

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JULIO DE MESQUITA FILHO”  
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS  
CAMPUS DE BOTUCATU

**ESTIMAÇÃO DA DENSIDADE DE SOLOS UTILIZANDO SISTEMAS  
DE INFERÊNCIA FUZZY**

**LUIZ CARLOS BENINI**

Tese apresentada à Faculdade de Ciências  
Agronômicas da UNESP – Campus de  
Botucatu, para obtenção do título de Doutor em  
Agronomia (Energia na Agricultura).

BOTUCATU - SP

Dezembro - 2007

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

**ESTIMAÇÃO DA DENSIDADE DE SOLOS UTILIZANDO SISTEMAS  
DE INFERÊNCIA FUZZY**

**LUIZ CARLOS BENINI**

Orientador: Prof. Dr. José Ângelo Cagnon  
Co-Orientador: Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva

Tese apresentada à Faculdade de Ciências  
Agronômicas da UNESP - Campus de  
Botucatu, para obtenção do título de Doutor em  
Agronomia (Energia na Agricultura).

BOTUCATU - SP  
Dezembro - 2007

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

Benini, Luiz Carlos, 1952-  
B528e        Estimação da densidade de solos utilizando sistemas de inferência fuzzy / Luiz Carlos Benini. - Botucatu : [s.n.], 2007.  
              xv, 194 f. : gráfs., tabs.

Tese (Doutorado)-Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônomicas, Botucatu, 2007

Orientador: José Ângelo Cagnon

Co-orientador: Ivan Nunes da Silva

Inclui bibliografia

1. Solos - Compactação. 2. Solos - Densidade. 3. Sistema de inferência fuzzy. I. Cagnon, José Ângelo. II. Silva, Ivan Nunes. II. Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" (Campus de Botucatu). Faculdade de Ciências Agrônomicas. IV. Título.

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”**

**FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS**

**CAMPUS DE BOTUCATU**

**CERTIFICADO DE APROVAÇÃO**

**TÍTULO: ESTIMAÇÃO DA DENSIDADE DE SOLOS UTILIZANDO SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY**

**ALUNO: LUIZ CARLOS BENINI**

**ORIENTADOR: PROF. DR. IVAN NUNES DA SILVA**

Aprovado pela Comissão Examinadora




---

PROF. DR. IVAN NUNES DA SILVA




---

PROF. DR. PAULO JOSÉ AMARAL SERNI



---

PROF. DR. JOSÉ ALFREDO COVOLAN ULSON



---

PROF. DR. DIOGENES PEREIRA GONZAGA



---

PROF. DR. MESSIAS MENEGUETTE JUNIOR

Data da Realização: 03 de dezembro de 2007.

**OFEREÇO,**

A **DEUS** por me dar sempre a fé e a perseverança.

*“Confie em Deus de todo o seu coração e não se apóie na sua própria inteligência”*  
(Prov. 3-5)

**DEDICO,**

Aos meus pais Luiz e Maria (*in memoriam*) pela dedicação e amor, e ensinamentos de vida.

A minha esposa e amiga Joalice, sempre querida e presente.

As minhas duas Marias, Carolina e Isabella, que são dádivas de Deus a mim concedidas, com amor.

## **AGRADECIMENTOS**

A minha família, Joalice, Maria Carolina e Maria Isabella pelos incentivos e forças nos momentos alegres e nos momentos difíceis.

Ao Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva pela amizade e orientação, pela confiança e por ter acreditado em mim na realização deste trabalho.

Ao Zider Jones e Simone pela amizade, convívio e logística durante todo o tempo da realização deste trabalho.

Aos professores Antonio Assiz de Carvalho Filho, Edílson Ferreira Flores, José Gilberto Spasiani Rinaldi e José Roberto Nogueira, do Departamento de Matemática, Estatística e Computação (DMEC) da Faculdade de Ciências e Tecnologia (FCT) da Universidade pelo incentivo ao longo de nossa convivência durante todos estes anos.

Ao Prof. Dr. Messias Meneguete Junior, Prof. Dr. Suetônio de Almeida Meira e Prof. Dr. Marcelo Messias que em mim confiaram e que sempre me cobraram a realização deste trabalho.

A professora Rita Filomena Andrade Januário Bettini do Departamento de Educação/FCT/UNESP, pela amizade e palavras de incentivo durante a realização do curso.

Aos funcionários da Biblioteca, da Faculdade de Ciências Agronômicas da UNESP – Campus de Botucatu, pela competência, e pelo apoio constante recebido no decorrer do trabalho.

As funcionárias da Secretaria de Pós-graduação, Jaqueline de Moura Gonçalves, Kátia Otono Duarte, Marilena do Carmo Santos e Marlene Rezende de Freitas pelo atendimento competente e paciência sempre quando solicitadas.

## SUMARIO

	Página
<b>1 RESUMO</b> .....	01
<b>2 SUMMARY</b> .....	03
<b>3 INTRODUÇÃO</b> .....	05
3.1 Motivação e relevância.....	05
3.2 Objetivos .....	06
<b>4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	08
4.1 O solo.....	08
4.2 Porosidade do solo.....	10
4.3 Compactação do solo.....	11
4.4 Parâmetros físicos do solo .....	19
4.4.1 Textura do solo.....	19
4.4.2 Densidade do solo .....	23
4.4.3 Teor de água no solo .....	27
4.5 Parâmetro mecânico do solo.....	29
4.5.1 Resistência à penetração.....	29
4.6 Conceitos e fundamentos sobre conjuntos e lógica fuzzy.....	34
4.6.1 Operadores e operações dos conjuntos fuzzy.....	42
4.6.2 Relações fuzzy .....	48
4.6.3 Composição de relações fuzzy .....	51
4.6.4 Variáveis lingüísticas .....	54
4.6.5 Operações com variáveis lingüísticas .....	56
4.6.6 Relações de implicações .....	57
4.6.7 Inferência de regras fuzzy .....	58
4.6.8 Sistema de inferência fuzzy .....	63
4.6.9 Agregação .....	64
4.6.10 Modelo de Mamdani .....	66
4.6.11 Modelo de Takagi-Sugeno .....	70



4.6.12 Defuzzyficação.....	72
4.6.13 Método do centro de área.....	72
4.6.14 Método da média dos máximos.....	73
<b>5 MATERIAL E MÉTODO .....</b>	<b>74</b>
5.1 MATERIAL.....	74
5.2 MÉTODO .....	75
5.2.1 Tratamento dos dados .....	75
5.2.2 Modelo Fuzzy para a obtenção da densidade do solo.....	77
5.2.3 Arquitetura do modelo ANFIS.....	80
5.2.4 Algoritmo de aprendizagem da estrutura ANFIS .....	85
5.2.5 Determinação dos conjuntos fuzzy .....	89
5.2.6 Avaliação do desempenho do modelo .....	91
<b>6 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>96</b>
MODELOS FUZZY PARA A ESTIMAÇÃO DA DENSIDADE DO SOLO .....	96
6.1 Modelo para estimação de solo não preparado do tipo I.....	96
6.1.1 Comparação entre o modelo neuro-fuzzy e redes neurais para solo não preparado tipo I.....	107
6.2 Modelo para estimação de solo não preparado do tipo II.....	111
6.2.1 Comparação entre o modelo neuro-fuzzy e redes neurais para solo não preparado do tipo II.....	121
6.3 Modelo para estimação de solo não preparado do tipo III .....	125
6.3.1 Comparação entre o modelo neuro-fuzzy e redes neurais para solo não preparado do tipo III.....	134
6.4 Modelo para estimação de solo preparado do tipo I.....	137
6.4.1 Comparação entre o modelo neuro-fuzzy e redes neurais para solo preparado do tipo I.....	148
6.5 Modelo para estimação de solo preparado do tipo III .....	152
6.5.1 Comparação entre o modelo neuro-fuzzy e redes neurais para solo preparado do tipo III.....	163
<b>7 CONCLUSÃO.....</b>	<b>167</b>

<b>8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>170</b>
<b>9 APÊNDICES .....</b>	<b>180</b>
Apêndice 1. Solo não preparado do tipo I .....	181
Apêndice 2. Solo não preparado do tipo II .....	182
Apêndice 3. Solo não preparado do tipo III.....	184
Apêndice 4. Solo preparado do tipo I .....	186
Apêndice 5. Solo preparado do tipo III .....	190

## LISTA DE FIGURAS

	Página
Figura 1. Classificação das partículas do solo, segundo as escalas (em mm) de tamanhos de partículas.....	20
Figura 2. Triângulo da classificação textural (USDA) adotado pela Sociedade Brasileira da Ciência do Solo .....	22
Figura 3. Função de pertinência triangular.....	37
Figura 4. Função de pertinência trapezoidal.....	38
Figura 5. Função de pertinência gaussiana.....	38
Figura 6. Função de pertinência sigmóide.....	38
Figura 7. Conjunto unitário .....	39
Figura 8. Conjunto fuzzy normalizado e não normalizado .....	41
Figura 9. Altura de um conjunto fuzzy.....	41
Figura 10. (a) Diagrama dos conjuntos $A$ e $B$ (b) Diagrama da união $A \cup B$ .....	42
Figura 11. (a) Diagrama dos conjuntos $A$ e $B$ (b) Diagrama da intersecção $A \cap B$ .....	43
Figura 12. Diagrama do complemento ( $\bar{A}$ ) do conjunto $A$ .....	43
Figura 13. Composição das variáveis $(x_2, z_3)$ .....	53
Figura 14. Variável lingüística “resistência do solo à penetração” de um conjunto fuzzy de valores discretos.....	55
Figura 15. Representação da variável lingüística resistência do solo à penetração .....	56
Figura 16. Mecanismo de inferência fuzzy de Mamdani .....	68
Figura 17. Mecanismo de inferência fuzzy de Takagi-Sugeno .....	71
Figura 18. Divisão dos dados em grupos, utilizados para a estimativa da densidade do solo.....	76
Figura 19. Modelo Fuzzy para a determinação da densidade do solo.....	77
Figura 20. Inferência Fuzzy com saída precisa .....	79
Figura 21. Arquitetura típica de um modelo ANFIS.....	81
Figura 22. Diferença entre os erros de treinamento e de teste para o solo não preparado do tipo I .....	97
Figura 23. Funções de pertinências para a variável de entrada resistência do solo à penetração para o solo não preparado do tipo I.....	99
Figura 24. Funções de pertinências para a variável teor de água (umidade) para o solo não preparado do tipo I.....	100

Figura 25. Regras do modelo da estimativa da densidade do solo para o solo não preparado do tipo I.....	101
Figura 26. Gráfico de dispersão e de regressão das densidades do solo observadas e obtidas pelo modelo para o solo não preparado do tipo I.....	104
Figura 27. Gráfico de superfície de respostas para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy para o solo não preparado do tipo I.....	107
Figura 28. Diferença entre o erro de treinamento e de teste para o solo não preparado do tipo II.....	112
Figura 29. Funções de pertinências para a variável de entrada resistência do solo à penetração para o solo não preparado do tipo II.....	113
Figura 30. Funções de pertinências para a variável de entrada teor de água para o solo não preparado do tipo II.....	114
Figura 31. Regras do modelo da estimativa da densidade do solo para o solo não preparado do tipo II.....	116
Figura 32. Gráfico de dispersão e de regressão das densidades do solo observadas e obtidas pelo modelo para o solo não preparado do tipo II.....	118
Figura 33. Gráfico de superfície de respostas para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy para o solo não preparado do tipo II.....	121
Figura 34. Diferença entre o erro de treinamento e de teste para o solo não preparado do tipo III.....	126
Figura 35. Funções de pertinências para a variável de entrada resistência do solo à penetração para o solo não preparado do tipo III.....	127
Figura 36. Funções de pertinências para a variável teor de água (umidade) para o solo não preparado do tipo III.....	128
Figura 37. Regras do modelo da estimativa da densidade do solo para o solo não preparado do tipo III.....	129
Figura 38. Gráfico de dispersão e de regressão das densidades do solo observadas e as obtidas pelo modelo fuzzy para o solo não preparado do tipo III.....	132
Figura 39. Gráfico de superfície de respostas para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy para o solo não preparado do tipo III.....	133
Figura 40. Diferença entre os erros de treinamento e de teste para o solo preparado do tipo I.....	138
Figura 41. Funções de pertinências para a variável de entrada resistência do solo à penetração para o solo preparado do tipo I.....	140
Figura 42. Funções de pertinências para a variável de entrada teor de água (umidade) para o solo preparado do tipo I.....	141
Figura 43. Regras do modelo da estimativa da densidade do solo para o solo preparado do tipo I.....	142

Figura 44. Gráfico de dispersão e de regressão das densidades do solo observadas e as obtidas pelo modelo fuzzy para o solo preparado do tipo I .....	145
Figura 45. Gráfico de superfície de respostas para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy para o solo preparado do tipo I.....	147
Figura 46. Diferença entre os erros de treinamento e o de teste para o solo preparado do tipo III .....	153
Figura 47. Funções de pertinências para a variável de entrada resistência do solo à penetração para o solo preparado do tipo III .....	154
Figura 48. Funções de pertinências para a variável teor de água (umidade) para o solo preparado do tipo III .....	155
Figura 49. Regras do modelo da estimativa da densidade do solo para o solo preparado do tipo III.....	156
Figura 50. Gráfico de dispersão e de regressão das densidades do solo observadas e as obtidas pelo modelo fuzzy para o solo preparado do tipo III.....	160
Figura 51. Gráfico de superfície de respostas para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy para o solo preparado do tipo III.....	162

**LISTA DE TABELAS**

	Página
Tabela 1. Frações granulométricas segundo os sistemas de classificação USDA e ISSS (diâmetros em mm) .....	21
Tabela 2. Limites de classes de resistência de solos à penetração e graus de limitação ao crescimento das raízes .....	33
Tabela 3. Classificação do solo de acordo com a porcentagem de argila .....	75
Tabela 4. Universos de discurso das variáveis de entrada e saída do sistema fuzzy para o solo não preparado do tipo I .....	96
Tabela 5. Caracterização do modelo neuro-fuzzy (ANFIS) para o solo não preparado do tipo I.....	98
Tabela 6. Parâmetros das funções de pertinências para o solo não preparado do tipo I.....	98
Tabela 7. Funções de pertinências para as variáveis fuzzy de entrada para o solo não preparado do tipo I.....	99
Tabela 8. Parâmetros das funções lineares de saída dos consequentes para o solo não preparado do tipo I.....	100
Tabela 9. Resultados do modelo para solo não preparado tipo I (teor de argila menor que 30%).....	103
Tabela 10. Análise de regressão e de variância para os dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo I .....	105
Tabela 11. Valores de densidades de solo obtidos em laboratório, por modelo neuro-fuzzy e rede neural e os erros relativos para solo não preparado do tipo I.....	108
Tabela 12. Parâmetros estatísticos para as densidades do solo experimental e estimadas para o solo não preparado do tipo I.....	108
Tabela 13. Coeficientes de correlação e <i>p</i> -valores das combinações entre dados experimentais e estimados para o solo não preparado do tipo I .....	109
Tabela 14. Valores de medidas estatísticas para comparar o desempenho dos modelos de estimativas da densidade do solo para o solo não preparado do tipo I.....	110
Tabela 15. Universos de discurso das variáveis de entrada e saída do sistema fuzzy para solo não preparado do tipo II.....	111
Tabela 16. Caracterização do modelo neuro-fuzzy (ANFIS) para solo não preparado do tipo II .....	113
Tabela 17. Parâmetros das funções de pertinências para solo não preparado do tipo II .....	113
Tabela 18. Funções de pertinências para as variáveis fuzzy de entrada para solo não preparado do tipo II .....	114

Tabela 19. Parâmetros das funções lineares de saída dos conseqüentes para solo não preparado do tipo II .....	115
Tabela 20. Resultados do modelo para solo não preparado tipo II (teor de argila entre 30% e 50%) .....	117
Tabela 21. Análise de regressão e quadro da análise de variância para os dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo II.....	119
Tabela 22. Valores de densidade de solo obtidos em laboratório, por modelo neuro-fuzzy e rede neural e os erros relativos para solo não preparado do tipo II. ....	122
Tabela 23. Parâmetros estatísticos para as densidades do solo experimental e estimadas para solo não preparado do tipo II .....	123
Tabela 24. Coeficientes de correlação e <i>p</i> -valores das combinações entre dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo II.....	123
Tabela 25. Valores de medidas estatísticas para comparar o desempenho dos modelos de estimativas da densidade para solo não preparado do tipo II.....	124
Tabela 26. Universos de discurso das variáveis de entrada e saída do sistema fuzzy solo para solo não preparado do tipo III .....	125
Tabela 27. Caracterização do modelo neuro-fuzzy (ANFIS) para solo não preparado do tipo III.....	126
Tabela 28. Parâmetros das funções de pertinências para solo não preparado do tipo III.....	127
Tabela 29. Funções de pertinências para as variáveis fuzzy de entrada para solo não preparado do tipo III.....	127
Tabela 30. Parâmetros das funções lineares de saída dos conseqüentes para solo não preparado do tipo III.....	128
Tabela 31. Resultados do modelo para solo não preparado do tipo III (teor de argila maior que 50%) .....	130
Tabela 32. Análise de variância da regressão para os dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo III.....	131
Tabela 33. Resultados dos testes de existência da regressão e do coeficiente linear para os dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo III.....	132
Tabela 34. Valores de densidade de solo obtidos em laboratório, por modelo neuro-fuzzy e rede neural e os erros relativos para solo não preparado do tipo III .....	135
Tabela 35. Parâmetros estatísticos para as densidades do solo experimental e estimadas para solo não preparado do tipo III.....	135
Tabela 36. Coeficientes de correlação e <i>p</i> -valores das combinações entre dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo III .....	136
Tabela 37. Valores de medidas estatísticas para comparar o desempenho dos modelos de estimativas da densidade do solo para solo não preparado do tipo III.....	136

Tabela 38. Universos de discurso das variáveis de entrada e saída do sistema fuzzy para solo preparado do tipo I .....	138
Tabela 39. Caracterização do modelo neuro-fuzzy (ANFIS) para solo preparado do tipo I.....	139
Tabela 40. Parâmetros das funções de pertinências para solo preparado do tipo I .....	139
Tabela 41. Funções de pertinências para as variáveis fuzzy de entrada para solo preparado do tipo I.....	140
Tabela 42. Parâmetros das funções lineares de saída dos conseqüentes para solo preparado do tipo I.....	141
Tabela 43. Resultados do modelo para solo preparado tipo I (teor de argila menor que 30%).....	143
Tabela 44. Análise de variância da regressão para os dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo I .....	145
Tabela 45. Resultados dos testes de existência da regressão e do coeficiente linear para os dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo I .....	146
Tabela 46. Valores de densidade de solo obtidos em laboratório, por modelo neuro-fuzzy e rede neural e os erros relativos para solo preparado do tipo I .....	148
Tabela 47. Parâmetros estatísticos para as densidades do solo experimental e estimadas para solo preparado do tipo I .....	150
Tabela 48. Coeficientes de correlação e $p$ -valores das combinações entre dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo I.....	151
Tabela 49. Valores de medidas estatísticas para comparar o desempenho dos modelos de estimativas da densidade para solo preparado do tipo I.....	151
Tabela 50. Universos de discurso das variáveis de entrada e saída do sistema fuzzy para solo preparado do tipo III .....	152
Tabela 51. Caracterização do modelo neuro-fuzzy (ANFIS) para solo preparado do tipo III.....	153
Tabela 52. Parâmetros das funções de pertinências para solo preparado do tipo III.....	154
Tabela 53. Funções de pertinências para as variáveis fuzzy de entrada para solo preparado do tipo III.....	154
Tabela 54. Parâmetros das funções lineares de saída dos conseqüentes para solo preparado do tipo III .....	155
Tabela 55. Resultados do modelo para solo preparado tipo III (teor de argila maior que 50%).....	157
Tabela 56. Análise de variância da regressão para os dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo III .....	159



Tabela 57. Resultados dos testes de existência da regressão e do coeficiente linear para os dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo III .....	161
Tabela 58. Valores de densidade de solo obtidos em laboratório, por modelo neuro-fuzzy e rede neural e os erros relativos para solo preparado do tipo III.....	163
Tabela 59. Parâmetros estatísticos para as densidades experimentais e estimadas para solo preparado do tipo III .....	165
Tabela 60. Coeficientes de correlação e $p$ -valores das combinações entre dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo III .....	165
Tabela 61. Valores de medidas estatísticas para comparar o desempenho dos modelos de estimativas da densidade para solo preparado do tipo III .....	166

## **1 RESUMO**

Este trabalho tem por objetivo principal apresentar o desenvolvimento de um sistema inteligente, utilizando a Teoria Fuzzy, para estimar valores aproximados da densidade do solo a partir de medidas diretas (campo) sem a necessidade de ensaios laboratoriais e, conseqüentemente, identificar a compactação do solo por meio destes valores estimados. A densidade do solo é um dos principais parâmetros utilizado para a identificação do grau de compactação do solo, e está relacionada com outros parâmetros tais como a resistência à penetração do solo, o teor de água e a textura do solo.

Para o desenvolvimento do trabalho foram considerados três parâmetros do solo: a resistência à penetração representado pelo índice de cone (em kPa), o teor de água dado pela umidade do solo (em porcentagem, %), e a textura dada pela quantidade de argila presente no solo (em porcentagem, %). Foram, ainda, considerados solos preparados (passagem de arado, de grade, de escarificador, e outros) e solos não preparados (nenhum tipo de preparado ou em solo de plantio direto). Segundo a porcentagem de argila no solo, estes foram divididos em solo tipo I (teor de argila menor que 30%), solo tipo II (teor de argila entre 30% e 50%), solo tipo III (teor de argila maior que 50%) para o solo não

preparado, e solo tipo I (teor de argila menor que 30%) e solo tipo III (teor de argila maior que 50%) para o solo preparado.

O modelo matemático proposto para determinar as estimativas da densidade do solo foi desenvolvido com base em dados experimentais representados pelas três características do solo: índice de cone, umidade e argila. Utilizando os dados experimentais os modelos foram identificados por meio de um algoritmo neuro-fuzzy, em função da resistência à penetração, teor de água e textura do solo, onde se pode analisar a densidade do solo para os distintos valores das variáveis de entradas do modelo. Os dados experimentais e os estimados pelo modelo foram comparados por meio de métodos estatísticos, e estes se mostraram correlacionados, indicando uma boa exatidão para os modelos neuro-fuzzy obtidos.

**SOIL DENSITY ESTIMATION USING FUZZY INFERENCE SYSTEMS.** Botucatu, 2007, 194p. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista.

Author: **LUIZ CARLOS BENINI**

Adviser: **JOSÉ ANGELO CAGNON**

Co-adviser: **IVAN NUNES DA SILVA**

## **2 SUMMARY**

The present work aims to develop a intelligent system using fuzzy theory in order to estimate approximate values for the soil density taking in account direct measurements (in loco) disregarding laboratorial essays and, consequently, to identify the compactation of the soil through those estimated values. The soil density is one of the main parameters used to identify the soil compactation level, and it is also related to other parameters such as resistance to the soil penetration, water content and soil texture.

Three soil parameters were considered for the development of this work: resistance to the soil penetration represented by the cone index (in kPa), the water content given by the soil humidity (percentage, %), and the texture given by the quantity of clay present in the soil (percentage, %). Also, prepared soils were considered (plough step, grid, disk harrow, and others) as well as non prepared soils (no kind of soil preparation or direct planted soil). According to the percentage of clay in the soil, they were classified as soil type I (clay content less than 30%), soil type II (clay content between 30% and 50%), soil type III (clay content higher than 50%) for the case of non prepared soil. For the case of prepared soil it was considered only soils type I (clay content less than 30%) and type III (clay content higher than 50%).

The mathematical model considered to estimate the soil density was developed on the basis of given experimental data having the three soil characteristics: Cone index, humidity and clay content. Using the experimental data the models were identified by means of a neuro-fuzzy algorithm in function of the resistance to the penetration, water content and soil texture, through which one can analyze the soil density for different values of

the model entrance variables. The experimental data and the estimated ones by the model were compared by means of statistical methods and revealed being correlated, what indicates a good precision for the obtained neuro-fuzzy models.

Keywords: Fuzzy inference systems, soil density, Cone index, water content, soil texture, soil compactation.

## **3 INTRODUÇÃO**

### **3.1 Motivação e Relevância**

A compactação constitui um campo de pesquisa de crescente interesse nos dias atuais devido à degradação da qualidade física do solo, acarretando alteração no arranjo das partículas do solo tornando-os mais densos, e concorrendo para a redução da produtividade.

Caracterizada pela deformação na estrutura física do solo, a compactação do solo tem trazido sérios problemas à área agrícola, tais como a redução na infiltração da água no solo, a deficiência no crescimento radicular das plantas, a restrição nas trocas de gases e a redução da produtividade agrícola.

As principais causas da compactação do solo são as pastagens de animais, tráfego intenso e o uso excessivo de máquinas e implementos agrícolas, podendo a compactação do solo ser avaliada a partir de diversos atributos do solo, tais como a densidade do solo, a porosidade, a infiltração de água, a resistência ao penetrômetro e outros parâmetros correlatos.

Muitos pesquisadores que se ocupam do estudo da compactação do solo consideram, com certa restrição, que a densidade do solo é a medida quantitativa mais direta da compactação.

No cálculo da densidade do solo é exigido tempo e trabalho, pois a maioria dos métodos deste cálculo é realizada em laboratório. Deste modo, para avaliação da compactação é feita de modo freqüente com a utilização da resistência do solo à penetração por ser o método mais rápido, pois é feito diretamente no campo, mas tendo suas limitações, e sendo muito variável em função de outros fatores como o teor de água e o tipo de solo.

Entretanto, as diversas fases envolvidas com as variáveis que quantificam o processo de avaliação da compactação de solos são cercadas por imprecisões e incertezas inerentes aos próprios aspectos físicos e estruturais do sistema.

Os sistemas fuzzy são usados principalmente nesses casos, pois os mesmos objetivam o mapeamento de processos, cujos valores das variáveis de entrada envolvidos no mesmo possuem diferentes graus de imprecisão e incerteza. Assim sendo, essas técnicas fornecem uma estrutura poderosa para manipular informações aproximadas, em que o processo pode ser estimado/mapeado a partir de um conjunto de regras nebulosas do tipo “Se-Então”, as quais são capazes de tratar (coordenar) conhecimentos incompletos, incertos ou mesmo conflitantes. A aplicação de técnicas convencionais em tais processos pode eventualmente trazer resultados insatisfatórios, pois os mesmos podem não estar aptos para o tratamento de informações incertas.

Tem-se como proposta neste trabalho avaliar a compactação do solo utilizando sistema de inferência fuzzy, sendo os dados de entrada: resistência à penetração do solo, teor de água, teor de argila e obtendo como saída dados da densidade de solo, e por comparação com a abordagem de redes neurais artificiais, já existente na literatura, verificar a capacidade e a eficiência dos sistemas de inferência fuzzy na estimação da densidade do solo.

### **3.2 Objetivos**

Este trabalho tem por objetivo principal a investigação e a aplicação da Teoria Fuzzy no processo de identificação da densidade do solo para se fazer a avaliação da compactação do solo.

Deste modo, dentro deste contexto, tem-se por objetivo principal propor uma metodologia, via a utilização de sistemas de inferência fuzzy, para obter estimativas da densidade do solo e avaliar a compactação do solo a partir de medidas diretas (campo) sem a necessidade de ensaios laboratoriais.

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- a) estimar valores da densidade do solo, cuja obtenção em laboratório tem certo grau de dificuldade, em função de outros parâmetros conhecidos que podem ser obtidos com mais facilidade;
- b) disponibilizar uma ferramenta que auxilia na obtenção de valores de densidade do solo em campo;
- c) utilizar abordagens que usam técnicas de processamento inerentemente paralelas e adaptativas;
- d) dispor de uma técnica alternativa que permite fornecer valores aproximados de densidade de solo sem a necessidade de realização de ensaios laboratoriais;
- e) verificar a capacidade e a eficiência dos sistemas de inferência fuzzy na estimativa da densidade do solo por comparação com a abordagem das redes neurais artificiais.



## **4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

### **4.1 O Solo**

O solo é uma superfície inconsolidada que recobre as rochas e mantém a vida animal e vegetal da Terra, sendo constituído de camadas que diferem pela natureza física, química, mineralógica e biológica que se desenvolvem com o tempo sob a influência do clima e da própria atividade biológica (VIEIRA, 1988).

Joffe (1949 apud VIEIRA, 1988) definiu o solo como um corpo natural, de constituintes minerais e orgânicos diferenciados em horizontes de profundidade variável, que diferem do material subjacente em morfologia, propriedades físicas e constituição, propriedades químicas e composição e em características biológicas.

O solo, segundo Kiehl (1979), é constituído de um sistema composto de três fases: sólida, líquida e gasosa. A fase sólida, geralmente a predominante, é formada por substâncias minerais ou inorgânicos (areia, silte e argila) e materiais orgânicos, sendo a porção mineral consistindo de partículas de diversos tamanhos, resultantes de decomposição de rochas que deram origem ao solo e a porção orgânica consistindo dos resíduos animais e vegetais, ocorrendo no solo em distintos estágios de decomposição. A fase líquida é

constituída pela solução do solo, compondo-se de água, sais em dissolução e matéria coloidal em suspensão. A fase gasosa é constituída pelos gases que circulam entre as partículas do solo, ou seja, é o ar do solo, assim denominado para diferir do ar atmosférico.

Buckman e Brady (1968) citaram que o solo é um conjunto de corpos naturais, sintetizados em forma de perfil, composto de uma mistura variável de minerais (despedaçados e desintegrados) e de matéria orgânica (em decomposição), que cobre a terra com uma camada fina e que fornece, desde que contenha as quantidades necessárias de ar e de água, amparo mecânico e substância para os vegetais. Segundo os mesmos autores, o solo agrícola constitui um organismo vivo, onde as plantas devem encontrar condições favoráveis para a germinação, crescimento e o desenvolvimento do ciclo vegetativo, beneficiando-se das interações biológicas no volume de solo explorado pelas raízes. Tais interações existem quando para a planta são fornecidos os seguintes fatores: luz, fixação mecânica, calor, ar, água e nutrientes. Com exceção da luz, o solo é agente que supre, no todo ou em parte, o conjunto de todos os outros fatores.

