61, p. 167-78, 2001.

- CANILLAS, E.C.; SALOKHE, V.M. A decision support system for compaction assessment in agricultural soils. **Soil & Tillage Research**, v. 65, p. 221-230, 2002.
- CARTER, M.R. Penetration resistance to characterize the depth and persistence of soil loosening in tillage studies. **Canadian Journal of Soil Science**, v. 68, n. 40, p. 657-668, 1988.
- CASAGRANDE, A.A. Compactação e manejo do solo na cultura da cana-de-açúcar. In: MORAES, M.H.; MÜLLER, M.M.L.; FOLONI, J.S.S. **Qualidade física do solo**, Jaboticabal, Funep, 2001. p.150-63.
- CASSEL, D.K. Tillage effects on soil bulk density and mechanical impedance. In: **Predicting tillage effects on soil physical properties and processes**, Madison, WI, 1982. (ASA Special Public 44).
- CENTER, B.; VERMA, B.P. A fuzzy photosynthesis model for tomato. **Transactions of the ASAE**, v. 40, n. 3, p. 815-821, 1997.
- CHI, L.; TESSIER, S.; LAGUE, C. Finite element prediction of soil compaction induced by various running gears. **Transactions of the ASAE**. v. 36, n. 3, p. 629-636, 1993.
- CHIU, S.L. Extracting fuzzy rules from data for function approximation and pattern classification. In: DUBOIR, D.; PRADE, H.; YAGER, eds. **Fuzzy Information Engineering - A guided tour of applications**. John Wiley & Sons, New York, 1997.
- CLARK, R.L.; CHEN, F.; KISSEL, D.E.; ADKINS, W. Mapping soil hardpans with the penetrometer and electrical conductivity. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 5, Madison, WI, 2000. **Proceedings**. ASA, CSSA, SSSA., 2000.
- COX, E. **Fuzzy Systems Handbook**. New York, Academic Press, 1994.
- DE LA VEGA, M.L.B.P. **Fitomonitoração e modelagem de fotossíntese em jatobá (*Hymenaea courbaril* L.) com redes neurais artificiais**. 2003. 188p. Tese (Doutorado) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2003.
- DEFOSSEZ, P.; RICHARD, G. Models of soil compaction due to traffic and their evaluation. **Soil & Tillage Research**, v. 67, p. 41-64, 2002.
- DELGADO, M.; GÓMEZ-SKARMETA, A.F.; MARTIN, F. A methodology to model fuzzy systems using fuzzy clustering in a rapid-prototyping approach. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 97, p. 287-301, 1998.
- DIAS JUNIOR; M.S.; PIERCE, F.J. A simple procedure for estimating preconsolidation pressure from soil compression curves. **Soil Technology**, v. 8, p. 139-151, 1995.
- DIAS JUNIOR; M.S.; PIERCE, F.J. O processo de compactação do solo e sua modelagem. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 20, p. 175-182, 1996.
- DROESEN, W.J. Formalisation of ecohydrological expert knowledge applying fuzzy techniques. **Ecological Modelling**, v. 85, p. 75-81, 1996.
- DUBOIS, D.; PRADE, H. **Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications**. New York, Academic Press, 1980. 393p.