A parte sólida de um solo é constituída por material mineral e orgânico, interligados entre si. O solo cujo material mineral sólido é constituído por partículas de maior tamanho tem aspecto cascalhento ou arenoso; em outros predominam as partículas coloidais, dando ao solo características argilosas (BUCKMAN; BRADY, 1968; KIEHL, 1979). As partes líquida e gasosa ocupam os poros do solo, que são os volumes de vazios deixados entre as partículas sólidas (KIEHL, 1979). O volume total de um solo, de acordo com Mantovani (1987), é constituído do volume das partículas minerais e orgânicas do solo e do volume de poros entre as partículas.

Segundo Caputo (1973) o solo é um material constituído por um conjunto de partículas sólidas, deixando entre si vazios que poderão ser preenchido, parcial ou totalmente, pela água ou o ar. Quando o espaço poroso estiver totalmente preenchido com água, compreende-se que o solo está saturado; em caso contrário, o solo está não saturado, quando o solo estiver completamente seco e o espaço poroso ocupado pelo ar (KIEHL, 1979).

Alguns autores, como Kiehl (1979), Buckman e Brady (1968), Alvarenga et al. (1987) e Camargo et al. (1997), afirmaram que um solo ideal com ótimas condições para o crescimento vegetal deve apresentar 50% do volume em sólido, dos quais 45% é constituído de matéria mineral e 5% de matéria orgânica. Os outros 50% representam o

volume dos poros (ar e água), dos quais entre 20-30% é água e entre 20-30% é ar de acordo com Buckman e Brady (1968) e Alvarenga et al. (1987), e segundo Kiehl (1979) e Camargo e Alleoni (1997) esta proporção deve ser de 33,5% para a água (microporos) e de 16,5% para o ar (macroporos).

Por ser apenas um modelo teórico, um solo dessa natureza dificilmente será encontrado na prática (ALVARENGA et al., 1987). Em situações naturais, a proporção de ar e água estará sujeita às grandes flutuações, dependendo das condições meteorológicas e de outros fatores (BUCKMAN; BRADY, 1968).

#### **4.2 Porosidade do solo**

A porosidade de um solo pode ser definida como sendo o volume de vazios ou ainda o espaço do solo não ocupado pelos componentes orgânicos e minerais (KIEHL,1979). Esta constitui uma rede de poros conectados entre si, de tamanhos variados, que permitem o movimento de água e de ar no interior do solo, sendo a qualidade dessa rede de poros e a sua continuidade denominada estrutura do solo. Segundo Camargo e Alleoni (1997), a estrutura do solo se refere ao arranjo, orientação e à organização de suas partículas sólidas e à geometria do espaço poroso. A relação entre o volume ocupado por estas frações (água e/ou ar) e o volume total de uma massa de solo é chamada porosidade total (CAPUTO, 1973).

A porosidade depende da composição granulométrica e da estrutura dos solos, desse modo os seus limites de variação podem ser muito amplos; solos com partículas de tamanho uniforme são mais porosos do que os de partículas de diferentes tamanhos (KIEHL,1979). Segundo o mesmo autor, a porosidade total de um solo não constitui uma informação muito importante para caracterizar suas propriedades, o que é necessário saber é a distribuição do tamanho de seus poros. Em 1860 Schumacher classificou a porosidade em duas classes: a porosidade capilar, hoje denominada microporosidade e a porosidade não-capilar atualmente referida como macroporosidade (KIEHL,1979). De acordo com Héning et al. (1976) a macroporosidade corresponde aos poros mais grossos, poros de maior diâmetro (acima de 50  $\mu$  m); os que serão utilizados para a circulação da água com certa rapidez, passando os vazios a serem ocupados pelo ar, e a microporosidade corresponde

ao volume dos poros mais finos, poros de menor diâmetro (abaixo de 50  $\mu\text{m}$ ); principal responsável para a retenção e a armazenagem da água no solo.

Um solo bem estruturado possui elevada porosidade, o que possibilita fácil penetração de água e das raízes, boa circulação de ar e grande facilidade no manejo do solo (JORGE,1969). A estrutura do solo influencia o crescimento das plantas de várias formas, sendo os efeitos sobre o alongamento radicular os mais claros e determinantes sobre a habilidade das raízes em extrair água e nutrientes do solo em quantidades adequadas (MÜLLER et al., 2001).

O sistema de manejo é um fator que está correlacionado com a estrutura do solo (KIEHL,1979) e, portanto, modificações na estrutura do solo irão produzir um rearranjo na rede de poros com conseqüente movimentação de água e ar no solo, podendo acarretar diminuição na porcentagem dos espaços vazios, afetando as propriedades físicas, químicas e biológicas do solo.

Segundo Machado et al. (1978) e Alvarenga et al. (1987) o uso agrícola intensivo do solo provoca alterações nas suas características físicas, promovendo a deterioração destas, e com o cultivo anual aumentam-se a microporosidade e a densidade do solo, e como conseqüência há a redução da porosidade, dificultando o desenvolvimento do sistema radicular e diminuindo a disponibilidade da água para as plantas.

### **4.3 Compactação do Solo**

A compactação constitui um campo de pesquisa de crescente interesse nos dias atuais devido à degradação da qualidade física do solo, causada com o aumento da mecanização agrícola, da prática de manejo do solo e pelo pisoteio dos animais acarretando alteração no arranjo das partículas do solo tornando-os mais densos, e concorrendo para a redução da produtividade.

Diversos fatores ocasionam um crescimento deficiente do sistema radicular de plantas cultivadas, podendo ser citadas dentre estas a compactação do solo. A compactação do solo é um fator limitante, muitas vezes, de dimensões sérias, pois ao causar

restrição ao crescimento e desenvolvimento radiculares, acarreta uma série de problemas que afetam direta e indiretamente a produção das plantas (CAMARGO; ALLEONI, 1997).

O termo compactação, segundo Miranda et al. (2003), refere-se ao processo de compressão do solo não saturado, provocando mudança na estruturação das partículas, ocorrendo aumento da densidade em consequência da redução do volume pela expulsão do ar de seus poros devido ao manejo inadequado do solo.

Segundo Mantovani (1987) a compactação do solo fica caracterizada quando a proporção do volume total de poros, para certo volume de solo, é inadequada ao máximo desenvolvimento de uma cultura ou manejo eficiente do campo.

Os conhecimentos da compactação do solo e de sua relação com os tipos de operações agrícolas são elementos importantes no manejo adequado das condições físicas do mesmo para a otimização dos sistemas de produção agrícola (FERNANDES; SOUZA, 2003; OLIVEIRA et al., 1998; PEREIRA; BENEZ, 1998).

A compactação tem sido identificada como uma das principais causadoras da degradação dos solos. O efeito da compactação afeta as propriedades físicas do solo, aumentando a densidade e a sua resistência mecânica e diminuindo a porosidade total, tamanho e continuidade dos poros, a absorção de nutrientes, a infiltração e redistribuição de água, as trocas gasosas e o desenvolvimento do sistema radicular, resultando em decréscimo da produção, aumento de erosão e da energia necessária para o preparo do solo (DIAS JUNIOR et al., 1996; MIRANDA et al., 2003).

Oliveira et al (1998) citaram que a compactação é descrita como o ato ou ação de forçar a agregação das partículas do solo, reduzindo o volume por elas ocupada, podendo ser descrita em termos da tensão aplicada no solo e das mudanças resultantes nas condições dele. As mudanças que ocorrem nas propriedades físicas do solo incluem: aumento na densidade natural do solo, decréscimo no volume de macroporos, infiltração e movimento interno de água mais lento, aeração mais pobre e maior resistência mecânica do solo ao crescimento de raízes.

De acordo com Lanças (2000 apud NAGAOKA, 2003), a compactação do solo é um processo de aumento da densidade e da resistência do solo, e de redução da permeabilidade, resultante de cargas aplicadas, implicando na redução do volume de poros, principalmente macroporosidade ou porosidade de aeração. Esta pode afetar diversas

características do solo, tais como a condutividade hidráulica, a temperatura, a infiltração de água e outras características ligadas à porosidade. Ainda, além de a compactação alterar a estrutura física do solo, esta traz inúmeros efeitos nocivos ao mesmo, tais como: impedimento do crescimento das raízes, diminuição da ação capilar do solo (microporosidade), e redução da infiltração da água provocando erosão nos solos em declive.

McKyes (1985) definiu a compactação do solo como um aumento da sua densidade, a partir de um rearranjo da disposição das partículas sólidas causando a redução da porosidade total do solo. A compactação, segundo o mesmo autor, pode resultar de causa natural ou artificial. Compactação de causa natural pode ocorrer com o impacto das gotas da chuva, umidade, tensão interna da água; a de causa artificial ocorre devido à pressão exercida por máquinas usadas no manejo do solo.

Para Camargo e Alleoni (1997) a compactação do solo é resultante de duas forças que atuam no solo e que podem ser classificadas como externas e internas. Forças externas resultam do tráfego de veículos, animais ou pessoas, assim como do crescimento das raízes grandes que empurram as partículas do solo para forçar sua passagem, podendo até causar compactação. As forças internas resultam de ciclos, como congelamento e degelo, umedecimento e secamento, e expansão e contração da massa do solo. Quando expressas como pressão, essas forças provavelmente têm a mesma ação no sistema, não sendo necessária distinção entre elas.

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 estrutura do solo, ou seja, pela presença dos agregados e pelo espaço poroso (ARAÚJO, 2004).

A compactação, reconhecidamente uma das principais causas da degradação em áreas cultivadas como consequência do manejo inadequado do solo, é resultante da ação dos implementos de seu preparo, da pressão exercida pelas rodas do intenso tráfego de tratores e máquinas agrícolas e pelo pisoteio animal em áreas de integração lavoura-pecuária (ALBUQUERQUE et al., 2001; ALVARENGA et al., 1987).

Conforme citado em Castro Neto (2001), a compactação do solo tem ocorrido em consequência da intensiva mobilização do solo sob condições inadequadas de umidade. Nas pastagens, o pisoteio excessivo do gado tem sido a causa da compactação na

camada superficial (GREENWOOD et al., 2001). Já nas áreas reflorestadas, a compactação do solo ocorre principalmente durante as operações de colheita, por causa do tráfego de máquinas de corte, da extração e do escoamento da produção (DIAS JUNIOR et al., 1999).

O uso de máquinas e equipamentos na agricultura vem contribuindo para o aumento da produtividade, entretanto, a passagem sucessiva desses elementos na mesma área, aumenta a densidade deste solo e a resistência à penetração das raízes, influenciando negativamente no desenvolvimento das plantas cultivadas nestes solos (RUIZ, 2003).

A compactação, segundo Alves et al. (2003), está relacionada com a menor aeração do solo, fluxo de água e resistência à penetração das raízes e, geralmente, a causa é atribuída ao intenso tráfego de máquinas e implementos agrícolas necessários no sistema de plantio. Os autores ainda citam que em razão da aplicação de cargas ou pressões, a compactação provoca um aumento da densidade do solo, pela redução da porosidade e modificação da sua estrutura. Para cada classe de solo, a uma determinada pressão, o grau de compactação dependeria, principalmente, do teor de água.

Fernandes e Lanças (1997) citaram que solos florestais podem ser compactados por animais e também pelas raízes de árvores; porém, mais significativos são os efeitos ocasionados pela mecanização e, particularmente, por máquinas utilizadas no manejo de florestas. A análise mecânica da compactação sob pneus e ferramentas agrícolas não é simples, pois a distribuição da pressão ocorre de maneira não-uniforme no solo (MCKYES, 1985).

Segundo Marshal e Raney (1966 apud NAGAOKA, 2003) as zonas compactadas são definidas como sendo o resultado da deterioração de sua estrutura, tendo como consequência à diminuição da porosidade nas camadas logo abaixo da profundidade de trabalho dos órgãos ativos das máquinas.

A mobilização mecânica e o tráfego de máquinas e implementos agrícolas interferem na estrutura e no grau de cobertura do solo, e os índices de compactação, embora existam outros fatores que exercem influência neles, como a porcentagem de argila e o teor de umidade do solo, são aqueles relacionados com os esforços provocados na superfície (CINTRA et al., 1983).

Mantovani (1987) argumenta que, embora seja a densidade do solo o melhor método direto para determinar a compactação é a porosidade o parâmetro de maior significado para se usar na discussão da compactação do solo, devido à descrição direta da proporção de volume do solo disponível para raízes das plantas, da água e do ar que elas requerem.

O tráfego contínuo de máquinas dentro de uma área tem provocado alterações significativas no solo no que diz respeito à compactação, havendo a necessidade de direcionar a seleção e o manejo dos equipamentos agrícolas e os sistemas de produção, visando obter níveis de compactação ao longo do perfil do solo que não sejam restritivos ao desenvolvimento da cultura (MAZIERO et al., 1997).

Miranda et al. (2003) descreveram que o uso intensivo de mecanização nos solos tem alterado suas propriedades físicas, devido à utilização de máquinas agrícolas pesadas, o que pode causar degradação de sua estrutura com conseqüente compactação, prejudicando as produções agrícolas desses solos

Nagaoka (2001) citou que a movimentação de veículos e máquinas agrícolas, geralmente bastante pesados, e o preparo intensivo do solo têm contribuído para a formação de camadas compactadas. Essas camadas, além de provocarem erosão superficial do solo, refletem na produtividade agrícola, devendo, portanto, haver uma importante relação entre solo/máquina/planta.

Fernandes et al. (1998) avaliaram o nível de compactação do solo causado pelo tráfego de três tipos de máquinas florestais (harvester, forwarder e guincho-arrastador). As variáveis físicas do solo analisado foram a densidade do solo e a resistência do solo à penetração. Foram testados o efeito da máquina, o efeito de profundidade e o efeito da interação entre máquina e a profundidade. Com a análise dos resultados, os autores concluíram que o “forwarder” foi o equipamento que provocou menor compactação do solo.

Guerra et al. (2000) realizaram estudos para investigar os efeitos das cargas no solo que provocam compactação após a passagem de um rolo compactador tracionado por trator de pneus. Foram realizadas duas séries de medições em dois tipos de solos, sendo uma com solo mais úmido e outra com solo seco. Neste estudo concluíram que o número de passadas influenciou na compactação do solo, sendo que na primeira e segunda passada do rolo compactador é que foram causados os maiores aumentos de compactação. Foi



observado ainda que o teor de água no solo é de grande importância na determinação da resistência do solo à penetração representada pelo índice de cone.

A compactação do solo pelo pisoteio animal pode ocorrer devido à umidade elevada do solo durante o pastejo, ao sistema contínuo deste, à alta carga animal e à reduzida massa de forragem nas áreas. O pisoteio animal em toda a superfície e, às vezes, repetidamente no mesmo local, pode promover drásticas alterações nas condições físicas do solo para o crescimento radicular. A extensão e a natureza destes efeitos são determinadas pela taxa de pisoteio, pelo tipo de solos, principalmente pela umidade do solo na ocasião do pastejo (LEÃO et al., 2004).

As pressões exercidas pelo pastejo animal são comparáveis às pressões das máquinas agrícolas (GREENWOOD et al., 1997). Para os autores, a pressão exercida pelo pisoteio de ovelhas é em torno de 50 a 80 kPa, e a pressão exercida por tratores ou veículos rebocados não carregados varia de 60 a 80 kPa.

Lima et al. (2004) citaram que na literatura há indicações de que tratores agrícolas podem exercer no solo pressões com valores entre 70 kPa a 350 kPa. Em sistemas de pastejo os animais podem exercer pressões no solo de até 200 kPa (PROFFITT et al., 1993). Greenwood et al. (1997) indicaram ainda que a pressão exercida pelos animais em movimento é ainda bem maior, podendo ser o dobro, da exercida quando eles estão parados.

Kondo e Dias Junior (1999) em estudo sobre compressibilidade de três latossolos em função da umidade e uso, demonstraram que o efeito da compactação causada por máquinas no preparo do solo atingiu a camada de 20 a 30 cm, e a compactação causada pelo pisoteio de gado em área de pastagem atingiu a camada superficial do solo de 0 a 3 cm.

A compactação do solo, segundo Oliveira et al. (2003), depende do conteúdo de água, da pressão aplicada e do tipo de manejo do solo e tem sido avaliada por métodos que usam estes fatores (CAMARGO; ALLEONI, 1997).

Soehne (1958 apud GREENWOOD et al., 1997) apontou que a distribuição da pressão exercida sobre a mesma superfície vai depender da área de contato; onde a área de contato é menor, a compactação estará localizada próxima à superfície do solo. Greenwood et al. (1997) investigaram os efeitos de longo prazo (superior a 30 anos) da taxa de ocupação (baixa, média e alta) em pastagens de ovelhas e observaram pelas propriedades físicas do solo que a compactação provocada pelo pastejo dos animais foi limitada à camada

dos primeiros 5 cm do perfil do solo quando comparado ao solo não ocupado por pastagens. O pastejo excessivo proporcionou a redução da porosidade, aumento da densidade e da resistência à penetração e, portanto, baixa condutividade hidráulica saturada. Ainda, segundo os mesmos autores, não foram encontradas diferenças nas propriedades físicas do solo sob pastagens para as diferentes taxas de ocupações, mas foram significativas as diferenças notadas entre solos ocupados por pastagens e aqueles não ocupados.

O estado da compactação do solo depende de vários fatores, entre os quais se destacam as características originais de cada solo e às práticas de manejo empregadas (CAMARGO; ALLEONI, 1997).

Os sistemas de manejo do solo têm grandes influências nas propriedades físicas do solo, estando eles relacionados com a compactação (STREK et al., 2004) e, segundo Tavares Filho et al. (2001), as modificações estruturais causadas no solo pelas diferentes práticas de manejo podem resultar em maior ou menor compactação, que poderá intervir na densidade do solo, na porosidade, na infiltração de água no solo e no desenvolvimento radicular das culturas.

Nas práticas de manejo utilizando o sistema de plantio direto, onde o revolvimento do solo se reduz ao longo da linha de plantio (para a abertura do sulco de semeadura), a movimentação do solo é restrita à linha de semeadura, mas a ocorrência sistemática de tráfego de máquinas causa compactação na camada superficial do solo (TORMENA et al., 1998 apud STREK et al., 2004). No sistema plantio direto, devido à ausência do revolvimento da terra, aliado ao tráfego de máquinas, pode haver a compactação em subsuperfície, principalmente em solos com elevados teores de argila (SECCO et al., 2004).

No sistema de manejo convencional, onde a movimentação do solo é realizada por aração, com arado de aiveca, de uma camada mais profunda (20 a 30 cm), seguida de mais duas movimentações da camada já revolvida utilizando gradagem niveladora (RUIZ, 2003), se tem uma intensa mecanização, acentuando os problemas de compactação do solo.

Machado e Brum (1978) estudaram solos submetidos aos sistemas de plantio direto e convencional, comparando-os com solo de mata virgem e campo nativo e observaram alterações físicas decorrentes do manejo em duas profundidades (de 0 a 15 cm e

de 15 a 30 cm) e em quatro condições diferentes de uso e manejo. Concluíram que em solo submetido ao sistema convencional de cultivo, este apresentou alterações na densidade do solo, na porosidade total, na macroporosidade e microporosidade, indicando alto grau de compactação, e evidenciaram a necessidade de implantação de técnicas mais racionais de cultivo.

Segundo Chancellor (1997), conforme citado por Nagaoka (2003), a compactação pode ser avaliada em função da porosidade total, da densidade e da infiltração da água no solo: pode também ser medida através da resistência à penetração, determinada pelo índice de cone. Ainda, como citado em Nagaoka (2003), a determinação da densidade do solo se constituiu no método bastante seguro de avaliação da compactação do solo.

Guimarães et al. (2002) citaram que a compactação é limitante do crescimento radicular das plantas, compromete a capacidade de absorção de nutrientes e água, bem como, a sua fixação ao solo, sobretudo quando a camada de compactação é superficial, afetando ainda a parte aérea das plantas, reduzindo a área foliar e a produtividade.

Guimarães e Moreira (2001) revelaram que as plantas têm melhor desenvolvimento em solos que não apresentam limitação ao crescimento radicular das plantas, portanto com baixa densidade, porém alta o suficiente para oferecer bom contato entre as raízes e as partículas de solo. Os mesmos autores observaram o desenvolvimento do arroz de terras altas em diversos níveis de densidade, avaliando a compactação em um Latossolo Vermelho-Escuro, textura franca, sobre duas cultivares de arroz de terras altas, avaliando o comportamento do arroz após 40 dias de emergência por meio de parâmetros da parte aérea e radicular da planta. O crescimento da parte aérea do arroz de terras altas diminuiu com o aumento da densidade do solo a partir de  $1,2 \text{ kg.dm}^{-3}$ ; as raízes na camada compactada de 0 – 20 cm de profundidade apresentaram engrossamento, em razão do aumento da densidade do solo, e a compactação superficial do solo diminuiu a quantidade de raízes presentes nesta camada e na camada inferior não compactada de 20 a 40 cm de profundidade.

Castro Neto (2001) desenvolveu e avaliou equipamentos e metodologia para a determinação de parâmetros físicos do solo, relacionados a dias trabalháveis com máquinas agrícolas, com ênfase nas características do conjunto trator-implemento e na pressão aplicável ao solo sem que este sofra compactação adicional. Foi observado que houve incrementos na densidade do solo de 25%, 19% e 15%, respectivamente,

para as condições de tráfego a um, dois e quatro dias após a chuva, não ocorrendo incremento significativo para seis dias após a chuva. O autor concluiu que os maiores efeitos da aplicação de rolos compactores e do tráfego por um trator agrícola ocorreram em profundidades inferiores a 20 cm, sendo que o tráfego pelo trator 6 dias após a chuva provocou aumento na resistência à penetração do solo apenas para a camada de 10 a 20 cm.

#### **4.4 Parâmetros Físicos do Solo**

##### **4.4.1 Textura do Solo**

O solo deve apresentar propriedades físicas, químicas e biológicas favoráveis ao desenvolvimento das plantas, pois além de suporte, é também fonte de minerais, água e ar, importantes à vida vegetal. As propriedades físicas do solo dependem de vários fatores, como o tamanho e disposição das partículas e teor em matéria orgânica (JORGE, 1968).

A resistência do solo à compactação depende dos atributos intrínsecos do solo, com a textura sendo um dos mais importantes, pois ele influencia outras propriedades de grande significado para o uso e o manejo do solo (IMHOFF, 2004).

A textura do solo refere-se à distribuição quantitativa das classes de diferentes tamanhos das partículas minerais que formam o solo (BUCKMAN; BRADY, 1968; VIEIRA, 1988). São consideradas partículas minerais: pedras, seixos, cascalhos, areia (com diâmetro de 2,0 a 0,05 mm), silte (diâmetro de 0,05 a 0,002 mm) e a argila (diâmetro menor que 0,002 mm) (BERTONI; LOMBARDI NETO, 1999).

A textura é estudada pela análise granulométrica, a qual permite classificar os componentes sólidos em classes de acordo com os seus diâmetros. Para uma mesma classe há um limite superior e um inferior de acordo com a escala adotada (KIEHL, 1979).

As diversas classes de partículas são denominadas frações granulométricas e o processo analítico pelo qual as porcentagens das várias classes do solo são obtidas são denominados análise mecânica (BUCKMAN; BRADY, 1968), assim quando se fala em porcentagem de areia, porcentagem de silte e porcentagem de argila temos a textura,

mas quando se afirma que um solo é argiloso ou arenoso estamos nos referindo à sua classe textural.

Existem várias classificações para definir as escalas de tamanhos de partículas, as faixas de tamanhos para quatro desses sistemas são mostradas na Figura 1, sendo as mais usadas as escalas desenvolvidas pelo Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (USDA) e da Sociedade Internacional de Ciências do Solo (ISSS) (BUCKMAN; BRADY, 1968; PREVEDELLO, 1996).

Instituto Britânico de Padrões

		0,002	0,006	0,02	0,06	0,2	0,6	2,0 mm		
Argila	Fino	Médio		Grosso	Fino	Médio	Grosso	Cascalho		
	Silte				Areia					
Argila	Silte			Areia				Cascalho		
			Fino	Grosso						
		0,002	0,02		0,2		2,0 mm			

Sociedade Internacional de Ciência do Solo (ISSS)

Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (USDA)

		0,002	0,05	0,10	0,25	0,5	1,0	2,0 mm		
Argila	Silte		Muito Fino	Fino	Médio	Grosso	Muito Grosso	Cascalho		
			Areia							
Argila	Silte		Areia				Cascalho			
			Fino	Grosso						
		0,005	0,05	0,25				2,0 mm		

Administração de Estradas Públicas dos Estados Unidos

Figura1. Classificação das partículas do solo, segundo as escalas (em mm) de tamanhos de partículas.

Na Tabela 1 são mostradas as frações granulométricas dos dois principais sistemas de classificação do solo USDA e ISSS adotadas no Brasil.

Tabela 1. Frações granulométricas segundo os sistemas de classificação USDA e ISSS (diâmetros em mm)

Frações (texturas)	USDA	ISSS
Areia muito grossa	2 a 1	---
Areia grossa	1 a 0,5	2 a 0,2
Areia média	0,5 a 0,2	---
Areia fina	0,25 a 0,1	0,2 a 0,02
Areia muito fina	0,1 a 0,05	---
Silte	0,05 a 0,002	0,02 a 0,002
Argila	menor que 0,002	Menor que 0,002

Fonte: Kiehl, 1979

As partículas do solo de tamanho superior a 2,00 mm são denominadas esqueleto do solo, sendo assim classificadas: cascalho fino ou seixos, de 2,00 mm a 20 mm e cascalho grosso ou pedras, de 20 mm a 50 mm de diâmetro (KIEHL, 1979), e não são incluídas na análise de textura do solo.

Partículas menores que 2,00 mm de diâmetro (argila, silte e areia), são as de maior importância, pois muitas das propriedades físicas e químicas da porção mineral do solo dependem da proporção que contém dessas partículas de tamanho pequeno (BERTONI; LOMBARDI NETO, 1999). Assim acham-se identificados três grupos fundamentais de classes ou frações texturais: areia, silte e argila, para caracterizar a textura (BUCKMAN; BRADY, 1968).

Segundo Bertoni e Lombardi Neto (1999) nenhum solo é composto exclusivamente de uma única fração, há sempre uma mistura das três, e as porcentagens das diversas frações é que diferenciam os tipos de textura. Assim, há por exemplo, de acordo com a nomenclatura brasileira, as seguintes denominações: arenosa, arenosa-francosa, siltosa, silto-francosa, francosa, franco-arenosa, franco-siltosa, argilosa e muito argilosa.

As características mais importantes das várias classes de textura do solo podem ser reconhecidas através das seguintes maneiras:

- a. no campo as porcentagens de partículas de areia, silte e argila em um solo são determinadas através da sensibilidade do tato correlacionadas com o tamanho e a distribuição das partículas do solo (BUCKMAN; BRADY, 1968);
- b. em laboratório a determinação da textura se faz pela análise granulométrica ou textural, tendo por finalidade fornecer a distribuição das partículas menores de 2,00 mm. Neste

caso, dos métodos para a análise textural, os mais utilizados são: tamisamento (para separar areias em suas classes), pipeta (para determinação de argila, podendo também determinar a fração silte) e Bouyoucos (um método expedito) (KIEHL, 1979).

Realizada a análise textural e tendo o conhecimento das proporções de areia, silte e argila a determinação da classificação do solo é feita transportando os resultados analíticos obtidos para um diagrama triangular.

Existem vários modelos de triângulos para auxiliar na classificação das classes texturais. No Brasil os mais utilizados são aqueles cuja composição são definidas pelo USDA, modificado pela Sociedade Brasileira de Ciência do Solo introduzindo mais uma classe textural (argila pesada), e outro proposto pelo Instituto Agrônomo de Campinas (IAC), com base no sistema de classificação definida pela ISSS. Na Figura 2 é mostrado o triângulo de classes texturais (KIEHL, 1979; PREVEDELLO, 1996) adotado pela Sociedade Brasileira de Ciência do Solo com as suas diferentes classes.

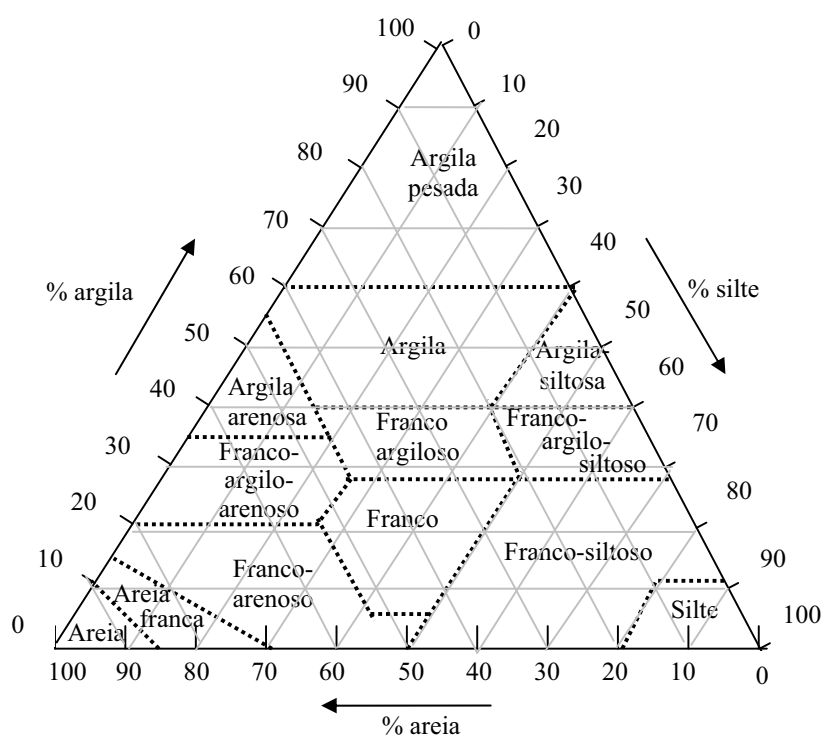


Figura 2. Triângulo da classificação textural (USDA) adotado pela Sociedade Brasileira da Ciência do Solo.

Solos cuja constituição seja de partículas do mesmo tamanho, são menos susceptíveis ao processo de compactação, comparados aqueles onde há mistura de argila, silte e areia. Isto se deve ao fato de as partículas de tamanhos diferentes se arranjam e preencherem os poros quando submetidas a uma pressão no solo (MANTOVANI, 1987).

Bacchi (1976) apud Seixas (1988), citou que os solos mais susceptíveis à compactação são os de textura média à moderadamente grosseira (francos, franco-arenosos, e franco-siltosos), pela maior facilidade de reorganização de suas partículas. Ainda, segundo Seixas (1988), os solos altamente porosos são os mais susceptíveis ao processo de compactação que os solos menos porosos.

Ohu, Ayotamuno e Folorunso (1987), citados por Dias Junior e Miranda (2000), observaram que os solos com classe textural areia franca são mais susceptíveis à compactação do que os solos franco-arenosos devido ao teor de areia do primeiro ser maior do que do solo franco arenoso.

A textura do solo apresenta grande importância no processo de compactação do solo. Quando determinada pressão externa é aplicada ao solo, o incremento da pressão exercida por máquinas, equipamentos de transporte ou animais faz com que ocorra um novo acomodamento e/ou arrançamento das partículas, diminuindo o espaço aéreo do solo, incrementando a densidade e a resistência à penetração e, decorrente disso, aumentando a compactação (LIMA, 2004).

A textura do solo influencia o processo de compactação, pois modifica várias propriedades do solo como a relação do tamanho dos poros, retenção de água, densidade do solo e resistência crítica do solo à penetração (ALBUQUERQUE et al., 2001).

#### **4.4.2 Densidade do Solo**

A densidade do solo é um parâmetro que expressa o peso do solo considerando o espaço total do solo, ou seja, é uma medida de peso em que é levado em conta o volume ocupado pelos sólidos e pelos espaços porosos em conjunto (BUCKMAN; BRADY, 1968).

Pela sua relação direta com a compactação do solo, a densidade é a propriedade física mais comumente usada para se descrever o estado de compactação



(CAMPBELL, 1994 apud ARAUJO, 2004). Segundo Mantovani (1987), o melhor método direto para se determinar a compactação do solo é o da densidade do solo, já de acordo com Camargo e Alleoni (1997) pode-se dizer que a densidade do solo é a medida quantitativa mais direta da compactação.

A densidade do solo ( $D_s$ ), também denominada como densidade aparente ou densidade global, é definida pela relação existente entre a massa ( $m_s$ ), em kilogramas, de uma amostra do solo seco a 110° C e a soma dos volumes ( $V_t$ ), em decímetros cúbicos, ocupados pelas partículas e pelos poros, isto é, a densidade do solo é a razão entre a massa seca e o volume total do solo, representada pela seguinte expressão matemática:

$$D_s = \frac{m_s}{V_t} \frac{kg}{dm^3} \quad (1)$$

em que  $V_t$  inclui o espaço ocupado por água e ar (KIEHL, 1979).

Os valores encontrados pela expressão (1) são bastante variáveis de acordo com as características do solo, pois a densidade depende da textura, da estrutura e do grau de compactação do solo (RUIZ, 2003). A fase líquida também afeta o volume aparente, fazendo variar a densidade aparente conforme o estado de umidade do solo (KIEHL, 1979).

A amplitude de variação da densidade do solo se situa dentro dos seguintes limites médios, segundo Kiehl (1979): solos argilosos, de 1,00 a 1,25 kg.dm<sup>-3</sup>; solos arenosos, de 1,25 a 1,40 kg.dm<sup>-3</sup>; solos humíferos, de 0,75 a 1,00 kg.dm<sup>-3</sup> e solos turfosos, de 0,20 a 0,40 kg.dm<sup>-3</sup>.

Camargo e Alleoni (1997), citaram que devido à forma, ao tamanho e ao arranjo diferenciado das partículas de areia e argila, os valores médios de densidade de solos arenosos (1,20 a 1,40 kg.dm<sup>-3</sup>) são maiores do que os solos argilosos (1,00 a 1,20 kg.dm<sup>-3</sup>). Segundo os mesmos autores, deve-se ter muito cuidado ao considerar o valor absoluto como referência para concluir se um solo está ou não compactado. São considerados valores críticos (BOWEN, 1981 apud CAMARGO; ALLEONI, 1997) os valores de 1,55 kg.dm<sup>-3</sup> para solos franco-argilosos a argilosos e 1,85 kg.dm<sup>-3</sup> para solos arenosos a franco-arenosos ocorrendo restrição ao desenvolvimento de raízes quando os solos estiverem na “capacidade de campo”.

Segundo Carvalho et al. (2004) não existe um consenso entre os autores sobre um valor específico que evidencia o nível crítico para a densidade do solo, valor acima do qual o solo é considerado compactado. Goedert et al. (2002) indicam que valores entre  $0,7 \text{ kg.dm}^{-3}$  a  $1,0 \text{ kg.dm}^{-3}$  podem ser considerados normais em Latossolo Vermelho, e propuseram  $0,9 \text{ kg.dm}^{-3}$  como limite permitido quando se deseja sustentabilidade no caso de Latossolos.

Machado e Brum (1978) afirmaram que a variação nos valores da densidade do solo, em sua maior parte, é devida à diferença no volume total dos poros. Para um mesmo solo pode-se ter distintos valores de densidade, segundo as variações que se produzem no volume de poros.

Vários métodos são usados para a determinação da densidade do solo, podendo estes ser classificados em métodos destrutivos e métodos não destrutivos. Os métodos destrutivos são aqueles que dependem da retirada de uma amostra representativa do solo, devendo apresentar o mínimo possível de perturbação. Neste caso, uma amostra de solo de volume conhecido é removida, secada e pesada e a densidade é calculada pela relação entre o peso seco e volume.

Dentre os métodos destrutivos para a determinação da densidade do solo, destacam-se, segundo Kiehl (1997): o **método do balão volumétrico** (que consiste em encher um balão volumétrico de vidro, de paredes grossa e resistentes, com terra seca ao ar, colocando pequenas porções de cada vez, apoiando o balão sobre uma mesa e batendo com o punho nas paredes do frasco, a fim de fazer com que a terra se acame), o **método do anel ou cilindro volumétrico** (que consiste no uso de um anel de aço, conhecido como anel de Kopeck, de bordas cortantes e capacidade interna conhecida, geralmente  $50 \text{ cm}^3$ . Crava-se o anel na parede do perfil ou no próprio solo, por pancadas ou pressão, removendo-o a seguir com excesso de terra, a qual será desbastada com o auxílio de uma faca cortante, até igualar com ambas as bocas do anel), **método do torrão impermeabilizado** (que consiste na impermeabilização; com parafina, borracha crua dissolvida, resina, de um torrão ou conglomerado, de maneira a permitir mergulhá-lo em água ou outro líquido, a fim de determinar seus volumes).

Os métodos não destrutivos são aqueles em que são usados aparelhos mais sofisticados (CAMARGO; ALLEONI, 1997) que permitem a obtenção de melhores

resultados. Estes consistem em determinar os valores da densidade do solo tanto em laboratório como diretamente no próprio campo, através de técnicas como moderação de nêutrons (KIEHL, 1979), que consiste na aplicação de radiação de nêutrons em amostras de terras levadas ao laboratório, ou transportando o aparelho ao campo e determinando a densidade do solo no próprio local, e a tomografia computadorizada de raios gama (CAMARGO; ALLEONI, 1997).

Segundo Kiehl (1979) quanto mais elevada for a densidade, para uma mesma classe de solo, maior será a sua compactação e o solo apresentará menor grau de estruturação, menor porosidade total e maiores serão suas restrições para o crescimento e desenvolvimento das plantas. A densidade pode ser interpretada como estimativa da porosidade e compactação do solo, pois, para uma mesma classe textural, quanto maior a densidade, menor será a quantidade de vazios no solo.

De acordo com Pedrotti et al. (2001) a densidade do solo reflete o arranjo das partículas do solo, que por sua vez, define as características do sistema poroso. A densidade do solo geralmente aumenta com a profundidade do perfil do solo, pois as pressões exercidas pelas camadas superiores sobre as subjacentes provocam o fenômeno da compactação, reduzindo a porosidade (KIEHL, 1979).

Anjos et al. (1994) citaram ter sido constatado, em diversos trabalhos, o efeito dos diferentes sistemas de uso e manejo do solo em suas propriedades físicas. Em geral, verifica-se um aumento da densidade do solo e uma diminuição da porosidade, da infiltração e condutividade hidráulica, quando os solos são submetidos a diferentes sistemas de manejo, em relação ao seu estado natural. Segundo Oliveira Filho et al. (1987) o manejo inadequado do solo contribui para o aumento da densidade, pela compactação da camada superior das terras de cultura.

Segundo Pedrotti e Dias Junior (1996), citados por Pedrotti et al. (2001), a densidade do solo é um dos mais importantes parâmetros físicos para caracterizar e avaliar os efeitos de diferentes sistemas de manejo na compactação do solo.

O cultivo intensivo aumenta a densidade das camadas superficiais do solo (MACHADO; BRUM, 1978). Segundo Buckman e Brady (1968) para um solo localizado no estado de Iowa (EUA), de textura barro síltico (franco-siltoso), para um período superior a 50 anos de cultivo, chegou a apresentar uma densidade aparente de  $1,13 \text{ kg.dm}^{-3}$  e 56,2% de

porosidade total e que o mesmo solo não cultivado apresentava uma densidade aparente de  $0,93 \text{ kg.dm}^{-3}$  e uma porosidade de 62,7%. Como se pode observar, o cultivo num prazo superior a 50 anos, aumentou a densidade aparente das camadas superficiais do solo.

Segundo Pritchett e Fisher (1987 apud SILVA, 2003) o pisoteio de animais, o emprego de maquinaria pesada de colheita, uso recreacional intensivo ou movimentação enquanto o solo está úmido são fatores de aumento da densidade do solo, especialmente em solos de textura fina. Areias compactadas com densidade além de  $1,75 \text{ kg.dm}^{-3}$  ou argilas com densidades maiores que  $1,55 \text{ kg.dm}^{-3}$  podem impedir a penetração de raízes das árvores.

Lorimer e Douglas (1995), citados em (MARTINS et al., 2002), estudaram as alterações dos atributos físicos do solo sob diferentes coberturas vegetais e observaram que, na camada superficial, solos sob pastagem plantada e floresta nativa apresentaram menor densidade do solo do que solos sob seis cultivos contínuos de trigo.

Benez e Gamero (1982) estudaram o efeito do sistema de plantio direto e de preparo convencional, no início e após colheita, à profundidade de 0 cm a 10 cm, e verificaram que a densidade do solo foi significativamente maior nos preparos com aração do que no sistema de plantio direto, e concluíram que a densidade do solo sofreu variações induzidas pelas operações de preparo, não indicando mudanças significativas por ocasião da colheita.

Em estudos realizados por Cintra et al. (1983) para avaliar características físicas de um Latossolo Roxo Distrófico, em solos com sistema de cultivo convencional por mais de 15 anos com sucessão trigo-soja e em solo sob mata, concluíram que solos cultivados convencionalmente apresentaram em profundidade próximas a superfície níveis altos de densidade do solo, menor porosidade e baixa taxa de infiltração de água em comparação aos mesmos solos sob mata nativa.

#### **4.4.3 Teor de Água no Solo**

A umidade do solo é o mais importante atributo a ser levado em conta ao se tratar de compactação de solo (CAMARGO; ALLEONI, 1997), podendo ser determinada, segundo Caputo (1973), pela razão entre o peso da água (em gramas) contida

num certo volume de solo e o peso da parte sólida (em gramas) existente neste mesmo volume, expressa em porcentagem, representada pela expressão matemática:

$$\theta = \frac{P_a}{P_s} \frac{g}{g} \times 100 \quad (2)$$

sendo  $\theta$  teor de umidade,  $P_a$  o peso da água e  $P_s$  o peso do solo seco.

A água é um dos principais componentes do solo, ocupando juntamente com o ar, todo o espaço poroso existente (KIEHL, 1979), sendo que a máxima presença de um dos componentes implica na ausência do outro. O equilíbrio entre os componentes visa um adequado suprimento de água e ar para as plantas, constituindo um dos mais importantes fatores do solo, indicando a sua adequação como meio de desenvolvimento radicular (PREVEDELLO, 1996).

De acordo com Mantovani (1987) o teor de água tem grande influência no processo de compactação do solo, sendo que o teor de umidade favorece a obtenção da densidade do solo, ficando este próximo ao da umidade correspondente à capacidade de campo.

Segundo Camargo e Alleoni (1997) as operações no solo devem ser realizadas com a umidade adequada, sempre mais secos do que úmidos, pois nestas condições a resistência à compactação é maior.

Segundo Beltrame et al. (1981) o preparo do solo destrói a estrutura natural da camada arável, e quando realizados sob condições de excesso de umidade causam compactação, reduzindo as taxas de infiltração, aumentando o volume do escoamento superficial, principalmente nos solos com declividade acentuada. Nas áreas com baixa declividade a compactação promove a redução das taxas de infiltração aumentando o tempo de encharcamento, diminuindo consideravelmente o tempo disponível para seu preparo.

De acordo com Camargo e Alleoni (1997) seja qual for a operação agrícola, se efetuada quando o solo apresenta teor de água inadequado, provocará deterioração em seus atributos físicos, especialmente, estrutura e agregação. Segundo os autores, a mobilização excessiva (tráfego de máquinas e da movimentação do solo por implementos sobre o mesmo local), produz um número muito grande de pequenos agregados facilitando a

formação de crostas na superfície, fazendo com que haja uma inadequada infiltração de água, tanto na camada superficial como no subsolo.

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

Segundo Harris (1971 apud ARAÚJO, 2004), em geral, quanto maior o teor de umidade do solo maior a compactação para uma mesma pressão aplicada, 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.

Pereira e Benez (1998) analisaram o efeito de vários níveis de teor de água e da carga aplicada na compactação de uma Terra Roxa Estruturada em amostras de classes de agregados, e concluíram que o menor nível de teor de água proporcionou menor densidade do solo para as condições de agregados e pressão aplicada, e que a compactação do solo é função do teor de água, da pressão aplicada e do tamanho de agregados com maior efeito na camada próxima a superfície do solo.

## **4.5 Parâmetro Mecânico do Solo**

### **4.5.1 Resistência à Penetração**

Um dos indicadores de compactação do solo é a resistência do solo à penetração, que descreve a resistência física que o solo oferece a algo que tenta se mover através dele, como uma raiz em crescimento ou uma ferramenta de cultivo (GENRO JUNIOR et al., 2004). Para Balastreire (1990 apud SILVA, 2003), a resistência à penetração do solo, ou penetrabilidade, é a resistência oferecida à introdução de um corpo sólido na massa de solo. Segundo Perez-Gomar et al. (2002) a resistência à penetração pode ser utilizada para medir a resistência do solo ao tráfego com maquinaria, a resistência à penetração de raízes, a resistência a emergência de plântulas após semeadura e o estado de compactação existente.

A resistência mecânica à penetração vem sendo utilizada, há anos, em diversos campos da pesquisa agrônômica em várias aplicações, como exemplo: na detecção de camadas compactadas, no estudo da ação de ferramentas de máquinas no solo, no

conhecimento de processos de umedecimento, conforme citado por Cunha et al. (2002), e tem sido utilizada para avaliar o crescimento das culturas, estudar o alongamento das raízes e, também, avaliar o esforço necessário para a emergência das sementes (SANTOS; LANÇAS, 1999).

Segundo Bradford (1986 apud MAIA, 1999) a resistência do solo à penetração pode ser considerada um dos fatores mais importantes para se avaliar o grau de dificuldade que o solo oferece ao desenvolvimento das raízes de uma determinada cultura.

De acordo com Vaz e Hopmans (2001) a resistência mecânica do solo à penetração é um importante parâmetro do solo que afeta o crescimento da raiz, o transporte de água e o controle de nutrientes na zona de enraizamento e, segundo Letey (1985), constitui uma das propriedades físicas do solo diretamente relacionados com o crescimento das plantas. O aumento da resistência à penetração do solo reduz a taxa de crescimento das raízes, indiferentemente se for consequência do aumento da densidade ou pela redução do conteúdo de água (STRECK et al., 2003).

Segundo Pedrotti et al. (2001) a resistência à penetração está relacionada com a textura do solo, com os solos arenosos apresentando menor resistência à penetração do que solos argilosos devido à menor coesão entre as partículas de areia em relação às de argila. Vaz e Hopmans (2001) caracterizaram a resistência à penetração do solo como uma propriedade que depende, além da textura, de outros fatores tais como a densidade do solo, o teor de água, agregação, cimentação e da mineralogia.

A resistência do solo à penetração, segundo Mantovani (1987), é um indicador secundário de compactação, não sendo, pois, uma medição física direta de qualquer condição do solo, tendo outros fatores, além da compactação, que afetam a resistência do solo, dentre os quais se destaca o teor de umidade do solo.

De acordo com Klein et al. (1998) a resistência do solo é influenciada por diversos fatores, citando que os mais importantes são a densidade do solo e a umidade do solo. Ainda, segundo os mesmos autores, como a resistência do solo à penetração aumenta com a densidade do solo e diminui com a umidade do solo, é fundamental que, quando a influência de um está sendo estudada, a influência da outra deverá ser controlada.

No campo, a resistência à penetração é bastante variável, sendo muito influenciada pelas condições do manejo dado ao solo, intensidade de tráfego das máquinas

agrícolas, do pisoteio animal sobre o solo e é dependente da umidade do solo (SILVA et al., 2004).

Na avaliação da resistência mecânica à penetração de raízes no solo, têm sido utilizados, na maioria das pesquisas, estudos de penetrometria por causa da facilidade e rapidez na obtenção dos resultados, apesar das diferenças entre uma raiz e um cone metálico (PRADO et al., 2002).

O impedimento físico à penetração que apresenta um solo é freqüentemente medido usando um penetrômetro, embora sejam estes muito mais resistentes que as raízes das plantas (WHALLEY et al., 2005), fornecendo boas estimativas da resistência mecânica do solo à penetração das raízes (IMHOFF et al., 2000), sendo a medida da resistência à penetração expressa pela relação entre a força exercida para fazer penetrar um cone metálico no solo e sua área basal, comumente denominada índice de cone.

Os penetrômetros vêm sendo empregados em grande escala no meio agrícola, para diversas aplicações, de acordo com Bianchini et al. (2002), por serem de utilização fácil, rápida e barata, com fácil interpretação dos resultados, principalmente para a determinação da resistência do solo à penetração de raízes e detecção de camadas de solo compactadas. Apesar das vantagens do uso dos penetrômetros, a resistência do solo à penetração varia diretamente com a densidade do solo e inversamente com o conteúdo de água no solo, dificultando a interpretação caso esses fatores não sejam levados em consideração (IMHOFF et al., 2000).

O princípio do penetrômetro, de acordo com Camargo e Alleoni (1997), é baseado na resistência do solo à penetração de uma haste, após recebimento de um impacto provocado pelo deslocamento vertical de um bloco de ferro colocado na parte superior da haste, por uma distância conhecida, normalmente 40 cm. Segundo os mesmos autores, quando o aparelho atinge zonas compactadas maior é o número de impactos para que a haste desça um comprimento conhecido, indicando uma resposta à maior resistência do solo à penetração.

Em função do princípio de penetração, os penetrômetros podem ser denominados de estáticos ou dinâmicos (BEUTLER, 2003). Penetrômetros estáticos consistem de uma agulha, com um cone na extremidade, ligada a um medidor da força ou pressão aplicada (HERRICK; JONES, 2002 apud LEÃO, 2002), quando o conjunto é pressionado



contra o solo a resistência à penetração é registrada em um dinamômetro (BEUTLER, 2003). A força exercida pelo operador é normalizada com a área basal do cone fornecendo o parâmetro índice de cone, em geral, registrado em megapascal (MPa). Penetrômetros dinâmicos são baseados no fornecimento de uma quantidade de energia cinética ao penetrômetro, o que faz com que uma haste penetre o solo em decorrência do impacto de um peso que cai em queda livre de uma altura constante e a mesma se move uma determinada distância através do solo (BEUTLER, 2003; STOLF, 1991 apud LEÃO, 2002).

Na obtenção do índice de cone podem ser utilizados penetrômetros manuais ou hidráulicos. Os penetrômetros manuais podem causar imprecisões de leitura devido à impossibilidade do operador manter uma velocidade constante durante o tempo de penetração da haste. A grande vantagem dos penetrômetros hidráulicos em relação aos manuais é que o primeiro opera com velocidade de penetração constante independente da força resistente do solo, o que é praticamente impossível de se obter com os de acionamento manual, segundo Lanças et al. (1996 apud SANTOS et al., 1999).

Camargo e Alleoni (1997 apud NAGAOKA, 2003) apontaram alguns cuidados que devem ser tomados quando da utilização de um penetrômetro para a obtenção de dados quando se pretende avaliar a resistência à penetração, alertando sobre alguns itens que, se observados, poderão evitar problemas:

- a resistência do solo à penetração é influenciada pela textura do solo;
- a utilidade do penetrômetro na medida da compactação do solo é limitada às medidas feitas para o mesmo solo à mesma umidade;
- a maioria dos penetrômetros tem diâmetro maior que as porções das raízes que estão se alongando;
- a resistência real exercida pelo solo à penetração radicular é, em geral, menor que a resistência medida pelo penetrômetro;
- a ponta da raiz tem normalmente camadas de mucilagem que reduzem o coeficiente de fricção na superfície de contato com o solo quando comparado ao penetrômetro;
- a raiz se deforma facilmente, enquanto a ponta do penetrômetro é rígida;
- deve-se tomar muito cuidado ao usar o penetrômetro em solos pedregosos, pois apenas um fragmento de rocha pode invalidar a leitura;
- penetrômetros diferentes, em solos iguais, dão medidas diferentes da resistência do solo.

De acordo com Lins e Silva (1995) as medidas dos penetrômetros, para a obtenção do índice de cone do solo, foram padronizadas pela Sociedade Americana de Engenharia Agrícola, ASAE (1978), traduzido do inglês American Society of Agricultural Engineers, para atender os seguintes propósitos:

- Promover um método comum, para expressar as propriedades mecânicas do solo e facilitar as interpretações e comparações entre os trabalhos produzidos nos diferentes centros de pesquisas;
- Atender a necessidade de comparações das propriedades dos solos, em trabalhos que utilizam diversos tipos e condições de solos; e,
- Promover um sistema de caracterização de propriedades do solo, no qual pode ser possível estabelecer relações de desempenho e predição de modelos.

Apesar das limitações, a resistência à penetração do solo é frequentemente utilizada para indicação comparativa de compactação, por causa da facilidade e rapidez, na qual numerosas medidas podem ser realizadas, com os resultados expressos em termos de força por unidade de área do cone na ponta do penetrômetro (MANTOVANI,1987).

Canarache (1990 apud CAMARGO; ALLEONI, 1997) sugeriu que valores superiores a 2,5 MPa começam a restringir o pleno crescimento das raízes das plantas, conforme a Tabela 2.

Tabela 2. Limites de classes de resistência de solos à penetração e graus de limitação ao crescimento das raízes

Classes	Limites (MPa)	Limitações ao crescimento das raízes
Muito baixa	Menor de 1,1	Sem limitação
Baixa	1,1 a 2,5	Pouca limitação
Média	2,6 a 5,0	Algumas limitações
Alta	5,1 a 10,0	Sérias limitações
Muito alta	10,1 a 15,0	Raízes praticamente não crescem
Extremamente alta	Maior de 15,0	Raízes não crescem

Fonte: Camargo e Alleoni, 1997

Alguns pesquisadores consideram a resistência à penetração restritiva ao crescimento radicular acima de certos valores que variam de 1,5 a 3,0 MPa segundo Grant e Lanfond (1993) e de 2,0 a 4,0 MPa segundo Arshad et al. (1996), conforme citados em Silva et al. (2000). Beutler e Centurion (2003) citaram os autores Nesmith (1987), Toop et al. (1994), Arshad et al. (1996), Tormena et al. (1998), Imhoff et al. (2000) que consideram críticos valores de resistência à penetração variando entre 1,5 a 4,0 MPa, sendo, em geral, o valor de 2,0 MPa aceito como impeditivo para o crescimento radicular segundo Tormena et al. (1998). Sene et al. (1985), citados por Camargo e Alleoni (1997), consideraram como críticos os valores variando de 6,0 a 7,0 MPa para solos arenosos e em torno de 2,5 MPa para solos argilosos.

Como citado em Mantovani (1987) e Castro Neto (2001), a resistência à penetração pode ser obtida facilmente em diversas profundidades, entretanto, para que os dados possam ser comparados, o teor de umidade deverá ser o mesmo em todos os níveis de profundidade.

Na interação da resistência à penetração com outros atributos, como a densidade do solo e o teor de água, Mantovani (1987) afirmou que há um aumento na resistência à penetração com o incremento da densidade do solo. Stirzaker et al. (1996 apud BEUTLER, 2003) verificaram que o efeito do conteúdo de água na resistência à penetração foi maior com o aumento da densidade do solo, sendo que pequenas alterações na densidade proporcionaram acentuado aumento da resistência à penetração em solos mais compactados e secos.

#### **4.6 Conceitos e Fundamentos sobre Conjuntos e Lógica Fuzzy**

Na teoria de conjuntos clássica, segundo algum critério, um elemento pertence ou não a um dado conjunto, estando a pertinência do elemento baseado na função característica, dada pela definição;

Definição 1. (Função característica)

Seja  $U$  um conjunto universo de discurso,  $A$  um subconjunto de  $U$  ( $A \subseteq U$ ), e  $x$  um elemento particular de  $U$ . Define-se a função característica como sendo uma função  $\mu_A : U \rightarrow \{0, 1\}$  com

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in A \\ 0, & \text{se } x \notin A \end{cases} \quad (3)$$

Pode-se observar que a função característica, assim definida, é um mapeamento do conjunto universo  $U$ , para os elementos do conjunto  $\{0, 1\}$ , assumindo deste modo apenas valores discretos e dividindo o conjunto universo em duas partes com fronteiras bem definidas.

A teoria dos conjuntos fuzzy, introduzida por Zadeh (1965), surgiu como um meio de representação e manipulação de dados imprecisos, e são conjuntos que não possuem fronteiras bem definidas como na teoria usual de conjuntos. Estes foram propostos pelo fato dos conjuntos clássicos apresentarem limitações para lidar com problemas onde transições (passagem de pertinência para a não pertinência) de uma classe para outra acontecem de forma lenta e gradual.

Zadeh (1973) propôs uma caracterização mais ampla, generalizando a função característica de maneira que esta pudesse assumir um número infinito de valores no intervalo  $[0, 1]$ , sugerindo que alguns elementos são mais membros (pertinentes) de um conjunto do que outros. Neste caso, o grau de pertinência pode assumir qualquer valor no intervalo fechado  $[0, 1]$ , sendo o valor 0 usado para representar não-pertinência completa, o valor 1 usado para representar pertinência completa, e os valores entre 0 e 1 usados para representar os graus intermediários de pertinência do subconjunto  $A$ . Esta generalização, faz com que a função característica passa a ser contínua no seu domínio, aumentando o poder de expressão da função característica.

Na teoria dos conjuntos fuzzy, a idéia da função da inclusão é flexibilizada, a qual indica que um determinado elemento pertence mais ao conjunto do que outros elementos pertencentes ao mesmo conjunto, ou seja, os elementos podem pertencer parcialmente ao conjunto.

A função que define o grau de pertinência de um determinado elemento em um conjunto fuzzy, levando em consideração o seu universo de discurso, é definida como função de pertinência. Formalmente, temos a seguinte definição:

Definição 2. (Função de pertinência) (ZADEH, 1965)

Seja  $U$  um conjunto universo não vazio ( $U \neq \emptyset$ ). Um conjunto fuzzy  $A$  em  $U$  é caracterizado por sua função de pertinência

$$\begin{aligned} \mu_A : U &\rightarrow [0, 1] \\ x &\mapsto \mu_A(x) \end{aligned} \quad (4)$$

sendo  $\mu_A(x)$  interpretado como o grau de pertinência do elemento  $x$  no conjunto fuzzy  $A$  para cada  $x \in U$ .

Pode ser observado, da definição 2, que um conjunto fuzzy  $A$  em um conjunto universo  $U$  é um conjunto de pares ordenados de um elemento genérico  $x$  e seu respectivo grau de pertinência  $\mu_A(x)$ , e este é completamente determinado pelo conjunto de  $n$ -uplas

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in U\} \quad (5)$$

A família de todos (sub)conjuntos fuzzy em  $U$  é denotado por  $\mathcal{F}(U)$ . Subconjuntos fuzzy da reta real são chamados de variáveis fuzzy.

A terminologia usada para denotar um conjunto fuzzy pode ser feita das seguintes formas, para o caso quando se tem conjuntos fuzzy discretos ou contínuos:

#### a) Conjuntos Fuzzy Discretos

Seja um conjunto fuzzy  $A$  discreto e finito, tendo elementos definido no universo de discurso finito  $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ . Neste caso, o conjunto fuzzy  $A$ , com suporte em  $U$ , pode ser determinado enumerando os seus elementos juntamente com os seus graus de pertinências, e denotado por:

$$A = \mu_A(x_1)/x_1 + \mu_A(x_2)/x_2 + \dots + \mu_A(x_N)/x_N = \sum_{i=1}^N \mu_A(x_i)/x_i \quad (6)$$

sendo que a somatória se refere a operação união, e o termo  $\mu_A(x_i)/x_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , significa que  $\mu_A(x_i)$  é o grau de pertinência de  $x_i$  em  $A$ .

### b) Conjuntos Fuzzy Contínuos

Seja um conjunto fuzzy  $A$  contínuo, tendo elementos definidos no universo de discurso  $U$ . No caso contínuo, o conjunto fuzzy  $A$  é representado por:

$$A = \int_U \mu_A(x_i) / x_i \quad (7)$$

onde o sinal da integral se refere à união de conjuntos unitários fuzzy.

Quanto ao formato das funções de pertinências, este é restrito a certa classe de funções, representadas por alguns parâmetros específicos. Os formatos mais comuns são: linear por partes (triangular, trapezoidal), gaussiana, sigmóide e *singleton* (conjuntos unitários).

#### 1. Função Triangular: Parâmetros $(a, m, b)$ , com $a \leq m \leq b$

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & ; \text{ se } x \leq a \\ \frac{x-a}{m-a} & ; \text{ se } x \in [a, m] \\ \frac{b-x}{b-m} & ; \text{ se } x \in [m, b] \\ 0 & ; \text{ se } x \geq b \end{cases}$$

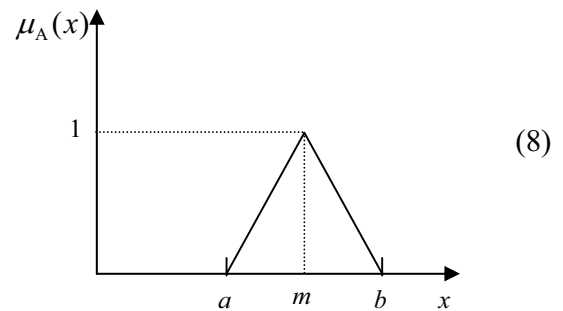


Figura 3. Função de pertinência triangular

onde  $a, b, m$  e  $x$  pertencem ao conjunto universo de discurso  $U$ .