- DUCEY, M.J.; LARSON, B.C. A fuzzy set approach to the problem of sustainability. **Forest Ecology and Management**, v. 115, p. 29-40, 1999.
- EARL, R. Prediction of trafficability and workability using tensiometers. **Journal of Agricultural Engineering Research**, v. 63, p. 27-34, 1996.
- ENEA, M.; SALEMI, G. Fuzzy approach to the environmental impact evaluation. **Ecological Modelling**, v. 135, p. 131-147, 2001.
- ERBACH, D.C. Measurement of soil bulk density and moisture. **Transactions of the ASAE**, v. 30, n. 4, p. 922-931, 1987.
- EVSUKOFF, A.; BRANCO, A.C.S.; GALICHET, S. Structure identification and parameter optimization for non-linear fuzzy modeling. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 132, p. 173-188, 2002.
- EZIQUEL, M.; FOX, K.A. **Methods of correlation and regression analysis**. New York: John Wiley & Sons, 1959.
- FARIA, R.T.; CARAMORI, P.H. Caracterização físico-hídrica de um Latossolo Roxo Distrófico do município de Londrina, PR. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 21, n. 12, p. 1303-1311, 1986.
- FARIA, R.T.; OLITTA, A.F.L. Lâmina de irrigação na cultura do trigo utilizando o sistema de “aspersão em linha”. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 22, n. 9/10, p. 999-1008, 1987.
- FERRARO, D.O.; GHERSA, C.M.; SZNAIDER, G.A. Evaluation of environmental impact indicators using fuzzy logic to assess the mixed cropping systems of the Inland Pampa, Argentina. **Agriculture Ecosystems & Environment**, v. 96, p. 1-18, 2003.
- FRANCE, J. & THORNLEY, J.H.M. **Mathematical Models in Agriculture**. London: ButterWorths, 1984. 335 p.
- FREITAG, D.R. Methods of measuring soil compaction. In: BARNES, K.K.; CARLETON, W.M.; TAYLOR, H.M.; THROCKMORTON, R.I.; VANDEN BERG, G.E. **Compaction of Agricultural Soils**. St. Joseph: ASAE, 1971. p.47-103.
- GENG, L.; CHEN, Z.; CHAN, C.; HUANG, G.H. An intelligent decision support system for management of petroleum-contaminated sites. **Expert Systems with Applications**, v. 20, p. 251-260, 2001.
- GODWIN, R.J.; WARNER, N.L.; SMITH, D.L.O. The development of a dynamic drop-cone device for the assessment of soil strength and the effects of machinery traffic. **Journal of Agricultural Engineering Research**, v. 48, p. 123-131, 1991.
- GRUNWALD, S.; McSWEENEY, K.; ROONEY, D.J.; LOWERY, B. Soil layer models created with profile cone penetrometer data. **Geoderma**, v. 103, p. 181-201, 2001.
- GUERIF, J. Effects of compaction on soil strength parameters. In: SOANE, B.D., VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.191-214. (Developments in Agricultural Engineering 11).

GUPTA, A.P.; HARBOE, R.; TABUCANON, M.T. Fuzzy multiple-criteria decision making for crop area planning in Narmada river basin. **Agricultural Systems**, v. 63, p. 1-18, 2000.

GUPTA, S.C.; RAPER, R.L. Prediction of soil compaction under vehicles. In: SOANE, B.D.; VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**, Amsterdam: Elsevier, 1994. p. 71-90. (Developments in Agricultural Engineering 11).

GYSI, M.; KLUBERTANZ, G.; VULLIET, L. Compaction of an Eutric Cambisol under heavy traffic in Switzerland – field data and modeling. **Soil & Tillage Research**, v. 56, p. 117-129, 2000.

HADAS, A.; WOLF, D.; RAWITZ, E. Prediction of draft requirement – soil compaction relations in tilling moist soils. **Soil & Tillage Research**, v. 8, p. 51-64, 1986.

HARRIS, W.L. The soil compaction process. In: BARNES, K.K.; CARLETON, W.M.; TAYLOR, H.M.; THROCKMORTON, R.I.; VANDEN BERG, G.E. **Compaction of Agricultural Soils**. St. Joseph: ASAE, 1971. p.9-44.

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

HÅKANSSON, I.; VOORHEES, W.B.; RILEY, H. Vehicle and wheel factors influencing soil compaction and crop response in different traffic regimes. **Soil & Tillage Research**, v. 11, p. 239-282, 1988.

HELLENDORF, H.; DRIANKOV, D. Introduction. In: HELLENDORF, H.; DRIANKOV, D. **Fuzzy Model Identification – Selected Approaches**. Berlin: Springer-Verlag, 1997. p. XIII-XXI.

HERNANZ, J.L.; PEIXOTO, H.; CERISOLA, C.; SÁNCHEZ-GIRÓN, V. An empirical model to predict soil bulk density profiles in field conditions using penetration resistance, moisture content and soil depth. **Journal of Terramechanics**, v. 37, p. 167-184, 2000.

HORN, R.; FLEIGE, H. A method for assessing the impact of load on mechanical stability and on physical properties of soils. **Soil & Tillage Research**, v. 73, p. 89-99, 2002.

HORN, R.; LEBERT, M. Soil compactability and compressibility. In: SOANE, B.D.; VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.45-69 (Developments in Agricultural Engineering 11).

HORTON, R.; ANKENY, M.D.; ALLMARAS, R.R. Effects of compaction on soil hydraulics properties. In: SOANE, B.D.; VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.141-165 (Developments in Agricultural Engineering 11).

HUANG, S.H.; XING, H. Extract intelligible and concise fuzzy rules from neural networks. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 132, p. 233-243, 2002.