2. Função Trapezoidal: Parâmetros  $(a, m, n, b)$ , com  $a \leq m$ ,  $n \leq b$  e  $m \leq n$

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & ; \text{ se } x < a \\ \frac{x-a}{m-a} & ; \text{ se } x \in [a, m] \\ 1 & ; \text{ se } x \in [m, n] \\ \frac{b-x}{b-n} & ; \text{ se } x \in [n, b] \\ 0 & ; \text{ se } x > b \end{cases} \quad (9)$$

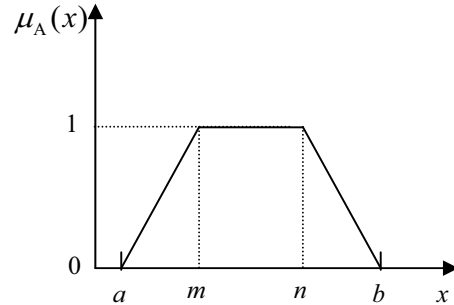


Figura 4. Função de pertinência trapezoidal

onde  $a, b, m, n$  e  $x$  pertencem ao conjunto universo de discurso  $U$ .

3. Função Gaussiana:

$$\mu_A(x) = e^{-k(x-m)^2} ; (k > 1) \quad (10)$$

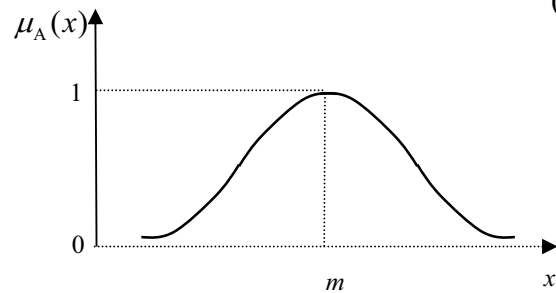


Figura 5. Função de pertinência gaussiana

4. Função Sigmóide

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & ; \text{ se } x \leq a \\ 2 \cdot \left( \frac{x-a}{b-a} \right)^2 & ; \text{ se } x \in [a, m] \\ 1 - 2 \cdot \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2 & ; \text{ se } x \in [m, b] \\ 1 & ; \text{ se } x \geq b \end{cases} \quad (11)$$

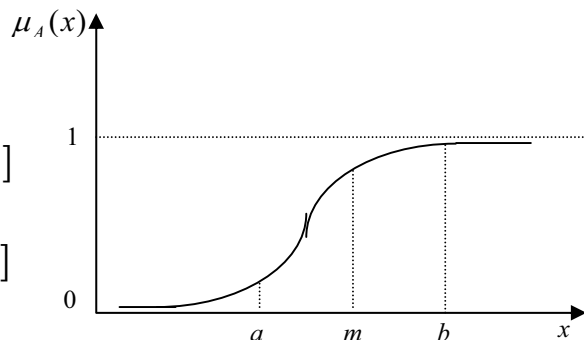


Figura 6. Função de pertinência sigmóide

$$\text{onde } m = \frac{a+b}{2}$$

### 5. Conjunto Unitário ( Função *singleton*): Parâmetros $(m, h)$

$$\mu_A(x) = \begin{cases} h, & \text{se } x = m \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

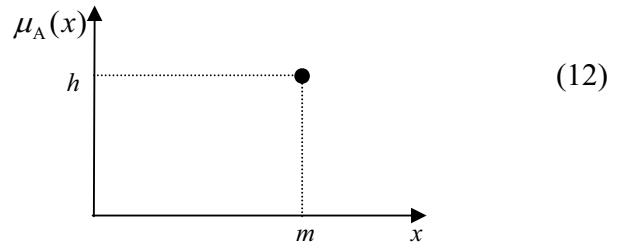


Figura 7. Conjunto unitário

Nem sempre a escolha do formato da função de pertinência mais adequada é óbvia, podendo inclusive não estar ao alcance do conhecimento para uma determinada aplicação (DELGADO, 2002). No entanto, existem sistemas fuzzy cujos parâmetros das funções de pertinências podem ser completamente definidos por especialistas. Nestes casos, a escolha de funções triangulares e trapezoidais é mais comum, pois a idéia de se definir regiões de pertinências total, média e nula é mais intuitiva do que a especificação do valor médio e de dispersão, conceitos estes ligados às funções gaussianas.

Outro conceito importante na teoria de conjuntos fuzzy é o de conjunto suporte de um conjunto fuzzy  $A$ . O conjunto suporte de um conjunto fuzzy  $A$  é o subconjunto dos pontos  $x$  de  $U$  tal que a função de pertinência seja positiva, isto é,  $\mu_A(x) > 0$ . Formalmente, tem-se a seguinte definição:

#### Definição 3. (Conjunto Suporte)

Seja  $U$  um conjunto universo não vazio ( $U \neq \emptyset$ ), e  $A$  um subconjunto de  $U$  ( $A \subset U$ ). O suporte  $Sup(A)$  do conjunto fuzzy  $A$  é o conjunto de todos os elementos  $x \in U$  tal que a função de pertinência tem valor maior que zero, ou seja,

$$Sup(A) = \{x \in U \mid \mu_A(x) > 0\} . \quad (13)$$



Definição 4. (Conjunto unitário fuzzy)

Seja  $U$  um conjunto universo não vazio ( $U \neq \phi$ ), e  $A$  um subconjunto de  $U$  ( $A \subset U$ ), então um conjunto fuzzy  $A$  cujo conjunto suporte  $Sup(A)$  é um único ponto de  $U$  com  $\mu_A(x) = 1$  é chamado de conjunto unitário fuzzy.

Da definição 4, observa-se que o conjunto  $A$  é um conjunto unitário, e equivale a um conjunto unitário convencional, e ainda, por esta definição, os conjuntos clássicos passam a ser um caso específico na teoria dos conjuntos fuzzy.

Definição 5. (Igualdade de conjuntos fuzzy)

Sejam  $A$  e  $B$  subconjuntos fuzzy de um conjunto clássico  $U$ . Os conjuntos fuzzy  $A$  e  $B$  são iguais, e denotados  $A = B$  se, e somente se,  $\mu_A(x) = \mu_B(x)$  para todo  $x \in U$ .

Definição 6. (Conjunto fuzzy vazio)

Um conjunto fuzzy de um universo de discurso  $U$ , é definido um conjunto vazio se para cada  $x \in U$ ,  $\mu_\phi(x) = 0$

Definição 7. (Conjunto universal)

O maior subconjunto fuzzy no universo de discurso  $U$ , chamado de conjunto fuzzy universal em  $U$ , denotado por  $1_U$ , é definido por  $1_U(x) = 1$ , para todo  $x \in U$ .

Definição 8. (Centro de um conjunto fuzzy)

Seja  $U$  um conjunto universo não vazio ( $U \neq \phi$ ), e  $A$  um subconjunto de  $U$  ( $A \subset U$ ). O centro de um conjunto fuzzy é definido como o conjunto de elementos  $x \in U$ , nos quais  $\mu_A(x)$  alcança seu valor máximo.

Definição 9: (Conjunto Fuzzy Normalizado)

Seja  $U$  um conjunto universo não vazio ( $U \neq \emptyset$ ), e  $A$  um subconjunto de  $U$  ( $A \subset U$ ). Um conjunto fuzzy  $A$  é normalizado se pelo menos um de seus elementos possuir grau de pertinência igual a 1, ou seja,  $\mu_A(x_i) = 1$ , com  $x_i \in U$ .

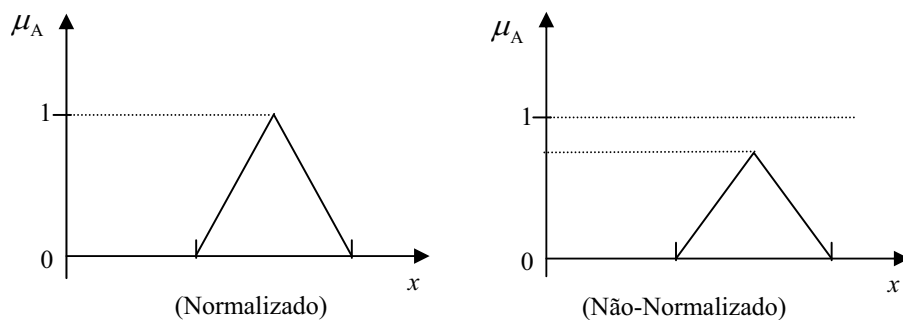


Figura 8. Conjunto fuzzy normalizado e não normalizado

Definição 10: (Altura de um Conjunto Fuzzy)

Seja  $U$  um conjunto universo não vazio ( $U \neq \emptyset$ ), e  $A$  um subconjunto de  $U$  ( $A \subset U$ ). A altura de um conjunto fuzzy  $A$  corresponde ao maior grau de pertinência assumido por um de seus elementos, ou seja, simbolicamente,  $Alt(A) = \max_{x_i \in U} \mu_A(x_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots$

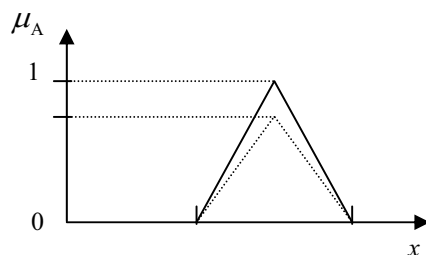


Figura 9. Altura de um conjunto fuzzy

### 4.6.1 Operadores e Operações dos Conjuntos Fuzzy

Para os sistemas que utilizam a lógica fuzzy, o processamento de informações fuzzy é normalmente consistido de operações que são realizadas sobre os seus conjuntos fuzzy.

Como na lógica clássica, algumas propriedades foram definidas por Zadeh (1965) a respeito dos operadores de conjuntos fuzzy.

Sejam  $A$  e  $B$  dois conjuntos fuzzy definidos em um universo de discurso  $U$  com funções de pertinências  $\mu_A(x)$  e  $\mu_B(x)$ , respectivamente. As operações fuzzy básicas de união, intersecção e complemento são definidas por Zadeh, (1965):

Definição 11: (Conjunto União)

A união entre dois conjuntos fuzzy  $A$  e  $B$ , pertencentes a um mesmo universo de discurso  $U$ , é formado por todos os valores máximos entre  $\mu_A(x)$  e  $\mu_B(x)$ , para todo  $x \in U$ . Formalmente, tem-se:

$$\mu_{A \cup B} = \mu_A(x) \cup \mu_B(x) = (\mu_A \cup \mu_B)(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (14)$$

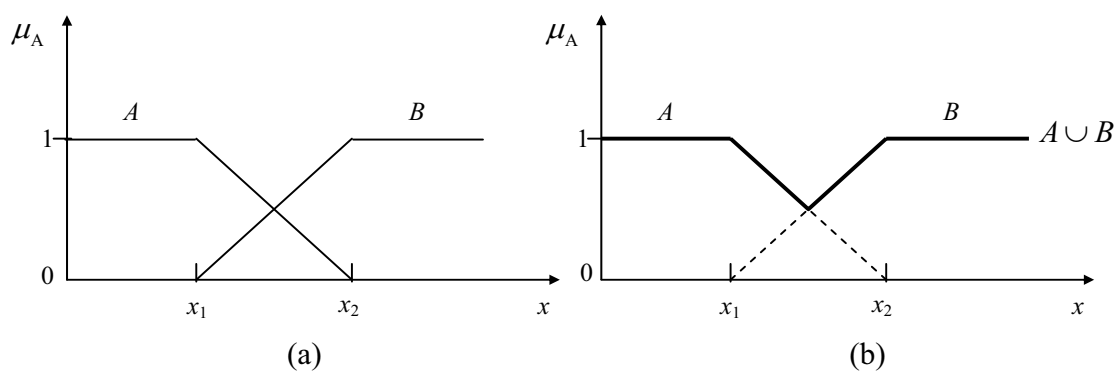


Figura 10. (a) Diagrama dos conjuntos  $A$  e  $B$  (b) Diagrama da união  $A \cup B$

Definição 12. (Conjunto Intersecção)

A intersecção entre dois conjuntos fuzzy  $A$  e  $B$ , pertencentes a um mesmo universo de discurso  $U$ , é formado por todos os valores mínimos entre  $\mu_A(x)$  e  $\mu_B(x)$ , para todo  $x \in U$ , ou seja,

$$\mu_{A \cap B} = \mu_A(x) \cap \mu_B(x) = (\mu_A \cap \mu_B)(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (15)$$

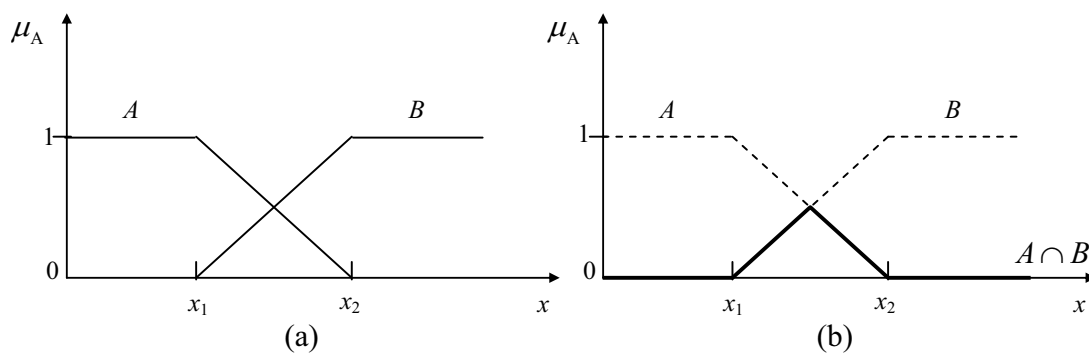


Figura 11. (a) Diagrama dos conjuntos  $A$  e  $B$  (b) Diagrama da intersecção  $A \cap B$

Definição 13. (Conjunto Complemento)

O complemento de um conjunto fuzzy  $A$ , pertencente a um universo de discurso  $U$ , é formado pela subtração de  $\mu_A(x)$  do valor unitário 1, ou seja,

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad ; \quad x \in U. \quad (16)$$

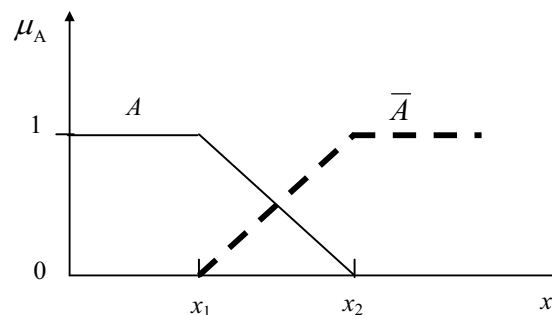


Figura 12. Diagrama do complemento ( $\bar{A}$ ) do conjunto  $A$

Generalizando, uma coleção de conjuntos fuzzy  $A_i$ , todos definidos em um mesmo universo de discurso  $U$ , tem as seguintes operações:

União total:

$$\bigcup_{i=1}^m \mu_{A_i}(x) = \max(\mu_{A_1}(x), \mu_{A_2}(x), \dots, \mu_{A_m}(x))$$

Intersecção Total:

$$\bigcap_{i=1}^m \mu_{A_i}(x) = \min(\mu_{A_1}(x), \mu_{A_2}(x), \dots, \mu_{A_m}(x))$$

Como na teoria de conjuntos clássica, se define também propriedades para conjuntos fuzzy como segue:

i) Propriedade Comutativa:

$$\mu_{A \cup B} = \mu_A(x) \cup \mu_B(x) = \mu_B(x) \cup \mu_A(x) = \mu_{B \cup A}$$

$$\mu_{A \cap B} = \mu_A(x) \cap \mu_B(x) = \mu_B(x) \cap \mu_A(x) = \mu_{B \cap A}$$

ii) Propriedade Associativa

$$\begin{aligned} \mu_{A \cup (B \cup C)} &= \mu_A(x) \cup (\mu_B(x) \cup \mu_C(x)) = \\ &= (\mu_A(x) \cup \mu_B(x)) \cup \mu_C(x) = \mu_{(A \cup B) \cup C} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mu_{A \cap (B \cap C)} &= \mu_A(x) \cap (\mu_B(x) \cap \mu_C(x)) = \\ &= (\mu_A(x) \cap \mu_B(x)) \cap \mu_C(x) = \mu_{(A \cap B) \cap C} \end{aligned}$$

iii) Propriedade Distributiva

$$\begin{aligned} \mu_{A \cup (B \cap C)} &= \mu_A(x) \cup (\mu_B(x) \cap \mu_C(x)) = \\ &= (\mu_A(x) \cup \mu_B(x)) \cap (\mu_A(x) \cup \mu_C(x)) = \mu_{(A \cup B) \cap (A \cup C)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mu_{A \cap (B \cup C)} &= \mu_A(x) \cap (\mu_B(x) \cup \mu_C(x)) = \\ &= (\mu_A(x) \cap \mu_B(x)) \cup (\mu_A(x) \cap \mu_C(x)) = \mu_{(A \cap B) \cup (A \cap C)} \end{aligned}$$

## iv) Idempotência

$$\mu_{A \cup A}(x) = \mu_A(x)$$

$$\mu_{A \cap A}(x) = \mu_A(x)$$

## v) Identidade

$$\mu_{A \cup \Phi}(x) = \mu_A(x)$$

$$\mu_{A \cap \Phi}(x) = \mu_\Phi(x)$$

$$\mu_{A \cup U}(x) = \mu_U(x)$$

$$\mu_{A \cap U}(x) = \mu_A(x)$$

## vi) Lei de Morgan

$$\mu_{\overline{(A \cup B)}}(x) = \mu_{\overline{A} \cap \overline{B}}(x)$$

$$\mu_{\overline{(A \cap B)}}(x) = \mu_{\overline{A} \cup \overline{B}}(x)$$

Uma consequência da definição de conjunto fuzzy em contraste com os conjuntos clássicos é a Lei do Meio Excluído e a Lei da Contradição (ORTEGA, 2003). Na teoria de conjuntos clássica, os conjuntos usuais satisfazem:  $A \cup \overline{A} = U$  e  $A \cap \overline{A} = \Phi$ . Na teoria de conjuntos fuzzy isto não é satisfeito devido à flexibilização da função característica, como pode ser visto nas propriedades abaixo:

vii) Contradição:  $A \cup \overline{A} \neq U$

viii) Meio excluído:  $A \cap \overline{A} \neq \Phi$

Além das operações mostradas, outras podem ser usadas para definir operações para união e intersecção de conjuntos fuzzy. Para estas classes de operações foram criadas duas famílias de operadores denominadas normas triangulares ou  $T$ -normas e Co-normas triangulares ou  $S$ -normas, formalmente, definidas a seguir (FULLÉR, 1995).

Definição 14 (Norma triangular)

Um operador  $T: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$  é chamado um operador Norma Triangular ( $T$ -norma) se, e somente se,  $T$  é um operador comutativo, associativo, não-decrescente em cada um dos seus pontos e  $T(x, 1) = x$ , para todo  $x \in [0, 1]$ .

Em outras palavras, da definição 14, tem-se que qualquer  $T$ -norma satisfaz as propriedades:

$$T(x, y) = T(y, x) \text{ (comutatividade)}$$

$$T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z) \text{ (associatividade)}$$

$$T(x, y) \leq T(z, w) \text{ se } x \leq z \text{ e } y \leq w \text{ (monotonicidade)}$$

$$T(x, 1) = x, \text{ para todo } x \in [0, 1] \text{ (identidade)}$$

De maneira similar, um operador Co-norma Triangular é definido como segue:

Definição 15 (Co-norma triangular)

Um operador  $S: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$  é chamado um operador Co-norma Triangular ( $T$ -conorma) se  $S$  é comutativo, associativo, não-decrescente ponto a ponto (em cada argumento) e  $S(x, 0) = 1$ , para todo  $x \in [0, 1]$ .

Em outras palavras, qualquer  $T$ -conorma  $S$  deve satisfazer as seguintes propriedades:

$$S(x, y) = S(y, x) \text{ (comutatividade)}$$

$$S(x, S(y, z)) = S(S(x, y), z) \text{ (associatividade)}$$

$$S(x, y) \leq S(z, w) \text{ se } x \leq z \text{ e } y \leq w \text{ (monotonicidade)}$$

$$S(x, 0) = 1, \text{ para todo } x \in [0, 1] \text{ (identidade)}$$

Definição 16. (*T*-norma baseada na intersecção)

Seja *T* uma *T*-norma. A *T*-intersecção de dois conjuntos fuzzy *A* e *B*, em um conjunto de discurso *U*, é definida como:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) = T(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (17)$$

para todo  $x \in U$ .

A operação união pode ser definida através do operador co-norma triangular.

Definição 17 (*T*-conorma baseada na união)

Seja *S* uma *T*-conorma. A *S*-união de dois conjuntos fuzzy *A* e *B*, em um conjunto de discurso *U*, é definida como:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) = S(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (18)$$

para todo  $x \in U$ .

Em geral, a lei do meio excluído e o princípio da contradição não satisfazem as propriedades de *T*-norma e *T*-conorma, definidas as operações de intersecção e a união, como descritas a seguir:

$$\mu_{A \cap \bar{A}}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_{\bar{A}}(x)) = T(\mu_A(x), \mu_{\bar{A}}(x)) \neq \Phi \text{ e, portanto, } A \cap \bar{A} \neq \Phi$$

$$\mu_{A \cup \bar{A}}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_{\bar{A}}(x)) = S(\mu_A(x), \mu_{\bar{A}}(x)) \neq U \text{ e, portanto, } A \cup \bar{A} \neq U$$

O emprego do operador mínimo representando a *T*-norma e do operador máximo representando a *S*-norma foram propostos por Zadeh (1965), destarte, existem outras *T*-normas (tais como: mínimo, produto algébrico, produto limitado, produto drástico) e *S*-conormas (tais como: máximo, soma algébrica, soma limitada, soma drástica) que podem ser empregadas na definição dos sistemas fuzzy (PEDRYCZ; GOMIDE, 1998).



### 4.6.2 Relações Fuzzy

As relações fuzzy são generalizações das relações usuais utilizadas na teoria clássica dos conjuntos, e por serem mais gerais do que funções, estas permitem que as dependências entre as variáveis envolvidas sejam capturadas sem que nenhuma caracterização direcional particular seja fixada, ou seja, não há domínio e contradomínio (PEDRYCZ; GOMIDE, 1998).

Relações fuzzy entre conjuntos fuzzy podem ser construídas a partir do produto cartesiano dos mesmos, sendo o produto cartesiano fuzzy a intersecção entre conjuntos fuzzy de universos de discurso diferentes (SHAW; SIMÕES, 1999).

Definição 18 (Produto cartesiano de conjuntos fuzzy)

Sejam  $U$  e  $V$  dois universos de discurso. O produto cartesiano de dois conjuntos fuzzy  $A \in \mathcal{F}(U)$  e  $B \in \mathcal{F}(V)$  é definido (FULLÉR, 1995) por:

$$\mu_{A \times B}(x, y) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(y)\}, \quad (19)$$

com  $(x, y) \in U \times V$

Pela definição, nota-se que o produto cartesiano de dois conjuntos fuzzy  $A \in \mathcal{F}(U)$  e  $B \in \mathcal{F}(V)$  é uma relação fuzzy binária em  $U \times V$ , ou seja,  $A \times B \in \mathcal{R}(U \times V)$ .

Sejam  $U$  e  $V$  dois universos de discursos quaisquer. Uma relação fuzzy, definida em um espaço bidimensional, é qualquer conjunto fuzzy do universo de discurso, definido no produto cartesiano  $U \times V$ , que associa cada elemento  $(x, y)$  em  $U \times V$  um grau de pertinência, denotado por  $\mu_R(x, y)$ , definido no intervalo unitário, ou seja,  $R : U \times V \rightarrow [0, 1]$ . Neste caso, a função característica é definida como

$$\mu_R(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } (x, y) \in R \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (20)$$

e a relação fuzzy é vista como uma generalização do produto cartesiano clássico  $U \times V \rightarrow \{0,1\}$  dada por:

$$R = \{((x, y), \mu_R(x, y)) \mid (x, y) \in U \times V\} \quad (21)$$

Generalizando as relações bidimensionais fuzzy, podem ser obtidas relações multidimensionais fuzzy, denominadas de relações fuzzy  $n$ -ária, dadas por:

$$R : U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \rightarrow [0,1]$$

sendo  $U_1, U_2, \dots, U_n$  conjuntos universos de discurso.

De acordo com Lee (1990) uma relação  $n$ -ária é um conjunto fuzzy em  $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$  dado por:

$$R = \{((x_1, x_2, \dots, x_n), \mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n)) \mid (x_1, x_2, \dots, x_n) \in U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n\}$$

sendo  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  elementos dos conjuntos nos universos de discurso.

Se os valores  $x_1, x_2, \dots, x_n$  são discretos, a relação fuzzy  $R$ , definida em (21), pode ser expressa em forma matricial, relacionando os elementos pertencentes aos diferentes conjuntos fuzzy.

Como exemplo, suponha que se queira expressar a relação fuzzy de um sistema de conceito “ambiente confortável” em termos de temperaturas e umidades. Considere o universo de discurso para temperatura dado por:  $U = \{x_1, x_2, x_3\} = \{18, 20, 22\}$ , e o universo de discurso para os graus de umidade dado por:  $V = \{y_1, y_2, y_3\} = \{30, 50, 70\}$ . Pode-se estabelecer o grau de relação entre cada valor de temperatura com cada valor da umidade e, desta forma, o conceito de ambiente confortável pode ser representado pelas funções de pertinências:

$$\mu_R(18,30) = \mu_R(18,70) = \mu_R(22,30) = \mu_R(22,70) = 0,2$$

$$\mu_R(18,50) = \mu_R(22,50) = 0,6$$

$$\mu_R(20,30) = \mu_R(20,70) = 0,5$$

$$\mu_R(20,50) = 1$$

e, deste modo, podendo ser elaborada uma matriz de relação fuzzy, onde as colunas são as umidades, as linhas são as temperaturas consideradas e os valores são os graus com que as temperaturas se relacionam com as umidades, dada por:

$$R = \begin{pmatrix} 0,2 & 0,6 & 0,2 \\ 0,5 & 1,0 & 0,5 \\ 0,2 & 0,6 & 0,2 \end{pmatrix}$$

Como no caso de conjuntos fuzzy, as relações fuzzy podem ser combinadas e definidas as operações de união, intersecção e complemento, como dadas nas definições a seguir. Estas operações são importantes porque elas podem descrever interações existentes entre as variáveis. Sejam  $R$  e  $S$  duas relações fuzzy binárias em  $U \times V$ , dadas por

$$R = \{(x, y), \mu_R(x, y) \mid (x, y) \in U \times V\}$$

$$S = \{(x, y), \mu_S(x, y) \mid (x, y) \in U \times V\}$$

Definição 19 (Intersecção de relações fuzzy)

Sejam  $R$  e  $S$  duas relações fuzzy binárias  $U \times V$ . A intersecção das relações fuzzy  $R$  e  $S$  é definida por:

$$\mu_{(R \cap S)}(x, y) = \min\{\mu_R(x, y), \mu_S(x, y)\}, (x, y) \in U \times V.$$

Definição 20. (União de relações fuzzy)

Sejam  $R$  e  $S$  duas relações fuzzy binárias  $U \times V$ . A união das relações fuzzy  $R$  e  $S$  é definida por:

$$\mu_{(R \cup S)}(x, y) = \max\{\mu_R(x, y), \mu_S(x, y)\}, (x, y) \in U \times V.$$

Definição 21. (Complemento de relações fuzzy)

Sejam  $R$  e  $S$  duas relações fuzzy binárias  $U \times V$ . O complemento de uma relação fuzzy  $R$  é definido por:

$$\mu_{\bar{R}}(x, y) = 1 - \mu_R(x, y), (x, y) \in U \times V.$$

### 4.6.3 Composição de Relações Fuzzy

As relações fuzzy definidas em diferentes conjuntos de discurso podem ser combinadas utilizando-se de diferentes operadores de composição, sendo a composição mais conhecida dada como na definição a seguir:

Definição 22. (Composição de Relações Fuzzy)

Sejam  $U$ ,  $V$  e  $W$  três universos de discurso. Seja  $R$  uma relação fuzzy em  $U \times V$  e  $S$  uma relação fuzzy em  $V \times W$ . A composição das relações  $R$  e  $S$  é uma relação fuzzy sup- $T$ , representada por  $R \circ S$ , definida como:

$$R \circ S = \int_{U \times W} \sup_{y \in V} \{T(\mu_R(x, y), \mu_S(y, z))\} / (x, z). \quad (22)$$

As composições mais usadas, definidas sobre as relações fuzzy, são aquelas que utilizam o operador mínimo e máximo sendo, respectivamente, denominadas composição sup-min e sup-max, que combinam relações fuzzy de produtos de espaços diferentes. Fazendo a notação:

$$\mu_{R \circ S}(x, z) = \sup_{y \in V} \{T(\mu_R(x, y), \mu_S(y, z))\}, \quad (23)$$

a função de pertinência da composição de relações fuzzy, no caso discreto, a composição sup-min é denominada max-min, podendo esta ser representada em forma matricial, sendo cada um dos termos da matriz,  $\mu_{R \circ S}(x, z)$ , dado por:

$$\mu_{R \circ S}(x, z) = \max_{y \in V} \{\min(\mu_R(x, y), \mu_S(y, z))\} \quad (24)$$

e, portanto, a composição max-min entre  $R$  e  $S$  é o seguinte conjunto fuzzy:

$$R \circ S = \left\{ ((x, z), \max_{y \in V} \{\min[\mu_R(x, y), \mu_S(y, z)]\}) \mid x \in U, y \in V, z \in W \right\}. \quad (25)$$

Pelo que foi visto, se  $R$  e  $S$  são duas relações fuzzy em  $U \times V$  e  $V \times W$ , com  $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $V = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$  e  $W = \{z_1, z_2, \dots, z_t\}$ , respectivamente,

conjuntos fuzzy finitos, a forma matricial da relação  $R \circ S$ , considerando a composição max-min, é obtida como na multiplicação de matrizes usual, substituindo a operação produto pelo mínimo e a operação soma pelo máximo. Deste modo, se  $R$  é uma relação fuzzy em  $U \times V$  e  $S$  é uma relação fuzzy em  $V \times W$ , então,  $R$  e  $S$  podem ser representadas, respectivamente, por:

$$R = \begin{matrix} & y_1 & y_2 & \cdots & y_m \\ \begin{matrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{matrix} & \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nm} \end{pmatrix} \end{matrix} \quad \text{e} \quad S = \begin{matrix} & z_1 & z_2 & \cdots & z_t \\ \begin{matrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{matrix} & \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1t} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2t} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s_{m1} & s_{m2} & \cdots & s_{mt} \end{pmatrix} \end{matrix}$$

e, portanto, usando a definição 22, a relação fuzzy  $Q = R \circ S$  dada pela composição *max-min*, tem a forma matricial

$$Q = \begin{matrix} & z_1 & z_2 & \cdots & z_t \\ \begin{matrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{matrix} & \begin{pmatrix} q_{11} & q_{12} & \cdots & q_{1t} \\ q_{21} & q_{22} & \cdots & q_{2t} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ q_{n1} & q_{n2} & \cdots & q_{nt} \end{pmatrix} \end{matrix}$$

onde,

$$q_{ij} = \mu_{R \circ S}(x, z) = \max_{y_k} \{ \min[\mu_R(x, y_k), \mu_S(y_k, z_j)] \} = \max_k \{ \min(r_{ik}, s_{kj}) \}$$

De modo análogo, pode ser definida uma composição inf-S de relações fuzzy  $R$  e  $S$ , com os elementos da composição definida como:

$$\mu_{R \circ S}(x, z) = \inf_{y \in V} \{ S(\mu_R(x, y), \mu_S(y, z)) \}$$

que para o caso discreto, com a utilização do operador máximo, tem-se a composição min-max, expressa como:

$$R \circ S = \left\{ ((x, z), \min_{y \in V} \{ \max[\mu_R(x, y), \mu_S(y, z)] \}) \mid x \in U, y \in V, z \in W \right\}$$

Como exemplo de composição de relações fuzzy sejam  $R$  e  $S$  duas relações fuzzy discretas, dadas por:

$$R = \begin{pmatrix} 1,0 & 0,3 & 0,9 & 0,0 \\ 0,3 & 1,0 & 0,8 & 1,0 \\ 0,9 & 0,8 & 1,0 & 0,8 \\ 0,0 & 1,0 & 0,8 & 1,0 \end{pmatrix} ; \quad S = \begin{pmatrix} 1,0 & 1,0 & 0,9 \\ 1,0 & 0,0 & 0,5 \\ 0,3 & 0,1 & 0,0 \\ 0,2 & 0,3 & 0,1 \end{pmatrix}$$

Para melhor compreender a composição de relações fuzzy, é construído um grafo, explicitando a composição das variáveis  $(x_2, z_3)$ , com  $x_2$  correspondendo aos valores da segunda coluna em  $R$  e os valores de  $z_3$  correspondentes à terceira coluna em  $S$ , e para os demais pares de variáveis o raciocínio é análogo.

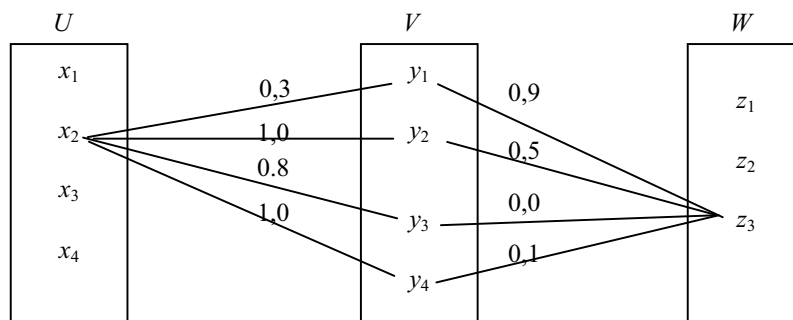


Figura 13. Composição das variáveis  $(x_2, z_3)$

Considerando o operador mínimo ( $\min$ ) como  $T$ -norma, a composição  $R \circ S$  para as variáveis  $(x_2, z_3)$  torna-se:

$$\begin{aligned} \mu_{R \circ S}(x_2, z_3) &= \max_{y \in V} \{ \min(\mu_R(x, y), \mu_S(y, z)) \} = \\ &= \max_{y \in V} \{ \min(0,3;0,9); \min(1,0;0,5); \min(0,8;0,0); \min(1,0;0,1) \} = \\ &= \max_{y \in V} \{ 0,3;0,5;0,0;0,1 \} = 0,5 \end{aligned}$$

Para todos os outros pares de variáveis envolvidas, de modo análogo, tem-se a matriz de composição dada por:

$$R \circ S = \begin{pmatrix} 1,0 & 0,3 & 0,9 & 0,0 \\ 0,3 & 1,0 & 0,8 & 1,0 \\ 0,9 & 0,8 & 1,0 & 0,8 \\ 0,0 & 1,0 & 0,8 & 1,0 \end{pmatrix} \circ \begin{pmatrix} 1,0 & 1,0 & 0,9 \\ 1,0 & 0,0 & 0,5 \\ 0,3 & 0,1 & 0,0 \\ 0,2 & 0,3 & 0,1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1,0 & 1,0 & 0,9 \\ 1,0 & 0,3 & 0,5 \\ 0,9 & 0,9 & 0,9 \\ 1,0 & 0,3 & 0,5 \end{pmatrix}$$

#### 4.6.4 Variáveis Lingüísticas

As variáveis lingüísticas são variáveis que permitem a descrição de informações que estão normalmente disponibilizadas de forma qualitativa, ou seja, são variáveis cujos possíveis valores são palavras ou frases, ao invés de números (PEDRYCZ; GOMIDE, 1998), podendo ser representadas mediante um conjunto fuzzy. Estas são expressas qualitativamente através de termos lingüísticos, fornecendo um conceito à variável, e quantitativamente por uma função de pertinência.

Cada variável lingüística tem um conjunto de termos fuzzy associados (denominados termos primários) que é o conjunto de valores que a variável fuzzy pode tomar. Por exemplo, a variável fuzzy compactação do solo pode ter o conjunto de termos primários {baixa, média, alta}, sendo que cada termo primário representa um conjunto fuzzy específico.

Zadeh (1975) definiu, formalmente, a variável lingüística fuzzy através da quintupla:  $\langle X, T(X), U_X, G, M \rangle$ , com  $X$  representando o nome da variável lingüística (rótulo associado a uma variável lingüística);  $T(X)$  representa o conjunto de termos lingüísticos, com cada elemento de  $T(X)$  representando um rótulo  $l$  (tamanho da base) dos termos que a variável  $X$  pode assumir;  $U_X$  é o universo de discurso da variável lingüística  $X$ ;  $G$  representa a gramática para a geração dos termos ou rótulos;  $M$  é a regra que associa a cada rótulo ( $l$ ), um conjunto fuzzy no universo  $U_X$ , representando o seu significado  $M(l)$ .

Como exemplo, considere como variável lingüística a “resistência do solo à penetração ( $RP$ )”. Admitindo valores lingüísticos: baixa, média e alta, para a variável “resistência do solo à penetração”, cada um destes valores lingüístico admite valores numéricos num intervalo  $[0, RP_{\max}]$ , e assim, podendo projetar os valores lingüísticos sobre o

intervalo  $[0, RP_{\max}]$  através de funções de pertinências. À atribuição de um significado para os termos lingüísticos, é associado a cada um destes termos um conjunto fuzzy definido sobre um universo de discurso comum. Assim, desde que uma variável lingüística tem por característica assumir valores dentro de um conjunto de termos lingüísticos (cada termo da variável “resistência do solo à penetração”), cada valor fuzzy da “resistência do solo à penetração”, que são elementos de  $T(RP)$ , é caracterizado por um conjunto fuzzy, digamos; baixa:  $[0,0, 2,5]$ , média:  $[2,6, 5,0]$  e alta:  $[5,1, 15,0]$ , em um universo de discurso, por exemplo  $[0,0, 15,0]$ . Na Figura 14 é mostrado como os elementos da variável fuzzy “resistência do solo à penetração” podem ser dispostos pela quintupla  $\langle X, T(X), U_X, G, M \rangle$ .

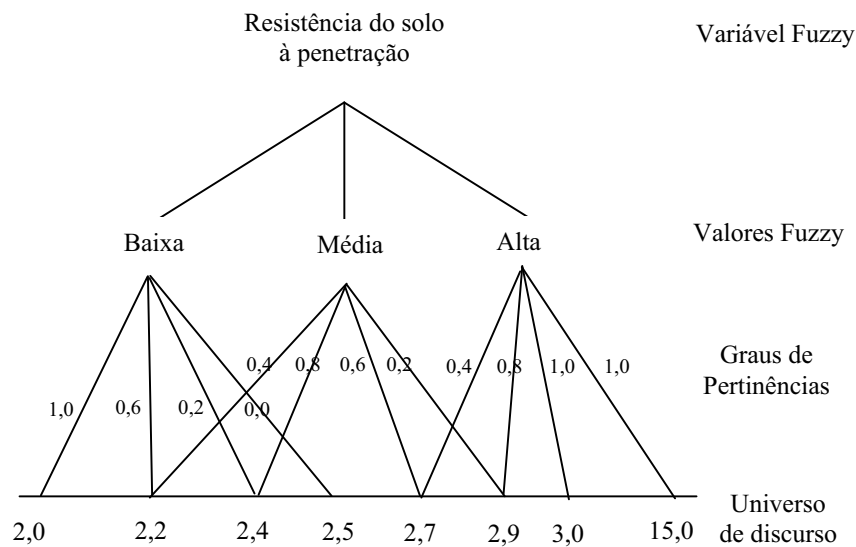


Figura 14. Variável lingüística “resistência do solo à penetração” e um conjunto fuzzy de valores discretos

Pela Figura 14 pode-se citar a variável lingüística com rótulo  $X =$  resistência do solo à penetração, com conjunto de termos  $T(\text{resistência do solo à penetração}) = \{\text{baixa, média, alta}\}$ , universo de discurso  $U = [0,0, 15,0]$  e um dos valores  $M(X)$  escrito como:

$$\mathcal{M}(\text{baixa}) = \{(x, \mu_{\text{baixa}}(x)) \mid x \in [0,0 \text{ MPa}, 15,0 \text{ MPa}]\}.$$



Na Figura 15 são ilustrados três possíveis termos lingüísticos para a variável representando a “resistência do solo à penetração”.

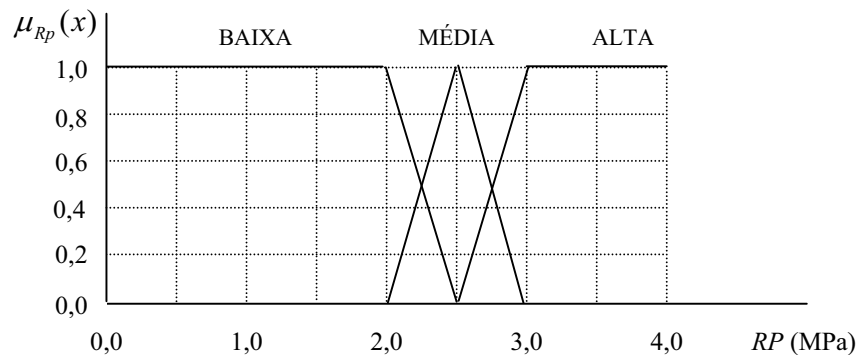


Figura 15. Representação da variável lingüística resistência do solo à penetração.

Supondo uma medida do universo de discurso e tendo em conta que foram definidas três funções: duas retangulares (baixa e alta) e uma triangular (média), que qualquer valor da resistência à penetração, por exemplo 2,2 MPa, tem um único grau de pertinência a cada valor:

$$\mu_{baixa}(2,2) = 0,6$$

$$\mu_{média}(2,2) = 0,4$$

$$\mu_{alta}(2,2) = 0,0$$

e, pode ser observado sobre o eixo  $\mu_{RP}(x)$  a fuzzyficação da medida, ou seja, a conversão da medida, de valor 2,2 MPa do universo de discurso, em valores compreensíveis para fuzzy, é dada por:

$$2,2 \text{ MPa} = 0,6 \text{ “baixa”} + 0,4 \text{ “média”} + 0,0 \text{ “alta”}.$$

#### 4.6.5 Operações com Variáveis Lingüísticas

As principais operações entre variáveis lingüísticas são realizadas por meio da utilização dos conectivos “e”, “ou” e “não”, e por meio desses conectivos podem ser realizadas composições lógicas entre os termos das variáveis lingüísticas. Assim, dados dois

termos  $A$  e  $B$  de uma determinada variável lingüística, as operações compostas “ $A$  e  $B$ ” e “ $A$  ou  $B$ ” são definidas, respectivamente, em função de seus graus de pertinências por:

$$\text{“}A \text{ e } B\text{”} \Rightarrow \mu_A(x) \text{ e } \mu_B(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

$$\text{“}A \text{ ou } B\text{”} \Rightarrow \mu_A(x) \text{ ou } \mu_B(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Para a operação de complemento “**não**” de uma variável lingüística  $A$ , tem-se a expressão:

$$\text{“n\~{a}o }A\text{”} \Rightarrow 1 - \mu_A(x)$$

#### 4.6.6 Relações de Implicações

Sejam  $A$  e  $B$  dois conjuntos fuzzy, com suas funções de pertinências  $\mu_A(x)$  e  $\mu_B(y)$ , em  $U \times V$ , respectivamente. A implicação fuzzy entre os conjuntos fuzzy  $A$  e  $B$  é um novo conjunto fuzzy  $C$ , representado por  $C = A \rightarrow B$ , se define como um tipo especial de relação fuzzy em  $U \times V$ , definida mediante a função de pertinência  $\mu_{A \rightarrow B} : U \times V \rightarrow [0,1]$ , tal que

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = I(\mu_A(x), \mu_B(y)), \quad \forall x \in U, \forall y \in V \quad (26)$$

onde,  $I : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$  é um operador de implicação obedecendo as seguintes propriedades, para  $\forall x, x', y, y' \in [0,1]$ :

- se  $y \leq y'$  então  $I(x, y) \leq I(x, y')$
- $I(0, y) = 1$
- $I(1, y) = y$

Uma interpretação simples consiste em definir a implicação fuzzy através de uma função de pertinência particular mediante o operador mínimo (*min*), representando a implicação fuzzy pela função de pertinência:

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(y)\}.$$

#### 4.6.7 Inferência de Regras Fuzzy

O processo de inferência fuzzy ou raciocínio aproximado permite que sistemas fuzzy sejam elaborados por um conjunto de regras fuzzy através de proposições condicionais, do tipo “**se** (condição) ... **então** (ação)”, baseadas nas variáveis lingüísticas para executar um processo de tomada de decisão.

As regras fuzzy descrevem situações específicas que podem ser submetidas à análise de especialistas, e cuja inferência conduz a algum resultado desejado (ORTEGA, 2001). A inferência baseada em regras fuzzy pode ser compreendida como um funcional que mapeia um conjunto de uma ou mais variáveis de entrada associadas a um conjunto fuzzy, denominadas premissa ou antecedentes, para um conjunto de uma ou mais variáveis de saída, também, associadas a conjuntos fuzzy, denominadas conseqüentes ou conclusão, de um dado sistema. Segundo Lee (1990) e Ortega (2001) cada regra fuzzy é composta por uma parte antecedente ou premissa, parte “**se**”, e uma parte conseqüente ou conclusão, parte “**então**”, resultando em uma estrutura do tipo:

**Se** < proposição fuzzy antecedente > **Então** < proposição fuzzy conseqüente >.

Uma proposição fuzzy simples, representada por “ $x$  é  $A$ ”, onde  $x$  um valor do domínio e  $A$  uma variável lingüística, estabelece uma relação entre um valor  $x$  do domínio e o espaço fuzzy (COX, 1992). Dessa maneira, modelos fuzzy representam um sistema através de um conjunto do tipo:

Se “ $x$  é  $A$ ” Então “ $y$  é  $B$ ”

sendo a proposição “ $x$  é  $A$ ” o antecedente e a proposição “ $y$  é  $B$ ” o conseqüente da regra fuzzy.

As proposições podem também ser estabelecidas através de composição de proposições simples, denominadas proposições fuzzy compostas, utilizando conectivos lógicos “**e**”, “**ou**” e “**não**” representando, respectivamente, a intersecção, união e complemento fuzzy. Assim, se  $x$  e  $y$  são variáveis lingüísticas nos universos de discurso  $U$  e  $V$ , e  $A$  e  $B$  são conjuntos fuzzy, respectivamente, em  $U$  e  $V$ , tem-se:

- a proposição fuzzy composta dada por:

“ $x$  é  $A$  e  $y$  é  $B$ ”

é uma relação fuzzy  $A \cap B$  em  $U \times V$  definida por seu grau de pertinência

$$\mu_{A \cap B}(x, y) = t(\mu_A(x), \mu_B(y)) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y))$$

com  $t : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$  uma  $T$ -norma;

- a proposição fuzzy composta dada por:

“ $x$  é  $A$  **ou**  $y$  é  $B$ ”

é uma relação fuzzy  $A \cup B$  em  $U \times V$  definida por seu grau de pertinência

$$\mu_{A \cup B}(x, y) = s(\mu_A(x), \mu_B(y)) = \max(\mu_A(x), \mu_B(y))$$

com  $s : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$  uma  $S$ -norma;

- a proposição fuzzy composta dada por:

“ $x$  é **não**  $A$ ”

é uma relação fuzzy  $\bar{A}$  em  $U$  definida por seu grau de pertinência

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x).$$

As variáveis de entrada são conectadas entre si por intermédio dos operadores lógicos fuzzy, e estas se associam a valores lingüísticos (conjuntos fuzzy), em todo universo de discurso por meio de funções de pertinências.

Na utilização de regras composicionais de inferência é possível definir procedimentos para se obter uma conclusão fuzzy a partir de uma ou mais regras, representadas por uma relação fuzzy  $R$ , e de um fato fuzzy (DELGADO, 2002). Assim, se  $x$  e  $y$  são variáveis lingüísticas compostas respectivamente por um conjunto de termos  $\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$  e  $\{B_1, B_2, \dots, B_n\}$  então o problema básico do processo de inferência é encontrar uma função de pertinência  $B'$  que represente a conseqüência da aplicação simultânea de regras da forma “se ... então”.

Formalmente, dado um fato observável ( $x$  é  $A'$ ), o qual é representado por um conjunto fuzzy  $A'$ , e uma base de regras dada por uma relação fuzzy  $R$ , um conjunto fuzzy induzido pelo fato  $x$  é  $A'$  e pela regra  $R$ , é dado por:

Fato:  $x$  é  $A'$   
 Regra 1: se  $x$  é  $A_1$  então  $y$  é  $B_1$ ;  
 Regra 2: se  $x$  é  $A_2$  então  $y$  é  $B_2$   
 $\vdots$                      $\vdots$                      $\vdots$   
Regra  $n$ : se  $x$  é  $A_n$  então  $y$  é  $B_n$   
 Conseqüência:                     $y$  é  $B'$

O processo de inferência fuzzy aplicado nas regras acima, em geral, é baseado na regra *modus ponens generalizada* explicitada por:

Fato:  $x$  é  $A'$   
Regra: se  $x$  é  $A$  então  $y$  é  $B$   
 Conseqüência:                     $y$  é  $B'$

onde  $A$ ,  $A'$ ,  $B$  e  $B'$  são conjuntos fuzzy associados aos valores das variáveis lingüísticas  $x$  e  $y$ .

Simbolicamente:

Fato:  $A'$   
Regra:  $A \rightarrow B$   
 Conclusão:  $B' = A' \circ (A \rightarrow B)$

Isto significa que a regra *modus ponens generalizada* permite inferir o valor fuzzy  $B'$ , dado um valor de entrada  $A'$  e uma relação de implicação  $R_{A \rightarrow B}(x, y)$  relacionando ambas variáveis. O valor inferido  $B'$  é calculado através da composição do valor  $A'$  com a relação de implicação  $R$ :

$$B' = A' \circ R_{A \rightarrow B}(x, y) = A' \circ (A \rightarrow B) \quad (27)$$

com função de pertinência (ARNOULD; TANO, 1995) dada por:

$$\mu_{B'}(y) = \sup_x \{ \min [ \mu_{A'}(x); I(\mu_A(x), \mu_B(y)) ] \}, \quad (28)$$

onde  $I : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$  é o operador implicação.

Como um exemplo da regra *modus ponens*, dado um fato observável (*densidade é muito alta*) e uma base de regras (*se densidade é alta então solo é compactado*), um conjunto fuzzy induzido pelo fato e pela regra, é dado por:

Fato: *densidade é muito alta*

Regra: se densidade é alta então solo é compactado

Conseqüência: *solo é muito compactado*

Vários tipos de inferência fuzzy podem ser utilizados para relacionar as entradas e saídas de um conjunto finito de regras, e estas inferências diferem pelo tipo de operador e pelos tipos de proposições antecedentes e conseqüentes utilizados. O método de inferência determina a forma operacional do modelo fuzzy, e este é um mapeamento que define uma transformação do valor fuzzy de entrada em um valor de saída.

As bases de regras fuzzy podem ser constituídas de várias formas, de acordo com o número de variáveis lingüísticas apresentadas na entrada e na saída dos sistemas, determinando e classificando os modelos lingüísticos como: modelo SISO (Single-Input/Single-Output), modelo MISO (Multiple-Input/Single-Output) e modelo MIMO (Multiple-Input/Multiple-Output).

O modelo SISO (Single-Input/Single-Output), apresenta regras constituídas por uma única entrada e uma única saída. Neste caso o conhecimento é expresso por meio de um conjunto de regras possuindo a seguinte estrutura:

Regra 1: Se  $x$  é  $A_1$  Então  $y$  é  $B_1$ ;

ou

Regra 2: Se  $x$  é  $A_2$  Então  $y$  é  $B_2$ ;

ou

...

ou

Regra  $n$ : Se  $x$  é  $A_n$  Então  $y$  é  $B_n$

onde  $x$  é a variável lingüísticas de entrada (antecedentes),  $y$  é a variável lingüísticas de saída (conseqüentes) e  $A_i$  e  $B_i$  são valores fuzzy (subconjuntos fuzzy dos conjuntos  $U$  e  $V$ , universos

de discurso das variáveis) das entradas e saídas, em geral, os conjuntos fuzzy  $A_i$  e  $B_i$  estão associados a algum termo lingüístico, tais como, pequeno, médio, muito alto, baixo, rápido.

O modelo MISO (Multiple-Input/Single-Output) caracteriza-se por sistemas que consistem de múltiplas entradas e uma única saída (LEE,1990). Uma base de regras para o modelo MISO com  $m$  regras e  $n$  variáveis fuzzy de entradas e uma variável fuzzy de saída tem a seguinte forma:

Regra 1: Se  $x_1$  é  $A_{1,1}$  e  $x_2$  é  $A_{2,1}$  e ... e  $x_n$  é  $A_{n,1}$ , Então  $y$  é  $B_1$ ;

ou

Regra 2: Se  $x_1$  é  $A_{1,2}$  e  $x_2$  é  $A_{2,2}$  e ... e  $x_n$  é  $A_{n,2}$ , Então  $y$  é  $B_2$ ;

ou

...

ou

Regra  $m$ : Se  $x_1$  é  $A_{1,m}$  e  $x_2$  é  $A_{2,m}$  e ... e  $x_n$  é  $A_{n,m}$ , Então  $y$  é  $B_m$

onde  $x_1, x_2, \dots, x_n$  são as variáveis lingüísticas de entrada e  $y$  é a variável de saída e  $A_{n,m}$ , e  $B_m$ , subconjuntos de um universo de discurso  $U$  e  $V$ , respectivamente, os valores fuzzy de entrada e saída do modelo.

Um exemplo para a base de regras possuindo a estrutura MISO é dado como:

Regra 1: Se (*densidade do solo é alta*) e (*textura é argilosa*) e  
(*resistência à penetração é média*)

Então (*solo é muito compactado*);

ou

Regra 2: Se (*densidade do solo é baixa*) e (*textura é siltosa*) e  
(*resistência à penetração é baixa*)

Então (*solo é compactado*)

As regra 1 e regra 2 formam um modelo fuzzy com três variáveis e dois valores lingüísticos para cada variável, tendo então 12 regras, para se chegar à conclusão do tipo de compactação que o solo pode ter, a partir dos atributos que são as variáveis

lingüísticas de entrada, *densidade do solo* (alta/baixa), *textura do solo* (argilosa/arenosa) e *resistência à penetração* (média/alta). As variáveis de saída “*muito compactado*” e “*compactado*” representam os conjuntos fuzzy da parte conseqüente do sistema de regras de dois tipos de compactação de solo segundo uma classificação fuzzy adotada.

O modelo MIMO (Multiple-Input/Multiple-Output) apresenta múltiplas variáveis fuzzy de entrada e múltiplas variáveis fuzzy de saída, com as regras possuindo a seguinte forma:

Regra 1: Se  $x_1$  é  $A_{1,1}$  e  $x_2$  é  $A_{2,1}$  e ... e  $x_n$  é  $A_{n,1}$

Então  $y_1$  é  $B_{1,1}$ ,  $y_2$  é  $B_{2,1}$ , ...,  $y_s$  é  $B_{s,1}$

ou

Regra 2: Se  $x_1$  é  $A_{1,2}$  e  $x_2$  é  $A_{2,2}$  e ... e  $x_n$  é  $A_{n,2}$

Então  $y_1$  é  $B_{1,2}$ ,  $y_2$  é  $B_{2,2}$ , ...,  $y_s$  é  $B_{s,2}$

ou

...

ou

Regra  $m$ : Se  $x_1$  é  $A_{1,m}$  e  $x_2$  é  $A_{2,m}$  e ... e  $x_n$  é  $A_{n,m}$

Então  $y_1$  é  $B_{1,m}$ ,  $y_2$  é  $B_{2,m}$ , ...,  $y_s$  é  $B_{s,m}$

onde as variáveis de entrada  $x_1, x_2, \dots, x_n$  e os termos lingüísticos  $A_{ij}$ , com  $i = 1, 2, \dots, n$  e  $j = 1, 2, \dots, m$ , são definidos como no modelo MISO,  $y_1, y_2, \dots, y_s$  são as variáveis de saída e  $B_{ij}$ , com  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $j = 1, 2, \dots, m$ , são subconjuntos fuzzy definidos no universo de discurso  $V_1, V_2, \dots, V_m$  das variáveis de saída.

#### 4.6.8 Sistema de Inferência Fuzzy

Os sistemas de inferência fuzzy são sistemas que mapeiam as entradas advindas de um conjunto de dados resultante de medições ou observações experimentais em saídas precisas,  $y = f(x)$ , onde  $x$  é entrada e  $y$  a saída do sistema de inferência fuzzy e  $f$  uma representação quantitativa do mapeamento.



A estrutura de um sistema de inferência é baseada em um conjunto de regras fuzzy incluindo quatro componentes básicos principais (JANG et al.,1997 apud DELGADO, 2002; SERRA, 2005):

- um fuzzyficador, que traduz a informação de entrada em conjuntos fuzzy. A cada variável de entrada são atribuídos termos lingüísticos que são os estados da variável, e cada termo lingüístico é associado a um conjunto fuzzy traduzido por uma função de pertinência;
- uma base de conhecimento, que consiste de um conjunto de regras fuzzy e de uma base de dados. No conjunto de regras fuzzy (conhecido como base de regras) estão as declarações lingüísticas do tipo “se...então”, definidas por especialistas ou retiradas de um conjunto de dados numéricos. Na base de dados estão as variáveis lingüísticas, as definições dos respectivos universos de discursos e o conjunto de funções de pertinências;
- um método de inferência, que aplica um raciocínio fuzzy para obter uma saída fuzzy;
- um defuzzyficador, que traduz a saída por um valor numérico.

As relações entre as variáveis de entrada e saída em um sistema fuzzy é, como já visto, representado através da forma geral: “se <antecedente> então <conseqüente>”, e dependendo da forma da parte “então” (parte conseqüente), existem dois tipos de sistema de inferência fuzzy: sistema de inferência fuzzy Mamdani (onde as proposições do antecedente e do conseqüente são proposições fuzzy) e sistema de inferência fuzzy Takagi-Sugeno (onde o antecedente é uma proposição fuzzy e o conseqüente uma expressão funcional das variáveis lingüísticas definidas no antecedente).

#### 4.6.9 Agregação

Em uma base de regras, quando mais de uma regra é acionada, as contribuições das diversas regras após a inferência são combinadas pelo operador de agregação. Para uma única regra  $R: A \rightarrow B$ , o processo de inferência de  $B'$  a partir do fato  $A'$ , e da regra fuzzy  $R$ , é dado por :

$$B' = A' \circ R = A' \circ (A \rightarrow B)$$

No caso em que o operador lógico é a conjunção fuzzy, a relação  $R: A \rightarrow B = A \times B$  é um ponto fuzzy.

Quando são apresentadas mais de duas regras, o raciocínio fuzzy é realizado sobre um conjunto de  $m$  regras fuzzy na forma:

$$\text{Regra } i = R_i : \text{ Se } x \text{ é } A_i \text{ então } y \text{ é } B_i, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

Cada regra individual  $R_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) é induzida por uma relação fuzzy diferente. Assim, o conjunto de regras, por sua vez, resulta numa relação fuzzy obtida pela agregação de todas as relações individuais, através da operação união:

$$B' = \bigcup_{i=1}^m B'_i = \bigcup_{i=1}^m (A' \circ R)$$

Utilizando a regra de inferência composicional de Zadeh (ZADEH, 1973) para uma relação do tipo  $R_{A_i \rightarrow B_i}$ , onde  $A_i \in U$  e  $B_i \in V$ , e dado um conjunto fuzzy de  $U$  denotado por  $A'$  e um conjunto fuzzy  $B'$  de  $V$ , a inferência  $B'$  é dada pela função de pertinência, através do operador *max-min*, por:

$$\mu_{B'}(y) = \max_{x \in A} \{ \min(\mu_{A'}(x), \mu_R(x, y)) \} ; \quad x \in U, \quad y \in V \quad (29)$$

Em geral, o operador agregação, representado pelo símbolo  $\cup$ , é caracterizado por uma *S*-norma, podendo ainda ser utilizado as *T*-normas.

Um exemplo de função para o operador agregação é o operador união, ou seja, a agregação do conjunto de regras é realizada através do operador união sobre todas as relações individuais (ORTEGA, 2002). Por exemplo, supondo  $B'_1, \dots, B'_n$  todos os resultados derivados das diversas regras acionadas, todos relacionados a uma mesma variável lingüística, o resultado da implicação de todas as regras  $B'$  é dada por:

$$B' = \bigcup_{i=1}^m B'_i$$

onde o símbolo  $\cup$  representa o operador agregação.