JANG, J.S.R. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 23, n. 3, p. 665-685, 1993.

JOHNSON, C.E.; BAILEY, A.C. Soil Compaction. In: **Advances in Soil Dynamics - Volume 2**. St Joseph, MI, ASAE, 2002. p. 155-178.

JONES, J.W. & LUYTEN, J.C. Simulation of biological processes. In: PEART, R.M.; CURRY, R.B. **Agricultural Systems Modeling and Simulation**. New York: Marcel Dekker, 1998. p.19-62.

JORQUERA, H.; PÉREZ, R.; CIPRIANO, A.; ESPEJO, A.; LETELIER, M.V.; ACUÑA, G. Forecasting ozone daily maximum levels at Santiago, Chile. **Atmospheric Environment**, v. 32, n. 20, p. 3415-3424, 1998.

KAYOMBO, B.; LAL, R. Responses of tropical crops to soil compaction. In: SOANE, B.D., VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.287-316. (Developments in Agricultural Engineering 11).

KEMPER W.D.; STEWART, B.A.; PORTER, L.K. Effects of soil compaction on soil nutrient status. In: BARNES, K.K.; CARLETON, W.M.; TAYLOR, H.M.; THROCKMORTON, R.I.; VANDEN BERG, G.E. **Compaction of Agricultural Soils**. St. Joseph: ASAE, 1971. p.178-189.

KERTZMAN, F.F. **Modificações na estrutura e no comportamento de um Latossolo roxo provocadas pela compactação**. 1996. 153p. Tese (Doutorado). Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo. São Paulo, 1996.

KLIR, G.J.; YUAN, B. **Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications**. New Jersey, Prentice-Hall, 1995.

KOLLIAS, V.J.; KALIVAS, D.P.; YASSOGLOU, N.J. Mapping the soil resources of a recent alluvial plain in Greece using fuzzy sets in a GIS environment. **European Journal of Soil Science**, v. 50, p. 261-273, 1999.

KOOLEN, A.J.; KUIPERS, H. **Agricultural soil mechanics**. New York, Springer-Verlag, 1983. 235 p.

KOOISTRA, M.J.; TOVEY, N.K. Effects of compaction on soil microstructure. In: SOANE, B.D., VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.91-111. (Developments in Agricultural Engineering 11).

KOOSTRA, B.K.; STOMBAUGH, T.S. Development and evaluation of a sensor to continuously measure air permeability of soil. In: ASAE ANNUAL MEETING, Las Vegas, NV, July 2003. **Proceedings**. St. Joseph, ASAE, 2003. (ASAE Paper Number 031072).

KOSKO, B. **Fuzzy Engineering**. New Jersey, Prentice-Hall, 1997.

LARK, R.M.; BOLAM, H.C. Uncertainty in prediction and interpretation of spatially variable data on soils. **Geoderma**, v. 77, p. 263-282, 1997.

LARSON, W.E.; EYNARD, A.; HADAS, A.; LIPIEC, J. Control and avoidance of soil compaction in practice. In: SOANE, B.D., VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.597-625. (Developments in Agricultural Engineering 11).

LARSON, W.E.; GUPTA, S.C.; USECHE, R.A. Compression of agricultural soils from eight soil orders. **Soil Science Society American Journal**, v. 44, p. 450-457, 1980.

LEE, C.C. Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller – Part 1. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 20, n. 2, p. 404-419, 1990.

LEE, Y.W.; BOGARDI, I.; STANSBURY, J. Fuzzy decision making in dredged-material management. **Journal of Environmental Engineering**, v. 117, n. 5, p. 614-630, 1991.

LEE, Y.W.; BOGARDI, I.; KIM, J.H. Decision of water supply line under uncertainty. **Water Resources**, v. 34, n. 13, p. 3371-3379, 2000.

LEHN, K.; TEMME, K.H. Fuzzy classification of sites suspected of being contaminated. **Ecological Modelling**, v. 85, p. 51-58, 1996.

LINDSKOG, P. Fuzzy identification from a grey box modeling point of view. In: HELLENDORF, H.; DRIANKOV, D. **Fuzzy Model Identification – Selected Approaches**. Berlin: Springer-Verlag, 1997. p. 3-50.

LIPIEC, J.; HÅKANSSON, I. Influences of degree of compactness and matric water tension on some important plant growth factors. **Soil & Tillage Research**, v. 53, p. 87-94, 2000.