Para a agregação do conjunto de regras, vários métodos podem ser utilizados, na maioria dos casos o antecedente (parte “se”) é formado por proposições lingüísticas e a distinção entre os modelos se dá no conseqüente (parte “então”) das regras fuzzy. Entre os modelos mais conhecidos podem ser destacados:

- modelo de Mamdani (MAMDANI; ASSILIAN, 1975 apud DELGADO, 2002): utiliza conjuntos fuzzy tanto no antecedente como no conseqüente das regras fuzzy. A saída final é representada por um conjunto fuzzy resultante da agregação da saída inferida de cada regra. Para se obter uma saída final não fuzzy adota-se um dos métodos de transformação da saída fuzzy em não-fuzzy descritos na defuzzyficação dos dados.
- modelo de Takagi-Sugeno (TAKAGI; SUGENO, 1983 apud DELGADO, 2002): no qual o antecedente é uma proposição fuzzy e o conseqüente é representado por uma função das variáveis de entrada. A saída final é obtida pela média ponderada das saídas inferidas de cada regra. Os coeficientes da ponderação são dados pelos graus de ativação das respectivas regras.

A seguir, serão detalhados os dois modelos mais comuns: Mamdani e Takagi-Sugeno.

#### 4.6.10 Modelo de Mamdani

No modelo de Mamdani as saídas são construídas pela superposição dos conseqüentes das regras individuais do tipo:

Regra  $i$ : Se  $x$  é  $A_i$  então  $y$  é  $B_i$

onde  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $n$  é o número de regras,  $x$  é a variável lingüística de entrada,  $y$  é a variável lingüística de saída e  $A_i$  e  $B_i$  são subconjuntos fuzzy, respectivamente, dos universos de discursos  $U$  e  $V$ .

Cada uma das regras acima, pode ser expressa através de uma relação fuzzy  $R_i$  interpretada como o produto cartesiano dos conjuntos fuzzy  $A_i$  e  $B_i$ ,

$$R_i = A_i \times B_i$$

ou seja, a relação  $R_i$  é um subconjunto de  $U \times V$ , com função de pertinência dada por:

$$\mu_{R_i}(x, y) = \min(\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(y))$$

onde “ $\min$ ” (operador mínimo) é o operador de conjunção fuzzy.

A agregação dos conjuntos de regras é realizada através do operador união sobre todas as relações individuais e, desta maneira, denotando por  $R$  a união de todas estas relações tem-se:

$$R = \bigcup_{i=1}^n R_i$$

e a função de pertinência  $\mu_R(x, y)$  da relação fuzzy  $R$  é dada por

$$\mu_R(x, y) = \bigcup_{i=1}^n \mu_{R_i}(x, y) = \max\{\min(\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(y))\} \quad (30)$$

onde “ $\max$ ” (operador máximo) é um operador de disjunção fuzzy.

Dessa forma, dado um conjunto fuzzy de entrada  $A$ , o conjunto fuzzy de saída  $B'(y)$  é então obtida através da regra de inferência “ $\max$ - $\min$ ”

$$B'(y) = A'(x) \circ R(x, y)$$

onde “ $\circ$ ” é um operador de composição, cuja função de pertinência é dada por

$$\mu_{B'}(y) = \bigcup_x \{\mu_A(x) \wedge \mu_R(x, y)\} = \bigcup_x \left\{ \mu_A(x) \wedge \bigcup_{i=1}^n \mu_{R_i}(x, y) \right\} = \bigcup_x \left\{ \bigcup_{i=1}^n (\mu_A(x) \wedge \mu_{R_i}(x, y)) \right\}$$

onde o símbolo  $\bigcup$  representa o operador agregação e “ $\wedge$ ” é o operador  $T$ -norma.

Em resumo, o modelo de Mamdani de inferência fuzzy é baseado em composição “ $\max$ - $\min$ ” e dado pela definição a seguir.

### Definição 23

Sejam  $A$ ,  $A'$  e  $B$  conjuntos fuzzy em  $U$ ,  $U$  e  $V$  respectivamente. Supondo a implicação fuzzy  $A \rightarrow B$  expressa pela relação fuzzy  $R$  sobre  $U \times V$ , então o conjunto fuzzy  $B'$  induzido por “ $x$  é  $A'$ ” e pela regra fuzzy “se  $x$  é  $A$  então  $y$  é  $B$ ” é definido por:

$$B' = A' \circ R = A' \circ (A \rightarrow R)$$

com função de pertinência dada por

$$\mu_{B'}(y) = \bigvee_{x \in U} \{\mu_{A'}(x) \wedge \mu_R(x, y)\} = \max_{x \in U} \{\min(\mu_{A'}(x), \mu_R(x, y))\}$$

onde “ $\bigvee$ ” é o operador  $S$ -norma e “ $\wedge$ ” é o operador  $T$ -norma.

A Figura 16 ilustra o processo de inferência *max-min* quando existem duas regras,  $A_1 \rightarrow B_1$  e  $A_2 \rightarrow B_2$ ,  $A'$  é o fato de entrada, representado como um conjunto fuzzy.

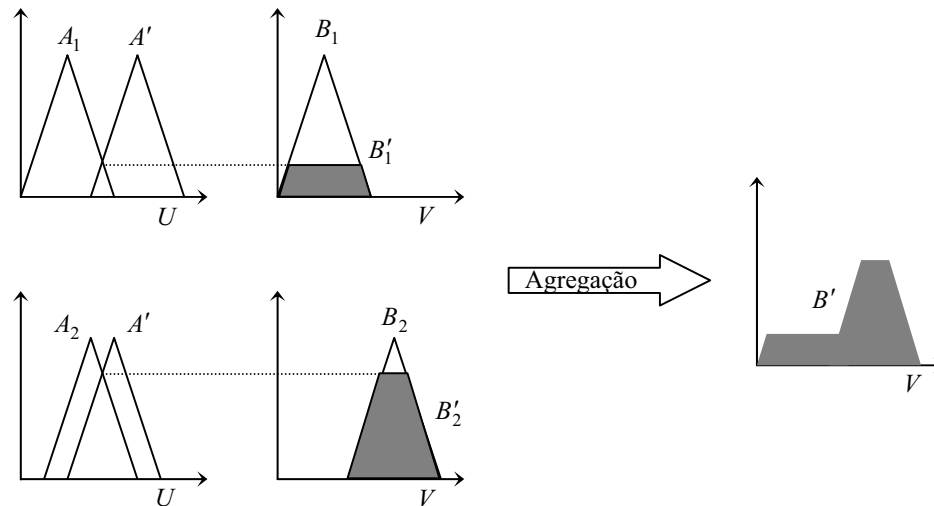


Figura 16. Mecanismo de inferência fuzzy de Mamdani

Sem perda de generalidade, podem ser consideradas bases com múltiplas regras fuzzy com múltiplos antecedentes da forma:

Regra  $i$ : Se  $x_1$  é  $A_{1,i}$  e  $x_2$  é  $A_{2,i}$  e ... e  $x_n$  é  $A_{n,i}$  então  $y$  é  $B_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$

onde  $m$  é o número de regras,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  são variáveis lingüísticas e  $A_{1,i}, A_{2,i}, \dots, A_{n,i}$  são conjuntos fuzzy, respectivamente, nos universos de discursos  $U_1, U_2, \dots, U_n$ , e  $B_i$  são subconjuntos de um universo de discurso  $V$ , de valores fuzzy de saída do modelo.

Cada uma destas regras é interpretada através de uma implicação fuzzy:

Regra  $i$ :  $\mu_{A_{1,i}}(x_1) \wedge \mu_{A_{2,i}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{n,i}}(x_n) \rightarrow \mu_{B_i}(y)$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$

onde “ $\wedge$ ” denota uma  $T$ -norma,  $\mu_{A_{1,i}}(x_1) \wedge \mu_{A_{2,i}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{n,i}}(x_n)$  é uma relação fuzzy das entradas lingüísticas entre si, sobre o universo de discurso  $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$  e  $\mu_{B_i}(y)$  é a saída definida sobre o universo de discurso  $V$ . Neste caso, cada uma das regras é expressa por uma relação fuzzy  $R_i$  como o produto cartesiano dos conjuntos fuzzy  $A_{1,i}, A_{2,i}, \dots, A_{n,i}$  e  $B_i$ ,

$$R_i = A_{1,i} \times A_{2,i} \times \dots \times A_{n,i} \times B_i$$

ou seja, a relação  $R_i$  é um subconjunto de  $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \times V$  com função de pertinência dada por:

$$\mu_{R_i}(x_1, x_2, \dots, x_n, y) = \mu_{A_{1,i}}(x_1) \wedge \mu_{A_{2,i}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{n,i}}(x_n) \wedge \mu_{B_i}(y)$$

O conjunto de todas estas implicações corresponde a uma única relação fuzzy em  $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \times V$ , obtida pelo operador união fuzzy máximo (*max*) sobre todas as relações individuais  $R_i$ , da forma:

$$R(x_1, x_2, \dots, x_n, y) = \bigcup_{i=1}^n R_i = \bigcup_{i=1}^n (\mu_{A_{1,i}}(x_1) \wedge \mu_{A_{2,i}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{n,i}}(x_n) \wedge \mu_{B_i}(y))$$

e a função de pertinência  $\mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n, y)$  da relação fuzzy  $R$  é dada por:

$$\begin{aligned} \mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n, y) &= \bigcup_{i=1}^m \mu_{R_i}(x_1, x_2, \dots, x_n, y) \\ &= \bigcup_{i=1}^m (\mu_{A_{1,i}}(x_1) \wedge \mu_{A_{2,i}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{n,i}}(x_n) \wedge \mu_{B_i}(y)) \end{aligned}$$

com o símbolo  $\bigcup$  denotando uma S-norma.

Dessa forma, para um dado conjunto de variáveis de entrada fuzzy  $A_{1,i}, A_{2,i}, \dots, A_{n,i}$ , o conjunto fuzzy de saída  $B'(y)$  é então obtida através da regra de inferência “*max-min*”:

$$B'(y) = \bigcup_{i=1}^n (\mu_{A_{1,i}}(x_1) \wedge \mu_{A_{2,i}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{n,i}}(x_n)) \circ R(x_1, x_2, \dots, x_n, y)$$

onde “ $\circ$ ” é um operador de composição, o símbolo  $\bigcup$  representa o operador agregação, “ $\wedge$ ” é o operador *T*-norma e a função de pertinência dada por:

$$\mu_{B'}(y) = \bigcup_{i=1}^n (\mu_{A_{1,i}}(x_1) \wedge \mu_{A_{2,i}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{n,i}}(x_n)) \wedge \mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n, y)$$

Nesta expressão tem-se representado um sistema de inferência fuzzy de Mamdani para um sistema MISO, podendo esta ser estendida para um sistema MIMO com  $m$  saídas para um conjunto de  $n$  bases de sub-regras MISO agrupadas (SERRA, 2005) da seguinte forma:

$$\mathbf{B}'(\mathbf{y}) = \bigcup_{i=1}^n (\mu_{A_{1,i}}(x_1) \wedge \mu_{A_{2,i}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{n,i}}(x_n)) \circ R_{MIMO}(x_1, x_2, \dots, x_n, y)$$

onde,  $\mathbf{B}'(\mathbf{y})$  é um vetor

$$\mathbf{B}'(\mathbf{y}) = [B'(y_1) \quad B'(y_2) \quad \cdots \quad B'(y_n)]^T$$

e

$$R_{MIMO}(x_1, x_2, \dots, x_n, y) = \bigcup_{j=1}^m \left\{ \bigcup_{i=1}^n (\mu_{A_{1,i}}(x_1) \wedge \mu_{A_{2,i}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{n,i}}(x_n) \wedge \mu_B(y_j)) \right\}$$

com  $\bigcup_{j=1}^m$  o operador união representando a coleção de todas as relações fuzzy de um sistema MISO associadas a cada uma das saídas  $y_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, m$ .

#### 4.6.11 Modelo de Takagi-Sugeno

O sistema de inferência fuzzy Takagi-Sugeno, representa um sistema dinâmico ou um controle que associa um conjunto de regras lingüísticas no antecedente (parte “se”) com proposições fuzzy, e no conseqüente (parte “então”) são apresentadas expressões funcionais, do tipo  $y = f(x)$ , das variáveis lingüísticas do antecedente, ao invés de conjuntos fuzzy como usados no modelo de Mamdani.

A base de regras fuzzy para o modelo de Takagi-Sugeno, é da forma:

Regra  $i$ : Se  $x_1$  é  $A_{1,i}$  e  $x_2$  é  $A_{2,i}$  e ... e  $x_n$  é  $A_{n,i}$  então  $y_i = f_i(\mathbf{x})$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$

onde  $m$  é o número de regras,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  são as variáveis de entrada,  $A_{1,i}, A_{2,i}, \dots, A_{n,i}$  são conjuntos fuzzy no antecedente das regras de um sistema MISO, nos universos de discursos  $U_1, U_2, \dots, U_n$ , respectivamente, e  $f_i(x)$ ,  $i=1, 2, \dots, m$ , são funções lineares ou não-lineares das variáveis numéricas de entrada.

No caso em que  $\mathbf{x} = [x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_n]^T$  é um vetor de dimensão  $n$ , as regras fuzzy para o modelo de Takagi-Sugeno podem ser escritos na forma:

Regra  $i$ : Se  $x_1$  é  $A_{1,i}$  e  $x_2$  é  $A_{2,i}$  e ... e  $x_n$  é  $A_{n,i}$  então  $y_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$

onde os  $n$  conjuntos fuzzy  $A_{1,i}, A_{2,i}, \dots, A_{n,i}$  do antecedente da regra  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) formam uma região  $A_{1,i} \times A_{2,i} \times \cdots \times A_{n,i}$  no espaço de entrada de  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , respectivamente, denominada de superfície fuzzy entrada-saída.

A saída do modelo de Takagi-Sugeno (ORTEGA, 2001) é definida como a soma ponderada dos consequentes  $y_i$ , ( $i = 1, 2, \dots, m$ ), de cada subsistema linear, de forma análoga à realizada no modelo de Mamdani, dada por:

$$y = \sum_{i=1}^m \tau_i y_i \quad (31)$$

onde,

$$\tau_i(\mathbf{x}) = \frac{h_i(\mathbf{x})}{\sum_{j=1}^m h_j(\mathbf{x})} \quad (32)$$

é o grau de ativação normalizado para a regra  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ), com o grau de ativação  $h_i$  para a regra  $i$  dada por:

$$h_i(\mathbf{x}) = \mu_{A_{1,i}}(x_1) \wedge \mu_{A_{2,i}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{n,i}}(x_n), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (33)$$

onde  $x_j$  é um ponto do universo de discurso  $U_j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ ).

A Figura 17 ilustra o processo de inferência de Takagi-Sugeno quando existem duas regras definidas por:

Regra 1: Se  $x_1$  é  $A_{1,1}$  e  $x_2$  é  $A_{2,1}$  então  $y_1 = f_1(x_1, x_2)$

Regra 2: Se  $x_1$  é  $A_{1,2}$  e  $x_2$  é  $A_{2,2}$  então  $y_2 = f_2(x_1, x_2)$

onde  $y_i = f_i(x_1, x_2) = p_i x_1 + q_i x_2 + r_i$ ,  $i = 1, 2$ .

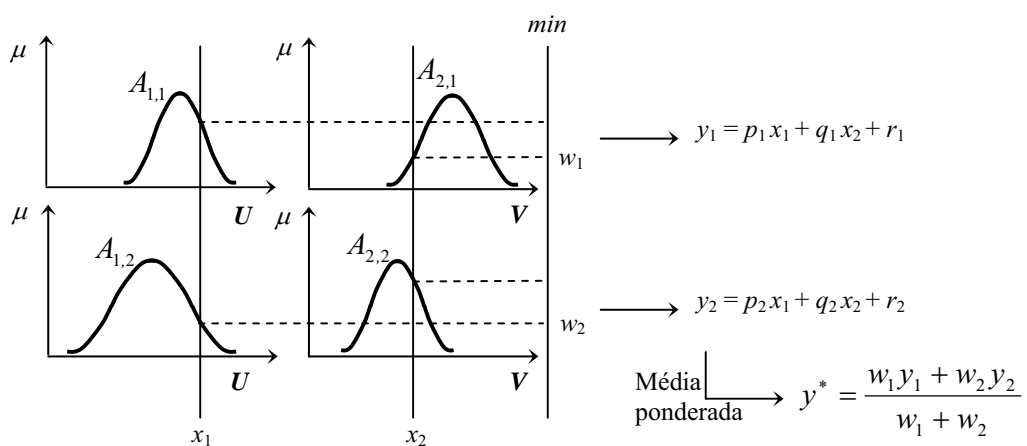


Figura 17. Mecanismo de inferência fuzzy de Takagi-Sugeno.



#### 4.6.12 Defuzzyficação

A ação de controle consiste da união de todas as funções fuzzy ativadas. O valor final, ou seja, aquele que será apresentado pelas saídas do sistema fuzzy, será determinado pelo processo de defuzzyficação.

A defuzzyficação consiste em determinar o valor da estimacão não-fuzzy, ou seja, obter a melhor representacão para o conjunto de saída fuzzy, aplicando um método de defuzzyficação no conjunto  $B' = \bigcup_{i=1}^m B'_i$  resultante da agregacão de todos os conjuntos fuzzy da saída  $B'_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$ . Desta forma, defuzzyficação consiste em converter os dados fuzzy em valores numéricos precisos, utilizando vários métodos para encontrar a saída do sistema, sendo os principais: método do centro de área (centróide), método do máximo e o método da média dos máximos. No método centróide, procura-se encontrar o ponto de domínio associado ao centro de massa da região de saída. No método do máximo, a saída é o ponto no domínio com o maior grau de pertinência. E o método do centro dos máximos calcula a média das saídas com alto grau de pertinência.

#### 4.6.13 Método do Centro de Área

O método do centro de área (CDA), ou método centróide, é a técnica de defuzzyficação mais comumente usada (KLIR; YUAN, 1995 e YEN; LANGARI, 1999 apud ORTEGA, 2001). Neste caso, o valor de saída é aquele que divide ao meio a área da função de pertinência gerada pela combinacão das conseqüentes das regras. Ainda, o método do centro de área pode ser compreendido como uma média ponderada, onde  $\mu_A(x)$  funciona como o peso do valor  $x$ . A defuzzyficação da conclusão fuzzy  $A$  é dada por:

$$CDA = \begin{cases} \frac{\sum_x \mu_A(x) \cdot x}{\sum_x \mu_A(x)} & ; \text{ se } x \text{ é discreto} \\ \frac{\int_x \mu_A(x) x dx}{\int_x \mu_A(x) dx} & ; \text{ se } x \text{ é contínuo} \end{cases} \quad (34)$$

#### 4.6.14 Método da Média dos Máximos

O método de defuzzificação da média dos máximos (MM) calcula a média de todos os valores de saída que tenham os maiores graus de pertinências. Supondo que “ $y$  é  $B$ ” é uma conclusão fuzzy que deve ser defuzificada, o método de defuzzificação pode ser expresso como:

$$\text{MM} = \sum_{i=1}^M \frac{y_i^*}{m} \quad (35)$$

onde  $y_i^*$  são os valores do universo de discurso de  $B' = \bigcup_{i=1}^m B'_i$  que contém graus de pertinências máximos e  $m$  é a quantidade deles.

## **5 MATERIAL E MÉTODO**

### **5.1 MATERIAL**

Os dados, referentes à compactação do solo, utilizados para a execução da pesquisa e assim estimar a densidade do solo, foram retirados de trabalhos científicos já existentes na literatura, tais como dissertações, teses, livros, periódicos e outros. Nestes trabalhos, as amostras de solos, obtidas em experimentos realizados pelos autores: Salvador (1992), Ralisch (1995), Gabriel Filho (1998), Santos (1998), Ralisch (1999), Levien (1999), Guerra et al (2000), Castro Neto (2001), Lazarini (2002) e Nagaoka (2003) foram coletadas nas seguintes localizações: na Fazenda Lageado, pertencente à Faculdade de Ciências Agrônomicas da Universidade Estadual Paulista, Campus de Botucatu, São Paulo, localizado geograficamente na coordenada 22°51' de latitude sul, 48°26' de longitude oeste e altitude média de 770 metros ao nível do mar; na Fazenda Escola da Universidade Estadual de Londrina com localização geográfica a 23°20' de latitude sul, 51° de longitude oeste e altitude estimada em 590 metros; e na estação experimental Eloy Gomes da OCEPAR em Cascavel,

estado do Paraná, com a localização geográfica de 24°56' de latitude sul, 53°26' de longitude oeste e altitude média de 760 metros.

Para o desenvolvimento do modelo proposto foi utilizado o *software Matlab* (versão 6,5) e um computador com processador AMD Sempron 2800+, 1,61 GHz e 512 MB de RAM. Foi utilizado o *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) pertencente a *Fuzzy Logic Toolbox* do *software Matlab* para o treinamento e o teste dos dados observados. O sistema foi alimentado com os dados de entradas sendo a resistência do solo à penetração, o teor de água e teor de argila, referentes aos parâmetros de compactação do solo, obtidos dos diversos trabalhos e obtendo como saída a densidade do solo.

## 5.2. MÉTODO

### 5.2.1. Tratamento dos Dados

Para o desenvolvimento da pesquisa foi estudado um conjunto de 1003 observações de dados do solo, e estes foram divididos em dois grupos: solo preparado, constituído de 735 observações, e solo não preparado, constituído de 268 observações. São considerados solos preparados aqueles em que houve a passagem de arado, de grade, de escarificador, e outros, e o solo não preparado são aqueles em que não houve nenhum tipo de preparado ou em solo que foi realizado o plantio direto. Segundo a porcentagem de argila existente no solo, cada um dos grupos acima foi dividido nos seguintes subgrupos; solo tipo I, quando este apresentava menos de 30% de argila, solo tipo II, porcentagem de argila compreendida entre 30% e 50%, e solo tipo III, solo apresentando mais de 50% de argila, como mostra a Tabela 3.

Tabela 3. Classificação do solo de acordo com a porcentagem de argila

Tipo de Solo	Solo Preparado	Solo Não Preparado
Solo I	argila < 30%	argila < 30%
Solo II		30% < argila < 50%
Solo III	argila > 50%	argila > 50%

Dos dados para o desenvolvimento do trabalho foram selecionados, aleatoriamente, 188 pares de observações, os quais foram utilizados como referência na avaliação de desempenho do sistema de inferência a ser adotado. Este valor corresponde, em média, a 20 % dos dados, e está em conformidade com o valor proposto na literatura (HAYKIN, 2001) para a verificação do desempenho (teste) do modelo. O restante das observações, 815 pares de dados, foram utilizados no treinamento do sistema para a estimativa da densidade do solo. A Figura 18 mostra a distribuição dos dados usados na pesquisa em desenvolvimento.

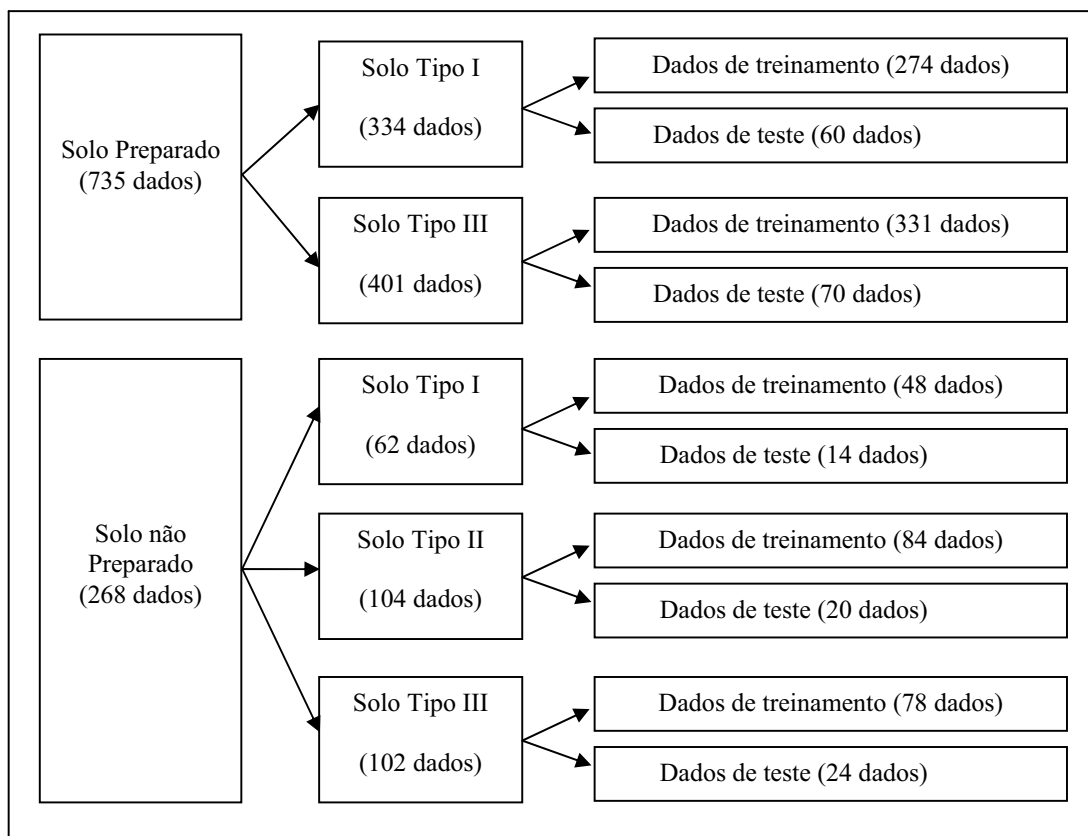


Figura 18. Divisão dos dados em grupos, utilizados para a estimativa da densidade do solo

### 5.2.2 Modelo Fuzzy para a obtenção da Densidade do Solo

O presente trabalho consistiu da utilização dos conceitos da lógica fuzzy para estimar a densidade do solo utilizando-se como variáveis de entrada, três características físicas do solo na profundidade de 0 a 40 centímetros, que são: a resistência à penetração, representada pelo índice de cone, em kilopascal (kPa), o teor de água, representada pela umidade do solo, em porcentagem (%), e a textura do solo, representada pela quantidade de argila, em porcentagem (%), que serão consideradas constantes dentro de cada subgrupo de classificação.

Com os conceitos da teoria fuzzy, o esquema do modelo matemático fuzzy para o cálculo da densidade do solo pode ser apresentado na forma dada na Figura 19.

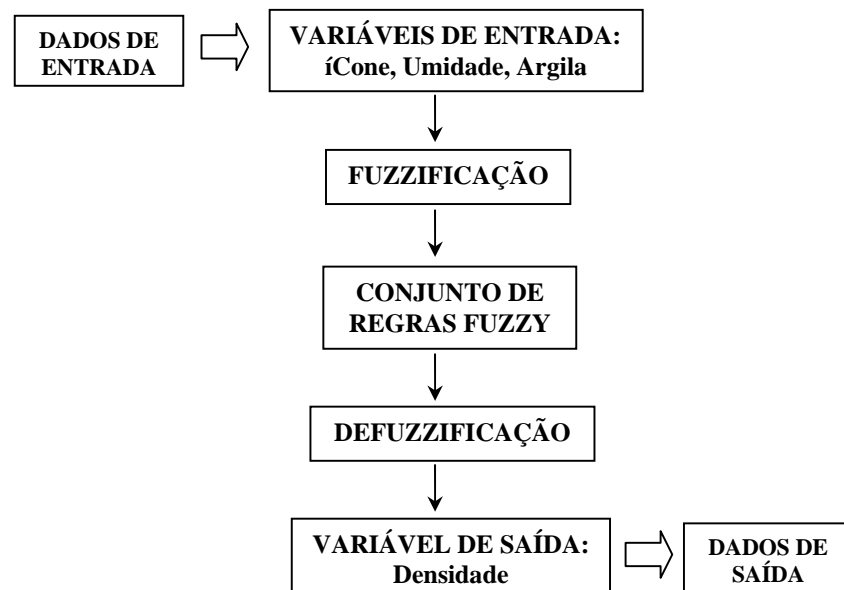


Figura 19. Modelo Fuzzy para a determinação da densidade do solo

Na Figura 19 cada uma das fases do modelo fuzzy é realizada uma particular tarefa. Na fase de fuzzyficação são atribuídas às variáveis de entrada as respectivas variáveis fuzzy. Na fase de conjunto de regras é atribuído um grau de pertinência a cada variável fuzzy de saída. A fase de defuzzificação transforma as variáveis fuzzy calculadas em variáveis de saída.

Dentro da teoria compreendida pela lógica fuzzy, associada à teoria dos conjuntos fuzzy, uma das implementações mais usuais que se destacam são os sistemas de inferência fuzzy.

Sistemas de inferência fuzzy são sistemas que possuem propriedades que os tornam atrativos em diversas áreas de aplicações, e desempenham papel de grande importância em tarefas como reconhecimentos de padrões, simulações, diagnósticos de processos, identificação de sistemas, previsões, etc.

Os sistemas de inferência fuzzy além de serem capazes de incorporar conceitos lingüísticos são também capazes de mapearem as relações entre as entradas e saídas de um sistema, desta forma, estas propriedades podem ser empregadas para designarem dois tipos principais de sistemas de inferência fuzzy (GUILLAUME, 2001).

Um destes tipos de sistema é o sistema de inferência fuzzy definido a partir de uma base de conhecimento especialista, conhecidos como sistemas fuzzy especialistas ou controladores fuzzy dependendo da finalidade ser, respectivamente, modelagem ou controle.

Outro tipo de sistema de inferência fuzzy é aquele que incorpora o aprendizado por meio de um conjunto de dados onde as variáveis de entrada estão relacionadas com suas respectivas variáveis de saídas. Desta maneira, se pode observar que este tipo de sistema de inferência fuzzy é definido com base nos dados coletados ao qual se deseja modelar, diferenciando do primeiro tipo, onde o sistema fuzzy era definido relacionando-se o conhecimento especialista adquirido pela observação do sistema.

Como mencionado, sistema de inferência fuzzy permite que sistemas fuzzy sejam elaborados por um conjunto de regras fuzzy através de proposições condicionais, do tipo “**se ... então**”, baseadas nas variáveis lingüísticas para executar um processo de tomada de decisão.