LIU, M.; SAMAL, A. A fuzzy clustering approach to delineate agroecozones. **Ecological Modelling**, v. 149, p. 215-228, 2002.

MACARIOLA, N.R.; WOODHEAD, T. Soil penetration resistance. In: WOPEREIS, M.; KROPFF, M.; WIJK, A.; WOODHEAD, T. **Soil Physical Properties: measurement and use in rice-based cropping systems**. IRRI, 1994. p. 59-64.

McBRATNEY, A.B.; ODEH, I.O.A. Application of fuzzy sets in soil science: fuzzy logic, fuzzy measurements and fuzzy decisions. **Geoderma**, v. 77, p. 85-113, 1997.

MOHAMED, A.M.O.; CÔTÉ, K. Decision analysis of polluted sites – a fuzzy set approach. **Waste Management**, v. 19, p. 519-533, 1999.

MOUAZEN, A.M.; RAMON, H. Derivation of dry bulk density maps using a soil compaction mode. In: EUROPEAN CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, Berlin, 2003. **Proceedings**. Wageningen Academic Publishers. p. 433-437.

NEVES, C.S.V.J.; FELLER, C.; GUIMARÃES, M.F.; MEDINA, C.C.; TAVARES FILHO, J.; FORTIER, M. Soil bulk density and porosity of homogeneous morphological units identified by the Cropping Profile Method in clayey Oxisols in Brazil. **Soil & Tillage Research**, v. 73, p. 109-119, 2003.

ODHIAMBO, L.O.; YODER, R.E.; YODER, D.C.; HINES, J.W. Optimization of fuzzy evapotranspiration model through neural training with input-output examples. **Transactions of the ASAE**, v. 44, n. 6, p. 1625-1633, 2001.

O'SULLIVAN, M.F.; DICKSON, J.W.; CAMPBELL, D.J. Interpretation and presentation of cone resistance data in tillage and traffic studies. **Journal of Soil Science**, v. 38, p. 137-148, 1987.

O'SULLIVAN, M.F.; HENSHALL, J.K.; DICKSON, J.W. A simplified method for estimating soil compaction. **Soil & Tillage Research**, v. 49, p. 325-335, 1999.

O'SULLIVAN, M.F.; SIMOTA, C. Modelling the environmental impacts of soil compaction. **Soil & Tillage Research**, v. 35, p. 69-84, 1995.

OUWERKERK, C., VAN; SOANE, B.D. Conclusions and recommendations for further research on soil compaction in crop production. In: SOANE, B.D., VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.627-642. (Developments in Agricultural Engineering 11).

PAUL, C.L.; DE VRIES, J. Prediction of soil strength from hydrological and mechanical properties. **Canadian Journal of Soil Science**, v. 59, p. 301-311, 1979.

PEDRYCZ, W. **Fuzzy control and fuzzy systems**. New York, John Wiley & Sons, 1993. 350p. (Second extended edition).

PEDRYCZ, W.; GOMIDE, F. **An Introduction to Fuzzy Sets: Analysis and Design**. Cambridge, The MIT Press, 1998. 461p.

PONGRACZ, R.; BOGARDI, I.; DUCKSTEIN, L. Application of fuzzy rule-based modeling technique to regional drought. **Journal of Hydrology**, v. 224, p. 100-114, 1999.

PYTKA, J.; KONSTANKIEWICZ, K. A new optical method for soil stress and strain investigation. **Soil & Tillage Research**, v. 65, p. 243-251, 2002.

RAGHAVAN, G.S.V.; ALVO, P.; McKyes, E. Soil compaction in agriculture: a view toward managing the problem. **Advances in Soil Science**, v. 11, p. 1-33, 1990.

RALISCH, R.; TAVARES FILHO, J.; GUIMARÃES, M.F. O perfil cultural na avaliação do manejo do solo e da compactação. In: MORAES, M.H.; MÜLLER, M.M.L.; FOLONI, J.S.S. **Qualidade física do solo**, Jaboticabal: Funep, 2001. p.74-87.

RAPER, R.L.; ERBACH, D.C. Bulk density measurement variability with core samplers. **Transactions of the ASAE**, v. 30, n. 4, p. 878-881, 1987.

REICHERT, J.M.; REINERT, D.J.; SILVA, V.R. Compactação em solos sob plantio direto: limites críticos e recuperação. In: REUNIÃO BRASILEIRA DE MANEJO E CONSERVAÇÃO DO SOLO E ÁGUA, XIV, Cuiabá, 2002. **Anais**. Cuiabá: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2002. 1 CD-ROM.