Segundo Babüska (2002 apud ARAÚJO, 2004) um critério para se classificar sistemas fuzzy é a forma como os conseqüentes das regras são descritos, diferindo, somente, a saída do sistema verificando se ela é um conjunto fuzzy ou se ela é uma função fuzzy, ou seja, a principal diferença do sistema de inferência fuzzy em relação aos sistemas lingüísticos é que sua parte conseqüente é uma função afim ou linear, no lugar de um conjunto fuzzy. No primeiro caso o sistema é um sistema fuzzy lingüístico, também chamado de

sistema Mamdani. No segundo caso o sistema é um sistema fuzzy paramétrico, chamado de sistema tipo Takagi-Sugeno.

Takagi e Sugeno (1985) estão entre os pesquisadores pioneiros a proporem estruturas de sistemas de inferência fuzzy próprio à agregação, ou seja, sistemas de inferência fuzzy baseada em um conjunto de padrões de ajuste para a sua definição. Ainda, segundo os mesmos autores, o sistema fuzzy paramétrico se baseia no espaço das variáveis de entradas onde é realizada uma partição fuzzy, e em cada subespaço fuzzy, que corresponde a uma regra, se estabelece uma relação linear entre a variável de entrada e a variável de saída.

Sistemas de inferência fuzzy tem sido utilizados para modelar processos complexos, não lineares e vagos, com base em um conjunto regras do tipo “se ... então”, que representam as entradas e saídas do modelo, que combinadas com métodos de redes neurais artificiais, dão origem a um novo método classificado como híbrido. Deste modo, os sistemas neuro-fuzzy combinam a capacidade de aprendizado das redes neurais artificiais, através de dados de treinamento, com o poder de interpretação lingüístico dos sistemas de inferência fuzzy. Neste caso, uma rede adaptativa baseada em um sistema de inferência fuzzy implementa um sistema de inferência fuzzy do tipo Takagi-Sugeno e redes neurais. A estrutura básica de uma rede adaptativa consiste em duas partes conceituais principais: um sistema de inferência fuzzy que inclui três componentes; uma base de regra, um banco de dados, um mecanismo de raciocínio, o qual é mostrado esquematicamente na Figura 20, e um mecanismo de aprendizagem que consiste em uma rede multicamadas *feedforward*.

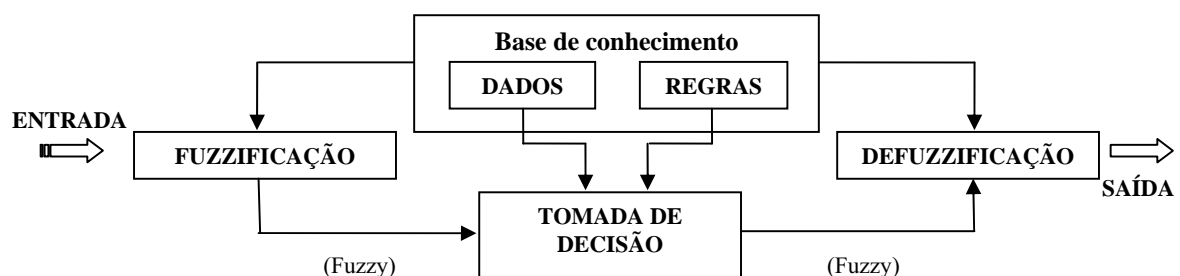


Figura 20. Inferência fuzzy com saída precisa



Uma rede neural adaptativa se caracteriza por um grafo formado por nós e conexões, onde os nós representam entradas e saídas, e cada um destes nós representa uma unidade de processamento, tendo associado a ele uma função. Cada arco do grafo indica uma relação entre os nós conectados. O conjunto de nós pode ser dividido em dois subconjuntos: os nós adaptativos, cujas saídas dependem não só de suas entradas, mas também de parâmetros modificáveis, internos ao modelo; e, em caso contrário, os nós, cuja função depende somente das entradas, denominados não adaptativos. Em geral, para se representar as redes neurais adaptativas, são utilizados retângulos para os nós adaptativos e círculos para os nós não adaptativos.

Dentre as abordagens que usam métodos híbridos destaca-se o sistema de inferência fuzzy neuro adaptativo (ANFIS), do inglês Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System, proposto por Jang (1993). O modelo ANFIS funciona de modo equivalente aos sistemas de inferência fuzzy, e suas capacidades adaptativas as fazem aplicáveis a uma grande quantidade de áreas de estudos como, por exemplo, em classificação de dados e extração de características a partir de modelos. Uma propriedade do modelo ANFIS é que o conjunto de parâmetros pode ser decomposto para utilizar uma regra de aprendizagem híbrida mais eficiente que os mecanismos tradicionais encontrados na literatura.

O modelo ANFIS é uma ferramenta disponível no entorno técnico do programa MATLAB que suporta apenas sistema de Takagi-Sugeno de ordem zero ou um, e permite várias variáveis de entrada, porém, com somente uma variável saída que o faz ser identificado como um modelo MISO, e os pesos entre as regras são iguais à unidade.

### 5.2.3 Arquitetura do Modelo ANFIS

Diferentes sistemas de inferência fuzzy proporcionam diferentes arquiteturas para o modelo ANFIS. O sistema de inferência fuzzy construído é do tipo Takagi-Sugeno, definido por um conjunto de regras da forma:

$$\text{se } x \text{ é } A \text{ e } y \text{ é } B, \text{ então } z = f(x, y)$$

onde  $x$  e  $y$  são variáveis fuzzy,  $A$  e  $B$  são conjuntos fuzzy e  $f$  é uma função de  $x$  e  $y$  que aproxima o valor de  $z$ . Usualmente a função  $f$  é uma combinação linear das variáveis de entradas, cujos coeficientes são estimados usando mínimos quadrados.

A funcionalidade do modelo neuro-fuzzy com base no modelo do tipo de Takagi-Sugeno de primeira ordem (combinações lineares das entradas) e no algoritmo ANFIS, considerando, por exemplo, um sistema de inferência fuzzy de duas entradas,  $x_1$  e  $x_2$ , uma saída,  $f$ , e composto por duas regras fuzzy:

Regra 1: Se  $x_1$  é  $\mathbf{A}_1^1$  e  $x_2$  é  $\mathbf{A}_2^1$ , então  $f_1 = p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1$

Regra 2: Se  $x_1$  é  $\mathbf{A}_1^2$  e  $x_2$  é  $\mathbf{A}_2^2$ , então  $f_2 = p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2$

pode ser representada pela Figura 21.

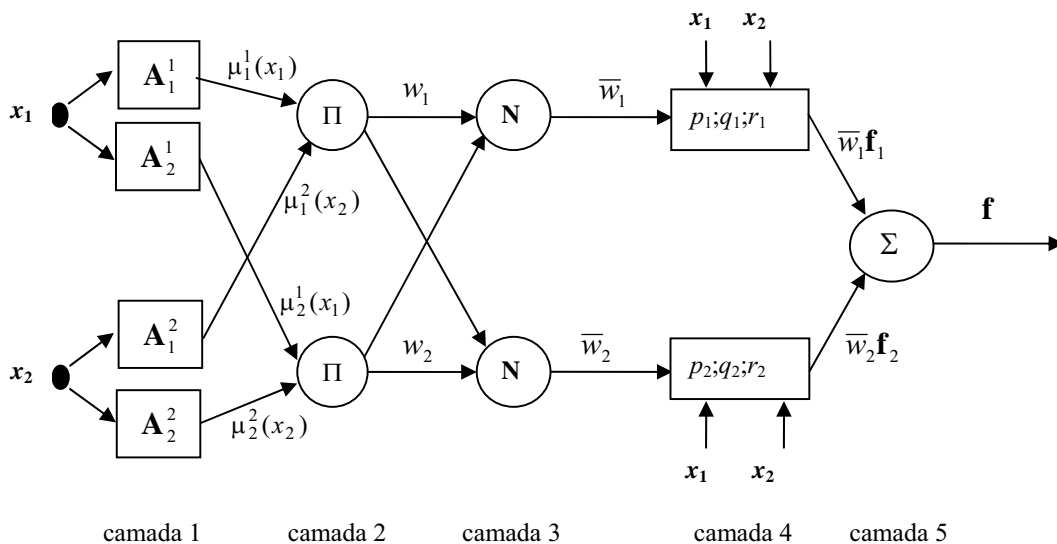


Figura 21. Arquitetura típica de um modelo ANFIS

A arquitetura do ANFIS é composta por 5 camadas, os nós da camada 1 e 4 são adaptativos sendo seus valores os parâmetros das partes antecedentes e consequentes da regra, respectivamente. A Figura 21 apresenta a arquitetura ANFIS equivalente ao mecanismo do raciocínio utilizado para o modelo do tipo de Takagi-Sugeno, onde os nós situados na mesma camada desempenham tarefas similares.

Cada camada da rede neural realiza um processo específico na inferência da saída do sistema, com os nós das camadas adjacentes conectadas entre si conforme descrito a seguir:

**Camada 1:** Os nós desta camada são representados por:

$$O_i^1 = \mu_i^j(x_i) \quad (36)$$

onde,  $i = 1, 2$  é o número de variáveis e  $j = 1, 2$  é o número regras. Os nós são constituídos pelos conjuntos fuzzy  $\mathbf{A}_i^j$ ,  $i, j = 1, 2$ , associados às variáveis de entrada  $x_i$ ,  $i = 1, 2$ . A saída de cada nó é o grau de pertinência do valor  $x_i$  ao conjunto fuzzy  $\mathbf{A}_i^j$ . Todos os nós são adaptativos, possuem parâmetros que podem ser ajustados, e as funções de pertinências  $\mu_i^j(x_i)$  podem ser definidas de várias maneiras; triangulares, trapezoidais, gaussianas, sigmóides e outras, com a restrição de que estas funções devem ser diferenciáveis. A função de pertinência do tipo gaussiana possui formato do tipo de sino, com imagem no intervalo  $[0,1]$ , definida por:

$$\mu_i^j = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - c_i^j}{\sigma_i^j}\right)^2\right\} = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - c_i^j}{\sigma_i^j}\right)^2} \quad (37)$$

onde,  $i = 1, 2$  é o número de variáveis e  $j = 1, 2$  é o número regras,  $x_i$  é a variável de entrada e  $c_i^j$  e  $\sigma_i^j$  são os parâmetros ajustáveis das funções de pertinências, e denominados parâmetros antecedentes, os quais são coeficientes não lineares, e correspondem ao centro e a variabilidade da função de pertinência.

**Camada 2:** Cada nó desta camada é não adaptativo, não tem parâmetros para serem ajustados, e tem como saída  $w_j = w_j(\mu_1^j, \mu_2^j)$ ,  $j = 1, 2$ , o produto dos sinais de entrada de suas entradas:

$$O_j^2 = w_j = \prod_{i=1}^2 \mu_i^j = \mu_1^j \times \mu_2^j, \quad j = 1, 2. \quad (38)$$

Cada saída  $w_j$  corresponde à intensidade de disparo de uma regra, ou seja, calcula com que grau de pertinência o conseqüente da regra está sendo atendido. Os neurônios desta camada simbolizam a operação de T-norma e, em geral, se pode utilizar outro operador, em lugar do

produto. Para regras que empregam o conectivo “e”, os operados mais usados são o “produto”, e o operador “mínimo” dado por:

$$O_j^2 = w_j = \prod_{i=1}^2 \mu_i^j = \min(\mu_1^j; \mu_2^j), \quad j = 1, 2. \quad (39)$$

**Camada 3:** Os nós desta camada não são adaptativos. A saída deste nó é definida por  $\bar{w}_j = \bar{w}_j(\mu_1^j, \mu_2^j)$  como a razão entre a intensidade de disparo da  $j$ -ésima regra e a soma dos disparos de todas as outras regras, denominada de intensidade de disparo normalizado, dada por:

$$O_j^3 = \bar{w}_j = \frac{w_j}{\sum_{i=1}^2 w_i} = \frac{w_j}{w_1 + w_2}; \quad j = 1, 2. \quad (40)$$

A normalização é utilizada como um pré-processamento para a defuzzificação do sistema.

**Camada 4:** Cada nó desta camada é adaptativo e seus parâmetros,  $p_j$ ,  $q_j$ , e  $r_j$ ,  $j = 1, 2$ , correspondem à parte do conseqüente de cada regra do modelo. As saídas são calculadas pelo produto entre os níveis de disparos normalizados e o valor do conseqüente da regra. Assim, a saída  $f_j = f_j(\bar{w}_j, x_1, x_2, p_j, q_j, r_j)$  corresponde à saída parcial da  $j$ -ésima regra, dada por:

$$O_j^4 = f_j = \bar{w}_j(p_j x_1 + q_j x_2 + r_j) \quad (41)$$

onde,  $\bar{w}_j$ ,  $j = 1, 2$ , é a saída da camada 3 e  $\{p_j, q_j, r_j\}$  é o conjunto de parâmetros do conseqüente de cada regra, ou seja, os valores  $p_j$ ,  $q_j$ , e  $r_j$  correspondem aos conseqüentes ‘*singletons*’ ou aos conseqüentes do modelo de Takagi-Sugeno de primeira ordem (combinações lineares das entradas).

**Camada 5:** Esta camada é constituída por um único nó, não adaptativo. O nó desta última camada da arquitetura calcula a saída do sistema e, juntamente com os nós das camadas 3 e 4, promove a defuzzificação do sistema. A sua saída  $f = f(f_1, f_2)$ , que é a saída global do modelo, é definida como a soma de todas as saídas parciais  $f_j$ ,  $j = 1, 2$ :

$$O_j^5 = f = \sum_{j=1}^2 f_j. \quad (42)$$

A aprendizagem do sistema ANFIS tem dois conjuntos de parâmetros que devem ser treinados: os parâmetros do antecedente, que são as constantes que caracterizam as funções de pertinências, e os parâmetros do conseqüente, que são os parâmetros lineares da saída do modelo de inferência. A aprendizagem do modelo ANFIS emprega algoritmos do gradiente descendente para otimizar os parâmetros do antecedente e o algoritmo de mínimos quadrados para determinar os parâmetros lineares do conseqüente, ou seja, o aprendizado é realizado em duas etapas, dadas a seguir, que se repetem até que o critério de parada seja alcançado:

Etapa 1 – os parâmetros do antecedente permanecem fixos, e se utiliza do algoritmo de estimação de mínimos quadrados sobre os parâmetros do conseqüente para cada regra. Uma vez identificado os parâmetros do conseqüente, o erro é calculado como a diferença entre a saída da rede e a saída desejada apresentada nos pares de treinamento. Uma das medidas mais usuais para o erro de treinamento é a soma de erros quadráticos, definido por:

$$SEQ = \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (43)$$

onde,  $N$  é o número de pares observados,  $y_k$  correspondem aos dados de treinamento proporcionados (saídas desejadas) e  $\hat{y}_k$  é a correspondente saída da rede;

Etapa 2 – os parâmetros dos conseqüentes permanecem fixos, e se utiliza o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*) sobre os parâmetro do precedente para cada regra.

Estas etapas são executadas até que o número de épocas (interações) de treinamento ou o valor do erro, ambos pré-fixados, sejam atingidos primeiro pela rede, Ressalta-se que um número grande de épocas de treinamento pode levar a uma deformidade das funções de pertinências.

O modelo ANFIS ajusta através do algoritmo *backpropagation* os parâmetros das funções de pertinências, as quais serão de um tipo único (todas triangulares, todas gaussianas, etc), dependendo da escolha realizada. O método dos mínimos quadrados é

usado para encontrar os coeficientes das funções lineares, que formam o conseqüente das regras fuzzy.

A aprendizagem da rede é obtida combinando o algoritmo de *backpropagation* e o método dos mínimos quadrados. Para cada época de treinamento o método é realizado através de uma passagem à frente (*forward step*) e uma passagem para trás (*backward step*). Na passagem à frente, para cada vetor de entrada, a rede é avaliada até camada 4, e os parâmetros do conseqüente são estimados usando o método de mínimos quadrados. Em seguida, são calculados os erros para cada par do conjunto de treinamento, ou seja, os erros são estimados pela soma dos quadrados das diferenças entre o valor estimado e o observado. No passo para trás, os erros são propagados e os parâmetros dos antecedentes são modificados pelo mecanismo do algoritmo de *backpropagation*.

#### 5.2.4 Algoritmo de Aprendizagem da Estrutura ANFIS

A aprendizagem da estrutura ANFIS envolve a seleção de variáveis, a determinação do número de funções de pertinências por variável e a obtenção de um conjunto de regras fuzzy. Para se obter um conjunto de regras fuzzy Chiu (1996) desenvolveu uma técnica de agrupamento fuzzy denominada agrupamento subtrativo, utilizada para particionar o espaço de entrada e saída de um conjunto de dados.

Quando não se conhece “a priori” quantos agrupamentos deve haver para um determinado conjunto de dados, o agrupamento subtrativo é um algoritmo rápido e robusto para saber este número. Ainda, esta técnica permite a localização do centro do agrupamento, sendo as funções de pertinências e as regras obtidas a partir destes centros de agrupamento e, portanto, com estas informações é possível gerar um sistema de inferência fuzzy do tipo Takagi-Sugeno que modela o comportamento dos dados.

O procedimento do método do algoritmo de agrupamento subtrativo desenvolvido por Chiu (1994 apud CHIU,1996) considera um conjunto de  $N$  amostras (vetores de observações) de dados,  $x_1, x_2, \dots, x_N$ , definidas em um espaço de dimensão  $m + n$  (no problema da identificação do sistema,  $m$  é o número de entradas e  $n$  é o número de saídas) e que são normalizados em cada uma das dimensões, de modo que os dados estejam limitados por um hipercubo unitário.

Como se referiu, cada uma das observações define um eventual candidato a centro de um agrupamento e uma medida potencial associada ao ponto  $x_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , para servir como centro do agrupamento, é dado por:

$$p_i = \sum_{j=1}^N \exp\left\{-\frac{4}{r_a^2} \cdot \|x_i - x_j\|^2\right\} \quad (44)$$

onde  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $r_a > 0$  é uma constante que define o raio de vizinhança de cada centro de agrupamento e  $\|\cdot\|$  denota a norma euclidiana.

Da expressão dada por (44) pode ser observado que os pontos  $x_j$  localizados fora do raio de ação de  $x_i$  irão ter influência pequena no potencial do ponto. Em caso contrário, quanto mais próximo estiverem os pontos na vizinhança de  $x_i$  maior será a influência no potencial. Assim, o potencial associado a cada ponto vai depender de sua distância a todos os outros, o que faz com que pontos com uma vizinhança densa irá originar um potencial elevado para o seu centro.

Após o cálculo do potencial de cada um dos pontos, aquele com maior potencial é selecionado como o primeiro centro de agrupamento. Para  $x_1^*$ , a localização do primeiro centro, e  $p_1^*$ , seu valor potencial, encontrados, o potencial de cada ponto  $x_i$  é revisado por:

$$p_i \leftarrow p_i - p_1^* \cdot \exp\left\{-\frac{4}{r_b^2} \cdot \|x_i - x_1^*\|^2\right\} \quad (45)$$

onde  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $r_b > 0$  é uma constante que define o raio de vizinhança de cada centro ou a distância onde os pontos serão afetados pela redução de potencial.

Deste modo, é feita uma subtração do potencial de cada ponto em função da distância do centro do primeiro agrupamento. Os pontos próximos ao centro do primeiro agrupamento têm potencial muito reduzido e, portanto, pouca possibilidade de serem escolhidos como o próximo centro de agrupamento. Em geral, o valor atribuído a  $r_b$  deve ser um pouco superior a  $r_a$ , para se obter grupos espaçados. De acordo com Chiu (1996) define-se o valor do raio de vizinhança  $r_b$  por:  $r_b = 1,25 r_a$ .

Efetuada a redução de potencial de cada ponto, pela última expressão, aquele que apresentar o maior potencial é escolhido para ser o local do segundo centro de

agrupamento e, assim sucessivamente, efetuando-se a redução de potencial de maneira análogo para todos os pontos restantes. De modo geral, após ser obtido o  $k$ -ésimo centro de agrupamento o potencial de cada ponto é reduzido por:

$$p_i \leftarrow p_i - p_k^* \cdot \exp\left\{-\frac{4}{r_b^2} \cdot \|x_i - x_k^*\|^2\right\} \quad (46)$$

onde  $x_i^*$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , é a localização do centro do  $k$ -ésimo agrupamento,  $p_k^*$  é o seu valor potencial e  $r_b$  é uma constante positiva que define o raio de vizinhança de cada centro.

O processo de seleção de novos centros e a redução de potencial se repete de modo iterativo até que todos os pontos estejam abaixo de uma fração de potencial do primeiro centro de agrupamento  $p_1^*$ ; como critério de parada do processo toma-se  $p_k^* < (1,5) \cdot p_1^*$ .

Esta fração de potencial é um parâmetro  $\varepsilon$  que especifica o limiar entre a aceitação ou rejeição do potencial de um ponto como centro de agrupamento, isto é, se a relação entre o potencial do ponto e o do primeiro centro é superior a  $\varepsilon$ , então ele é aceito como candidato a centro; em caso contrário, especifica o limiar oposto segundo o qual o ponto é rejeitado como candidato ao centro, pondo fim ao processo de procura. Recomenda-se o parâmetro  $\varepsilon = 0,5$  um limiar para o qual o ponto é aceito e  $\varepsilon = 0,15$  o limiar no qual o ponto é rejeitado.

Para um conjunto  $\{x_1^*, x_2^*, \dots, x_k^*\}$  de  $k$  centros de agrupamentos em um espaço  $m$ -dimensional, se as  $n$  primeiras dimensões correspondem às variáveis de entrada e as últimas  $m - n$  dimensões correspondem às variáveis de saída, cada vetor  $x_i^*$  pode ser decomposto em dois vetores componentes:  $y_i^* \in \mathfrak{R}^n$  e  $z_i^* \in \mathfrak{R}^{m-n}$  tal que  $x_i^* = [y_i^* \mid z_i^*]^T$ . Cada centro de agrupamento  $x_i^*$  representa uma regra fuzzy da forma:

“se a entrada está próxima de  $y_i^*$ , então a saída está próxima de  $z_i^*$ ”

onde  $y_i^*$  é a localização do centro de agrupamento no espaço de entrada e  $z_i^*$  é a localização do centro de agrupamento no espaço de saída.



Para um vetor de entrada  $y$ , o grau no qual a regra  $i$  é ativada é definido por:

$$g_i = \exp\left\{-\frac{4}{r_a^2} \cdot \|y_i - y_i^*\|^2\right\} \quad (47)$$

onde,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $r_a$  é o raio de vizinhança de cada centro de agrupamento e o vetor de saída  $z$  é calculado por:

$$z = \frac{\sum_{i=1}^k g_i z_i^*}{\sum_{i=1}^k g_i} . \quad (48)$$

O modelo neuro-fuzzy obtido pode ser visto em termos de um sistema de inferência através de uma base de regras fuzzy do tipo “se ... então ...”, sendo cada uma das regras da forma:

$$\text{“se } y_1 \text{ é } \mu_{A_{i1}} \text{ e } y_2 \text{ é } \mu_{A_{i2}} \text{ e } \dots \text{ e } y_n \text{ é } \mu_{A_{in}} \text{ então } z \text{ é } \mu_{B_i} \text{”}$$

onde  $y_i$  é a  $i$ -ésima variável de entrada,  $z$  a variável de saída,  $\mu_{A_{ij}}$  é uma função de pertinência da  $i$ -ésima regra associada com à  $j$ -ésima entrada e  $\mu_{B_i}$  é uma função de pertinência (*singleton*) na  $i$ -ésima regra associada à variável de saída.

A  $i$ -ésima regra tem função de pertinência, cujo centro do agrupamento é representado por  $x_i^*$ , dada por:

$$\mu_{A_{ij}}(y_i) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \left(\frac{y_i - y_{ij}^*}{\sigma_{ii}}\right)^2\right\} \quad (49)$$

onde  $y_{ij}^*$  é o  $j$ -ésimo elemento de  $y_i^*$  e  $\sigma_{ij}^* = 1/2\alpha$ , com  $\alpha = 4/r_a^2$ .

O algoritmo descrito por Chiu (1994), é utilizado na estimação do número de regras necessárias à definição de um modelo fuzzy baseado em um conjunto de dados, e não necessita de ser especificado previamente o número de agrupamentos no modelo. No entanto, é importante notar que o parâmetro  $r_a$ , raio de vizinhança do agrupamento, está

diretamente relacionado com o número de regras e/ou agrupamentos encontrados. Assim, um raio pequeno gera um número elevado de regras e/ou agrupamentos, o que, no caso de ser excessivo, pode redundar em problemas de sobre ajustamento, não dando boas generalizações. Por outro lado, um raio grande produz um número menor de regras e/ou agrupamentos, o que poderá gerar modelos com capacidades de aproximação reduzidas, no caso do número de regras se mostrar pequeno. Deste modo, em aplicações práticas é necessário o teste de diversos valores para  $r_a$  e seleccionar o mais adequado em função dos resultados obtidos. Quanto ao parâmetro  $r_b$ , este tem uma relação constante com  $r_a$ , e por definição,  $r_b$  afeta igualmente o número de centros obtidos, sendo necessário também experimentar valores diferentes em algumas ocasiões.

### 5.2.5 Determinação dos Conjuntos Fuzzy

Com o uso das técnicas de otimização não linear do modelo ANFIS, um sistema de previsão foi implementado com as variáveis independentes: resistência à penetração do solo, teor de água e a argila, e a variável dependente a densidade do solo.

O modelo ANFIS trata-se de uma ferramenta para a construção de um sistema de inferência fuzzy quando não se conhecem as características das funções de pertinências para as variáveis de entradas e saídas, e nem se conhece também o número de grupos ótimos dentro do sistema.

Após os dados serem carregados no ANFIS, para a geração do sistema de inferência fuzzy foi seleccionado o particionamento “agrupamento subtrativo” (do inglês, “*subtractive clustering*”), e utilizado o tipo de treinamento híbrido, que usa o algoritmo *backpropagation* e o método de mínimos quadrados.

Durante o treinamento alguns parâmetros foram ajustados visando seleccionar a configuração com melhor desempenho, para alcançar resultados coerentes, e foram feitas diversas experiências a fim de refinar as funções de pertinências e, conseqüentemente, os conjuntos de regra. Os parâmetros ajustados são aqueles relacionados ao raio de vizinhança do centro de agrupamento no algoritmo subtrativo:  $r_a$  a faixa de ação de cada agrupamento e  $r_b$  o “fator *squash*”.

Como se referiu, cada um destes parâmetros tem a sua importância:  $r_a$  o raio de influência dos agrupamentos é importante na definição de um modelo, tem variação entre valores de 0 a 1, valores muito baixos resultam um número elevado de pequenos agrupamentos e determina, para cada dimensão do espaço de entrada e saída do modelo, a vizinhança de influência do centro do agrupamento;  $r_b$  é um parâmetro que multiplica o raio de vizinhança do centro de cada agrupamento para reduzir o potencial de pontos distantes a serem considerados como pertencentes ao agrupamento, para valores muito alto a este parâmetro implica que são admitidos centros de agrupamentos muito distantes entre si.

Para cada tipo de solo, foi feita uma combinação de valores para os parâmetros de ajuste ( $r_a$  e  $r_b$ ), e foi gerado um modelo com o seu respectivo erro médio quadrático para os dados de treinamento e de testes.

Vale ressaltar que no ANFIS, existem dois parâmetros para o critério de parada para o treinamento dos dados; o erro de tolerância (que deve ser um valor muito pequeno caso não se conheça o comportamento do erro de treinamento), e o número de épocas (que define o número de épocas máximo para o ANFIS convergir). O treinamento da rede foi realizado mantendo o erro de tolerância para a rede igual a 0 e o número de épocas que apresenta o menor erro médio quadrático.

A quantidade de funções de pertinências utilizadas para fuzzificar a entrada do modelo depende da quantidade de informações (dados) disponíveis, já que se deve guardar relação com o número de parâmetros não lineares,  $p_i$ ,  $q_i$  e  $r_i$ , que devem ser calculados para a saída do modelo. Segundo Shaw e Simões (1999), cada entrada do modelo deve ter de três a sete funções de pertinências para que o modelo fuzzy possua uma melhor precisão, e assim, o modelo obtido terá uma quantidade de termos lingüísticos que se aproxima mais da forma do raciocínio humano.

Cada função de pertinência presente na entrada do modelo está relacionada com o número de parâmetros a ser calculado na camada 1 da rede neuro-fuzzy apresentada na Figura 21.

O modelo escolhido foi o que apresentou o menor erro quadrático para o conjunto de testes, e se obteve um número de funções de pertinências, e em função destas, também, um número de regras que satisfizeram ao critério do erro mínimo. Em todos os casos

foram obtidos o tipo de função de pertinência na forma gaussiana e o tipo de sistema fundamentado foi o modelo fuzzy de Takagi-Sugeno de primeira ordem.

### 5.2.6 Avaliação do Desempenho do Modelo

Para a avaliação do modelo os dados observados foram divididos em dois grupos: dados de treinamento em cerca de 80%, e os dados de testes, selecionados aleatoriamente, para cada tipo de solo, em cerca de 20%, e estes foram utilizados para a validação do modelo. Assim, para cada tipo de solo temos:

- Modelo para solo não preparado tipo I:
  - total de 62 dados, 48 foram utilizados para treinamento e os 14 restantes para validação;
- Modelo para solo não preparado tipo II:
  - total de 104 dados, 84 foram utilizados para treinamento e os 20 restantes para validação;
- Modelo para solo não preparado tipo III:
  - total de 102 dados, 78 foram utilizados para treinamento e os 24 restantes para validação;
- Modelo para solo preparado tipo I:
  - total de 334 dados, 274 foram utilizados para treinamento e os 60 restantes para validação;
- Modelo para solo preparado tipo III:
  - total de 401 dados, 331 foram utilizados para treinamento e os 70 restantes para validação.

Todos os modelos têm três variáveis de entradas: índice de cone, teor de água e porcentagem de argila, e uma de saída, a densidade do solo.

Para a generalização no conjunto de dados de treinamento, foram utilizados os conjuntos de dados de testes. Na escolha do melhor sistema neuro-fuzzy, foi realizado o treinamento para cada um dos cinco modelos dos conjuntos de dados de treinamento e, a seguir, foi realizada a validação do modelo com os dados de testes. Ou seja, foram gerados cinco sistemas correspondentes a cada um dos tipos de solo. O conjunto de dados de testes é usado para evitar o *overfitting*, ou seja, os parâmetros devem ser escolhidos buscando o menor erro no conjunto de dados de testes. Desta forma, o melhor sistema para

cada tipo de solo foi obtido através da análise do menor erro quadrático médio (EQM) no conjunto de teste, o qual é calculado pelo ANFIS, e presta-se para determinar quando as interações (épocas) devem ser interrompidas.