REYS, M.A. **Farming and Rural Systems Analyses in Forest Margins: an application of fuzzy theory - The case of west Tocantins, Brazil**. Weikersheim, Margraf Verlag, 2003. 213 p. (Farming and Rural Systems Economics, volume 48).

RICHARD, G.; BOIZARD, H.; ROGER-ESTRADE, J.; BOIFFIN, J.; GUÉRIF, J. Field study of soil compaction due to traffic in northern France: pore space and morphological analysis of the compacted zones. **Soil & Tillage Research**, v. 51, p. 151-160, 1999.

SACHS, L. **Applied statistics – A handbook of techniques**. New York: Springer-Verlag Inc., 1984. 707p. (second edition).

SALEHI, F.; LACROIX, R.; WADE, K.M. Development of neuro-fuzzifiers for qualitative analyses of milk yield. **Computers and Eletronics in Agriculture**, v. 28, p. 171-186, 2000.

SALOKHE, V.M.; NINH, N.T. Modelling soil compaction under pneumatic tyres in clay soil. **Journal of Terramechanics**, v. 30, n. 2, p. 63-75, 1993.

SALSKI, A. Fuzzy logic approach to data analysis and ecological modeling. Disponível em: <http://www.erudit.de/erudit/eventa/esit99/12571_p.pdf>. Acesso em: 15/01/2003.

SCHAFER, R.L.; BAILEY, A.C.; JOHNSON, C.E.; RAPER, R.L. A rationale for modeling soil compaction behavior: an engineering mechanics approach. **Transactions of the ASAE**, v. 34, n. 4, p. 1609-1617, 1991.

SCHANZER, S. **Identificação de sistemas utilizando modelos nebulosos**. 2002. 113 p. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2002.

SHAHIN, M.A.; VERMA, B.P.; TOLLNER, E.W. Fuzzy logic model for predicting peanut maturity. **Transactions of the ASAE**, v. 43, n. 2, p. 483-490, 2000.

SHAW, I.S.; SIMÕES, M.G. **Controle e Modelagem Fuzzy**. São Paulo, Edgard Blucher, 1999. 165 p.

SHIMIZU, T. **Decisão nas Organizações**. São Paulo: Atlas, 2001. 317 p.

SILVA, A.P.; TORMENA, C.A.; IMHOFF, S. Intervalo hídrico ótimo. In: MORAES, M.H.; MÜLLER, M.M.L.; FOLONI, J.S.S. **Qualidade física do solo**, Jaboticabal: Funep, 2001. p.1-21.

SIRJACOBS, D.; HANQUET, B.; LEBEAU, F.; DESTAIN, M.F. On-line soil mechanical resistance mapping and correlation with soil physical properties for precision agriculture. **Soil & Tillage Research**, v. 64, p. 231-242, 2002.

SOANE, B.D.; BLACKWELL, P.S.; DICKSON, J.W.; PAINTER, D.J. Compaction by agricultural vehicles: a review. I. Soil and wheel characteristics. **Soil & Tillage Research**, v. 1, p. 207-237, 1980/1981.

SOANE, B.D.; VAN OUWERKERK, C. Soil compaction problems in world agriculture. In: SOANE, B.D., VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.1-21. (Developments in Agricultural Engineering 11).

SÖHNE, W. Fundamentals of pressure distribution and soil compaction under tractor tires. **Agricultural Engineering**, v. 39, p. 276-281, 1958.

SPOOR, G.; TIJINK, F.G.J.; WEISSKOPF, P. Subsoil compaction: risk, avoidance, identification and alleviation. **Soil & Tillage Research**, v. 73, p. 175-182, 2003.

STATSOFT INC. Statistica for Windows (Computer Program Manual). TULSA, OK:StatSoft, Inc, 1995.

STEPNIEWSKI, W.; GLINSKI, J.; BALL, B.C. Effects of compaction on soil aeration properties. In: SOANE, B.D., VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.167-189. (Developments in Agricultural Engineering 11).

- SU, M.C. Identification of singleton fuzzy models via fuzzy hyperrectangular composite NN. In: HELLENDORF, H.; DRIANKOV, D. **Fuzzy Model Identification – Selected Approaches**. Berlin: Springer-Verlag, 1997. p. 193-212.
- SUGENO, M.; YASUKAWA T. A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 1, n. 1, p. 7-31, 1993.
- TAKAGI, T.; SUGENO, M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 15, n. 1, p. 115-132, 1985.
- TAVARES FILHO, J.; EIRA, G.C.; FARINHA, L.R.L. Avaliação da compactação em um solo cultivado no sistema convencional. **Engenharia Agrícola**, v. 19, n. 2, p. 219-224, 1999a.
- TAVARES FILHO, J.; RALISCH, R.; GUIMARÃES, M.F.; MEDINA, C.C. Método do perfil cultural para avaliação do estado físico de solos em condições tropicais. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 23, p. 393-399, 1999b.
- TAY, J.H.; ZHANG, X. Neural fuzzy modeling of anaerobic biological wastewater treatment systems. **Journal of Environmental Engineering**, v. 125, n. 12, p. 1149-1159, 1999.
- TAYLOR, J.H. Development and benefits of vehicle gantries and controlled-traffic systems. In: SOANE, B.D., VAN OUWERKERK, C. **Soil Compaction in Crop Production**. Amsterdam: Elsevier, 1994. p.521-37. (Developments in Agricultural Engineering 11).
- TERANO, T.; ASAI, K.; SUGENO, M. **Applied Fuzzy Systems**. Cambridge, AP Professional, 1994. 302p.
- THANGAVADIVELU, S.; COLVIN, T.S. Fuzzy-logic-based decision support system for scheduling tillage operations. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 10, n. 5, p. 463-472, 1997.
- THE MATHWORKS INC. Matlab 6.0 (R12). Fuzzy Logic Toolbox User's Guide – Version 2, 2000. Disponível em: <http://www.mathworks.com>. Acesso em: 03 de abril 2001.
- TORRES, E.; SARAIVA, O.F. **Camadas de impedimento mecânico do solo em sistemas agrícolas com a soja**. Londrina: EMBRAPA-CNPSoja, 1999. 58p. (EMBRAPA-CNPSoja. Circular Técnica, 23).
- VAN DEN AKKER, J.J.H.; ARVIDSSON, J.; HORN, R. Introduction to the special issue on experiences with the impact and prevention of subsoil compaction in the European Union. **Soil & Tillage Research**, v. 73, p. 1-8, 2003.
- VANDEN BERG, G.E.; GILL, W.R. Pressure distribution between a smooth tire and the soil. **Transactions of the ASAE**. v 5, p. 126-129, 132, 1962.
- VARGENS, J.M.; TANSCHKEIT, R.; VELLASCO, M.M.B.R. Previsão de produção agrícola baseada em regras linguísticas e lógica fuzzy. **Revista Controle & Automação**, v. 14, n. 2, p. 114-120, 2003.
- VIEIRA, M.J. Propriedades físicas do solo que afetam a produtividade agrícola. In IAPAR. **Manual Agropecuário para o Paraná**. v.2, p. 37-44. 1978.

VOORHESS, W.B. Compaction effects on yield – are they significant? **Transactions of the ASAE**. v. 34, n. 4, p. 1667-1672, 1991.

WARKENTIN, B.P. Effects of compaction on content and transmission of water in soils. In: BARNES, K.K.; CARLETON, W.M.; TAYLOR, H.M.; THROCKMORTON, R.I.; VANDEN BERG, G.E. **Compaction of Agricultural Soils**. St. Joseph: ASAE, 1971. p.126-153.

WEISSKOPF, P.; SOMMER, C.; KRAMER, E. Precision agriculture and mechanical soil protection. In: EUROPEAN CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 4, Berlin: Wageningen Academic Publishers, 2003. **Proceedings**. 2003. p.143-149.

WILLIS, W.O.; RANEY, W.A. Effects of compaction on content and transmission of heat in soils. In: BARNES, K.K.; CARLETON, W.M.; TAYLOR, H.M.; THROCKMORTON, R.I.; VANDEN BERG, G.E. **Compaction of Agricultural Soils**. St. Joseph: ASAE, 1971. p.165-177.

ZADEH, L.A. Fuzzy Sets. **Information and Control**, v. 8, p. 338-53, 1965.

ZADEH, L.A. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision process. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 1, p. 28-44, 1973.

ZHU, A.X.; BAND, L.E.; DUTTON, B.; NIMLOS, T.J. Automated soil inference under fuzzy logic. **Ecological Modelling**, v. 90, p. 123-145, 1996.

ZIMMERMANN, H.J. **Fuzzy Set Theory and Its Applications**. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1996. 435 p.