Em cada treinamento, para avaliar o desempenho do modelo ANFIS, são consideradas três medidas de erros, o Erro Quadrático Médio (EQM), o Erro Relativo Médio (ERM) e o Erro Absoluto Médio (EAM), definidas como:

$$EQM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (50)$$

$$ERM = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|} \quad (51)$$

$$EAM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (52)$$

onde,  $n$  representa o número de observações,  $y_i$  é a saída nominal do processo (densidade observada) e  $\hat{y}_i$  é a saída (densidade estimada) do modelo. Vale ressaltar que o valor ideal para cada uma das expressões acima e que todas elas sejam iguais a zero. O erro relativo (ER) é utilizado para medir a precisão entre dois valores da densidade do solo e é calculado pela subtração do valor absoluto do primeiro e o segundo, dividindo-se pelo valor do primeiro valor. O valor do erro relativo (ER) é também multiplicado por 100 para ser expresso em porcentagem.

No ANFIS é utilizada a raiz quadrada do erro quadrático médio,  $\sqrt{EQM} = \sqrt{RMSE}$ , como medida para se determinar a parada das interações do sistema. Esta medida indica a amplitude média dos desvios entre os valores desejados e estimados da variável no modelo identificado e significa que quanto maior o seu valor, maior é a variabilidade e, portanto, pior é o desempenho do modelo.

A variância do erro relativo médio e o desvio padrão são calculados, respectivamente, através das equações (53) e (54):

$$Var(ERM) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - ERM)^2 \quad (53)$$

$$Desvio = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - ERM)^2} = \sqrt{Var(ERM)}. \quad (54)$$

Para cada modelo encontrado foi calculado o coeficiente de correlação linear ( $r$ ) definido pela equação (55):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)(\hat{y}_i - \hat{\bar{y}}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \cdot \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \hat{\bar{y}}_i)^2}} \quad (55)$$

para encontrar o grau de relacionamento entre os conjuntos de dado experimental e estimado da densidade do solo. Para verificar a existência ou não da correlação linear entre estes dois conjuntos de dados foi realizado um teste de hipóteses, ou seja, foram testadas as hipóteses:

$H_0$ : Não existe relacionamento linear entre os dados

$H_1$ : Existe relacionamento linear entre os dados

sendo a estatística usada para a realização deste teste dada por:

$$t_c = r / \sqrt{\frac{1-r^2}{n-2}} \quad (56)$$

que tem a distribuição “t-de-student” com “ $n-2$ ” graus de liberdade. Este valor de  $t_c$  é comparado com um valor tabelado, com “ $n-2$ ” graus de liberdade a um nível  $\alpha$  de significância. A regra de decisão a ser tomada é rejeitar a hipótese  $H_0$  se o valor calculado  $t_c$  é maior que o valor tabelado, e não se rejeita a hipótese  $H_0$  em caso contrário.

No caso de rejeição da hipótese  $H_0$  afirma-se, com um nível  $\alpha$  de significância, que os dois conjuntos possuem um relacionamento linear e, neste caso, há fortes evidências de que dois conjuntos de dados possuem um relacionamento linear, e pode-se então ajustar uma reta de regressão entre eles.

A análise de regressão, quando constatada a existência da correlação linear, foi realizada com o objetivo de prever o comportamento de um conjunto de dados em função da variação do outro.

Obtida a reta de regressão, dada na forma:

$$\text{Densidade Fuzzy} = a + b (\text{Densidade experimental}) \quad (57)$$

foi testada a existência desta, ou seja, foi testado se o parâmetro  $b$  (coeficiente angular) é diferente de zero. Desta forma o que se quer testar é:

$$H_0: b = 0$$

$$H_1: b \neq 0$$

Assim, fixado um nível de significância  $\alpha$ , a estatística do teste é a “ $t$ -de-student” com “ $n-2$ ” graus de liberdade, sob a hipótese de nulidade, dada por:

$$t_c = \frac{b}{s/\sqrt{s_{y_i}}} \quad (58)$$

onde,  $s$  é o erro padrão da estimativa e  $s_{y_i}$  é o desvio quadrático da densidade experimental, dados, respectivamente, pelas equações (59) e (60):

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - a - by_i)^2}{n-2}} \quad (59)$$

e

$$s_{y_i} = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i\right)^2}{n} \quad (60)$$

No caso do teste do coeficiente angular ser significativo, a um nível  $\alpha$  de significância, a reta de regressão não coincide com a reta horizontal e, neste caso, há relação entre os conjuntos dos dados experimentais e estimados.

O teste para o coeficiente linear da regressão ( $a$ ) foi realizado para testar o valor inicial da regressão, ou seja, testar o valor de  $\hat{y}$  quando  $y = 0$ , As hipóteses são:

$$H_0: a = 0$$

$$H_1: a \neq 0$$

Fixado um nível de significância  $\alpha$ , estatística do teste será a “ $t$ -de-student” com “ $n-2$ ” graus de liberdade, sob a hipótese nula, é dada por:

$$t_c = \frac{a}{s \left( \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{\bar{y}^2}{s_x}} \right)}. \quad (61)$$

Para cada um dos modelos determinados pelo modelo neuro-fuzzy, foi realizada uma comparação com resultados utilizando a abordagem de redes neurais artificiais, existente na literatura, apresentada em Nagaoka (2003), onde se fez uso de várias redes neurais artificiais com diferentes números de neurônios na camada escondida para obter a densidade do solo, com as variáveis de entrada resistência do solo à penetração, teor de água e textura do solo.

Para verificar o desempenho dos modelos determinados pelas duas abordagens, foi utilizada a teoria estatística para calcular algumas medidas de posição e de variabilidade.

Para verificar a igualdade de médias entre os conjuntos de estimativas, dadas pelas abordagens fuzzy e de redes neurais artificiais, realizou-se o seguinte teste de hipóteses:

$H_0$ : As médias das estimativas da densidade solo são iguais

$H_1$ : As médias das estimativas da densidade do solo são diferentes.

Para análise comparativa entre as densidades do solo obtidas foi realizado teste de normalidade para cada um dos conjuntos de estimativas, utilizando o teste de hipótese de Shapiro e Wilks. Para aqueles conjuntos de estimativas em que se verificou a normalidade dos dados, para testar a igualdade das médias entre pares de conjuntos, foi utilizado o teste de hipótese paramétrico “*t*-de-student”. Para os conjuntos de dados em que esta condição não se verificou foi utilizado o teste de hipótese não paramétrico de Mann-Whitney.

O teste de Mann-Whitney é um teste estatístico utilizado para testar se dois conjuntos de dados independentes foram retirados de populações com médias iguais. Esse é um teste alternativo quando as condições exigidas para o teste “*t*-de-student” não estiverem satisfeitas. A única exigência para a realização do teste de Mann-Whitney é a de que as observações sejam medidas numéricas.



## 6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### MODELOS FUZZY PARA A ESTIMAÇÃO DA DENSIDADE DO SOLO

#### 6.1 Modelo para Estimação de Solo Não Preparado do Tipo I

Para a construção do modelo do solo não preparado do tipo I foram utilizados 62 vetores de observações separados em dois arquivos de dados, um constituindo o conjunto de treinamento (48 vetores) e o outro, escolhido aleatoriamente, o conjunto de teste (14 vetores).

Foram consideradas três variáveis: duas de entradas, a resistência à penetração e o teor de água do solo, e uma de saída representando a densidade do solo. Na Tabela 4 são mostrados os universos de discurso para cada uma das variáveis.

Tabela 4. Universos de discurso das variáveis de entrada e saída do sistema fuzzy para o solo não preparado do tipo I

	Variável	Universo de discurso
entrada	Resistência à penetração (kPa)	[ 761,40 , 5673,21 ]
	Teor de água (%)	[ 4,37 , 43,39 ]
saída	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )	[ 1,42 , 1,65 ]

Para a identificação do modelo foram realizadas simulações combinando valores para os parâmetros de ajustes,  $r_a$  e  $r_b$  os raios de vizinhança de centro de agrupamentos, para determinar os parâmetros das funções de pertinências e os parâmetros de saída do modelo, o número de funções de pertinências das variáveis de entrada e, conseqüentemente, o número de regras para o modelo, observando o menor erro quadrático médio (RMSE) obtido para o conjunto de treinamento como para o conjunto de teste, com o objetivo de melhorar o desempenho do modelo. O número de interações (épocas de treinamento) foi especificado em 500 épocas, e o erro de tolerância, em virtude de não se conhecer o comportamento do erro, foi selecionado igual a zero.

Na fase de treinamento, com os parâmetros de ajustes  $r_a = 0,15$  e  $r_b = 5,25$ , o modelo neuro-fuzzy calculou para a saída o erro de 0,0253 com respeito aos dados de treinamento e um erro de 0,0593 com respeito aos dados de teste do modelo. Verificou-se que após 130 interações a diferença entre os erros de treinamento e de teste foi constante durante todas as interações restantes. Vale ressaltar que quanto mais próximos os valores dos erros estiverem, melhor é o desempenho do modelo, pois isto indica uma boa generalização para o modelo. Na Figura 22 estão representados os erros de treinamento e teste para todas as interações.

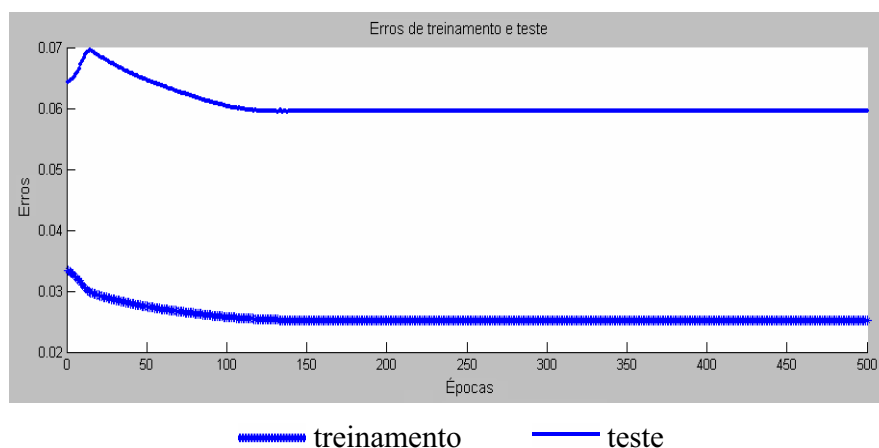


Figura 22. Diferença entre os erros de treinamento e de teste para o solo não preparado do tipo I.

Para a determinação do modelo com os parâmetros de ajustes, número de épocas e o erro de tolerância considerado, o sistema ANFIS forneceu cinco funções de

pertinências para a variável resistência à penetração e cinco funções para a variável teor de água, todas do tipo gaussiano, pois foi a combinação de valores que apresentou o menor erro de treinamento e de teste entre todos os outros valores envolvidos na simulação.

Assim, o modelo identificado para estimar a densidade do solo, no caso do solo não preparado tipo I, é constituído de duas variáveis de entrada, com cinco conjuntos fuzzy associados a cada uma das variáveis, cinco regras com os antecedentes de cada uma conectados pelo operador “e” e, portanto, cinco funções lineares, cada qual, representando a parte do conseqüente da regra fuzzy.

Na Tabela 5 é dada a caracterização do modelo, obtido através do ANFIS, e a Tabela 6 apresenta os parâmetros das funções de pertinências, onde o parâmetro  $m$  denota o centro da função e  $\sigma$  a variação dos dados observados com relação à sua média.

Tabela 5. Caracterização do modelo neuro-fuzzy (ANFIS) para o solo não preparado do tipo I.

Modelo de inferência neuro-fuzzy	
Operador “e”	Produto
Número de nós	35
Número de parâmetros lineares	15
Número de parâmetros não lineares	20
Número total de parâmetros	35
Número de pares de dados treinamento	48
Número de pares de teste	14
Número de regras fuzzy	5

Tabela 6. Parâmetros das funções de pertinências para o solo não preparado do tipo I.

Parâmetros das funções de pertinências ( $\mu$ )										
Variável Entrada	$\mu_1$		$\mu_2$		$\mu_3$		$\mu_4$		$\mu_5$	
	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$m$
iCone	260,5	1025	260,5	1512	260,5	1130	260,5	3877	260,5	1716
Umidade	1,59	10	1,172	14,07	2,069	43,39	2,069	6,953	1,901	16,12

As funções de pertinências na Tabela 6 são todas do tipo gaussianas e caracterizadas pelos seus centros  $m$  e variabilidades  $\sigma$ , e simétricas em relação aos seus centros. O centro de cada função de pertinência representa o ponto que melhor caracteriza cada uma destas regiões.

Pela Tabela 6 as funções de pertinências que definem os conjuntos fuzzy para a variável resistência à penetração do solo (índice de cone) e o teor de água (umidade) do solo são dados por:

Tabela 7. Funções de pertinências para as variáveis fuzzy de entrada para o solo não preparado do tipo I.

Resistência à penetração	Teor de água (Umidade)
$\mu_1^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-1025.26)^2}{2(260.5)^2}}$	$\mu_1^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-10.00)^2}{2(1.59)^2}}$
$\mu_2^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-1512.10)^2}{2(260.5)^2}}$	$\mu_2^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-14.06)^2}{2(1.17)^2}}$
$\mu_3^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-1130)^2}{2(260.5)^2}}$	$\mu_3^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-43.39)^2}{2(2.07)^2}}$
$\mu_4^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-3877.20)^2}{2(260.5)^2}}$	$\mu_4^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-6.95)^2}{2(2.07)^2}}$
$\mu_5^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-1716.49)^2}{2(260.5)^2}}$	$\mu_5^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-16.12)^2}{2(1.90)^2}}$

Na Figura 23 são dadas as regiões para cada uma das funções de pertinências ( $R_i$ ,  $i = 1, \dots, 5$ ) para a variável resistência à penetração do solo, em quilopascal (kPa).

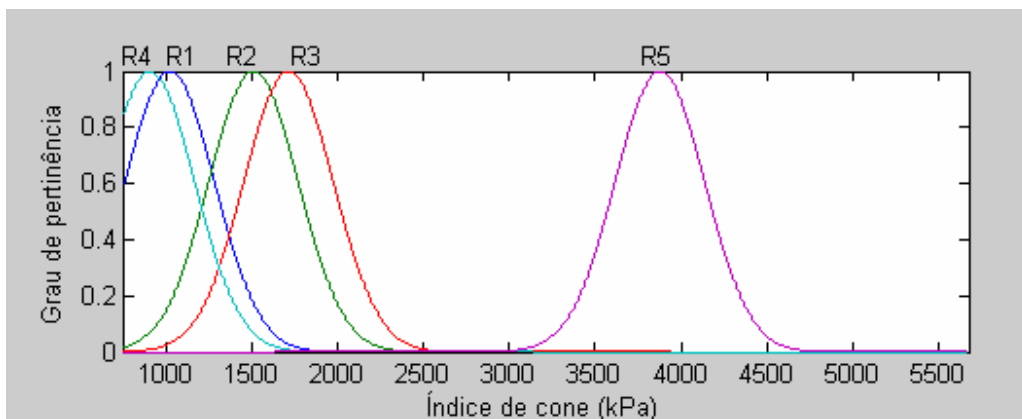


Figura 23. Funções de pertinências para a variável de entrada resistência do solo à penetração para o solo não preparado do tipo I.

Para cada função de pertinência se pode identificar um intervalo para cada um dos espaços da variável de entrada considerada. Assim, tendo como centro do

intervalo o valor  $m$  e dispersão  $\sigma$ , os intervalos para o conjunto de dados para a variável resistência à penetração do solo são dados por: [761,40 , 1806,50] , [764,40 , 2293,50] , [764,40 , 1911,50] , [3095,50 , 4652,50] , [934,50 , 2497,50].

Na Figura 24 estão apresentadas as funções de pertinências para a variável teor de água ( $U_i$ ,  $i = 1, \dots, 5$ ), representada pela umidade do solo em porcentagem (%).

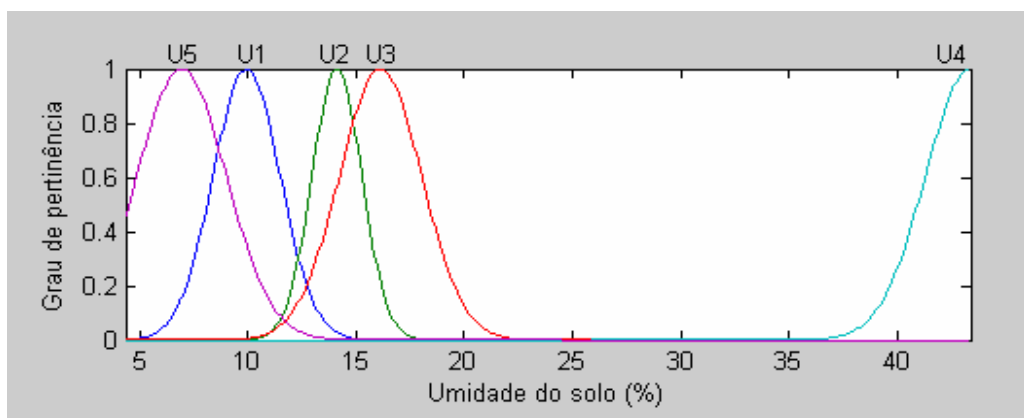


Figura 24. Funções de pertinências para a variável teor de água (umidade) para o solo não preparado do tipo I.

Os intervalos que definem os conjuntos fuzzy para a variável teor de água (umidade) são dados por: [5,23 , 14,77] , [10,55 , 17,59] , [37,18 , 43,39] , [4,37 , 13,16] , [10,42 , 21,83].

Na Tabela 8 são apresentados os parâmetros das funções lineares dos conseqüentes, onde os parâmetros  $C_i$  ( $i = 1, 2, 3$ ) denotam os coeficientes da função linear do conseqüente de cada uma das regras do modelo.

Tabela 8. Parâmetros das funções lineares de saída dos conseqüentes para o solo não preparado do tipo I

Regras	parâmetros das funções lineares dos conseqüentes		
	$C_1$	$C_2$	$C_3$
1	-0,000009	-0,0070	1,5020
2	0,000066	0,0358	1,0750
3	0,000046	0,0331	0,0007
4	-0,000033	-0,0176	1,8940
5	0,000104	-0,0269	1,7070

O modelo ANFIS estabelece uma relação linear entre a variável de entrada e a variável de saída, baseado em regras, onde o conseqüente de cada regra define um modelo linear ao redor do centro das funções de pertinências. Ressalta-se que o centro  $m$  da função de pertinência representa o ponto que melhor caracteriza cada uma dessas regiões. Deste modo, quanto mais um valor se distancia do centro da função de pertinência, mais aumenta a possibilidade de erros, pois a capacidade de predição do modelo é reduzida, isto porque se um ponto se colocar numa posição entre dois centros o modelo neuro-fuzzy realiza uma interpolação entre os resultados de duas regras vizinhas.

Na Figura 25 estão representadas as funções de pertinências para as variáveis de entradas, resistência à penetração e teor de água no solo, que formam a parte antecedente das regras, e a variável de saída, densidade do solo, que forma a parte do conseqüente das regras.

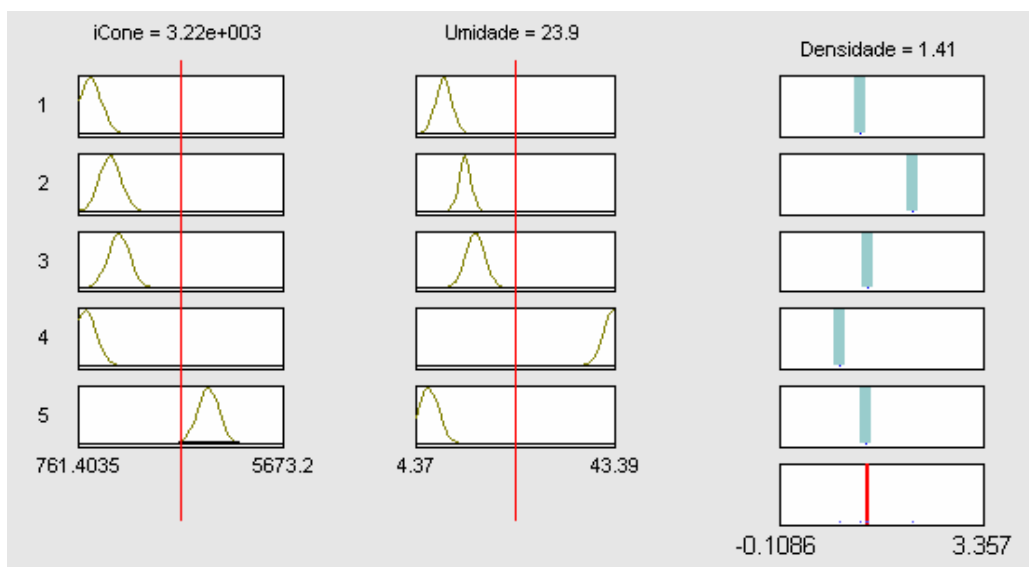


Figura 25. Regras do modelo da estimativa da densidade do solo para o solo não preparado do tipo I.

Com os intervalos que definem os conjuntos fuzzy e os parâmetros apresentados na Tabela 6 as regras e as funções lineares que definem as saídas para o conseqüente de cada regra, onde  $x_1$  representa a resistência à penetração (índice de cone) e  $x_2$  o teor de água (umidade) no solo, são as seguintes:

$$\begin{aligned} \text{Regra 1. Se } x_1 \in [764,4, 1806,50] \text{ e } x_2 \in [ 5,23, 14,77] \\ \text{Então } y_1 = -0,000009 x_1 - 0,0070 x_2 + 1,5020 \end{aligned} \quad (62)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 2. Se } x_1 \in [764,40, 2293,50] \text{ e } x_2 \in [10,55, 17,59] \\ \text{Então } y_2 = 0,000066 x_1 + 0,0358 x_2 + 1,0750 \end{aligned} \quad (63)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 3. Se } x_1 \in [764,50, 1911,50] \text{ e } x_2 \in [37,18, 43,39] \\ \text{Então } y_3 = 0,000046x_1 + 0,0331 x_2 + 0,0007 \end{aligned} \quad (64)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 4. Se } x_1 \in [3095,50, 4652,50] \text{ e } x_2 \in [ 4,37, 13,16] \\ \text{Então } y_4 = -0,000033 x_1 - 0,0176 x_2 + 1,8940 \end{aligned} \quad (65)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 5. Se } x_1 \in [934,50, 2497,50] \text{ e } x_2 \in [10,42, 21,83] \\ \text{Então } y_5 = 0,000104 x_1 - 0,0269 x_2 + 1,7070 \end{aligned} \quad (66)$$

Na Tabela 9 são apresentados os dados para solo não preparado do tipo I (teor de argila menor que 30 %) e as estimativas obtidas pelo modelo, juntamente com os erros relativos os quais são utilizados para medir a precisão entre os valores obtidos experimentalmente e os valores estimados pelo modelo.

Tabela 9. Resultados do modelo para solo não preparado tipo I  
(teor de argila menor que 30%)

Amostras	íCone ( kPa )	Umidade ( % )	Argila ( % )	Densidade Experimental ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Densidade Estimada ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Erro Relativo ( % )
1	1590,0	43,39	6,7	1,45	1,51	4,21
2	1850,0	43,39	6,7	1,47	1,52	3,59
3	1800,0	43,39	6,7	1,66	1,52	8,40
4	2484,2	15,90	21,5	1,50	1,54	2,81
5	1798,2	15,90	21,5	1,50	1,51	0,57
6	1426,3	15,90	21,5	1,50	1,53	2,23
7	1400,0	15,90	21,5	1,50	1,54	2,45
8	1823,5	15,90	21,5	1,50	1,51	0,55
9	6051,3	6,95	21,5	1,65	1,58	4,55
10	4810,1	7,65	21,5	1,62	1,60	1,05
11	3172,6	11,28	21,5	1,65	1,59	3,50
12	2332,5	12,37	21,5	1,62	1,63	0,49
13	2396,1	11,99	21,5	1,57	1,64	4,30
14	1828,2	11,28	21,5	1,65	1,58	4,31
Erro relativo médio (ERM)						3,07
Variância						4,61

Para a comparação entre os conjuntos de dados experimentais e estimados foi calculado o valor do coeficiente de correlação, cujo valor é  $r = 0,63$ , o que indica uma relação moderadamente forte entre os dois conjuntos de dados. O  $p$ -valor igual a 0,016 é menor que um nível de significância  $\alpha = 0,05$  e, portanto, a associação entre as estimativas é considerada estatisticamente significativa, para um nível de confiança de 95%. Deste modo, os resultados produzem evidências de que as estimativas são correlacionadas com o conjunto de dados experimentais, e possuem a mesma tendência movendo-se na mesma direção, isto é, como o coeficiente de correlação é positivo e o  $p$ -valor é menor que 0,05, existe uma correlação significativa entre os dois conjuntos dados.

Dado que existem evidências de que os dois conjuntos de dados possuem um relacionamento linear pode-se prever o comportamento de um deles em função da variação do outro, ajustando uma reta de regressão entre eles para o auxílio na análise dos dados. Assim, é construído o gráfico de dispersão, com a regressão linear e o coeficiente de determinação entre os conjuntos de valores da densidade experimental e os da densidade



estimadas, obtidos pelo modelo neuro-fuzzy para os dados de teste. A Figura 26 mostra o ajuste feito pela reta de regressão.

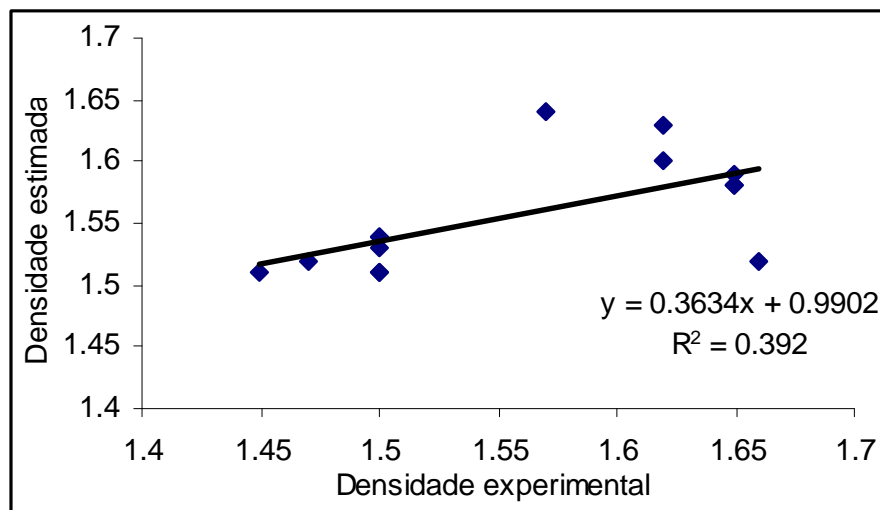


Figura 26. Gráfico de dispersão e de regressão das densidades do solo observadas e obtidas pelo modelo para o solo não preparado do tipo I

Para verificar se o modelo de regressão gerado é significativo, ou seja, para verificar a existência da regressão linear entre a densidade experimental e a densidade estimada realizou-se teste de hipótese utilizando a estatística “*t*-de-student”, fixado um nível de significância  $\alpha = 0,05$ , com “ $n-2$ ” graus de liberdade para o coeficiente angular da reta de regressão (0,363). A estatística *t* calculada para uma significância de 5% foi de 2,78, já o valor de *t* tabelado para 12 graus de liberdade é 2,179. Como o valor da estatística *t* calculada (2,78) é maior que o valor de *t* tabelado (2,179), pela distribuição “*t*-de-student”, rejeita-se a hipótese de não haver regressão, isto é, de que o coeficiente de regressão é diferente de zero e, portanto, é estaticamente significativa, existindo então relação entre os dados observados e estimados. Também, foi realizado o teste para o coeficiente linear da regressão (0,363409), o qual foi estatisticamente significativo ao nível de significância de 5%. A Tabela 10 mostra a análise de regressão e de variância para os dados experimentais e estimados pelo modelo neuro-fuzzy.

Tabela 10. Análise de regressão e de variância para os dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo I

Parâmetros	Estimativas	Erro padrão	Estatística- <i>t</i>	<i>p</i> -valor
Intercepto	0,990226	0,20406	4,85262	0,0004
Coefficiente angular	0,363409	0,130655	2,78144	0,0166

F.V.	g.l.	S.Q.	Q.M.	Estatística- <i>F</i>	<i>p</i> -valor
Regressão	1	0,0105388	0,0105388	7,74	0,0166
Resíduo	12	0,0163469	0,00136224		
Total	13	0,0268857			

Nota: F.V.=Fonte de variação, g.l.= Graus de liberdade, S.Q.= Soma de quadrados, Q.M.= Quadrados médios

A Tabela 10 mostra que os resultados do ajuste do modelo linear para descrever a relação entre o conjunto de densidade fuzzy e a densidade experimental é dada pela equação:

$$Fuzzy = 0,990226 + 0,363409 * Experimental \quad (67)$$

É observado, ainda pela Tabela 10, que como o *p*-valor na tabela da análise de variância é menor que 0,05, há uma relação estatisticamente significativa entre o conjunto de densidade estimada pelo modelo neuro-fuzzy e o conjunto de densidade experimental ao nível de confiança de 95%.

Na Figura 26 é verificada uma dispersão dos pontos em relação à reta de regressão, indicando uma variabilidade dos dados, e quanto mais os pontos estão distantes desta reta, maior é o erro quadrático e o erro relativo. Pode ser observado, ainda, que a estatística  $R^2 = 0,392$ , ou seja, a variação dos dados da densidade estimada são 39,2% explicadas pelas variações do conjunto de dados da densidade experimental, isto é,  $R^2$  representa a comparação em pares dos valores observados com as estimativas do modelo.

Embora o valor de  $R^2$  tenha sido baixo, o desvio padrão da densidade do solo (0,078348) do conjunto de teste está próximo da raiz quadrada do erro quadrático médio para os dados de teste ( $\sqrt{RMSE} = 0,063$ ), e desde que o erro do teste (0,05933) e a variância do erro relativo médio (4,61%) são pequenos, estes valores indicam que o modelo neuro-fuzzy é capaz de identificar uma correlação entre as variáveis de entradas e as respectivas estimativas do modelo.

Na análise do modelo observa-se que os valores calculados a partir do modelo neuro-fuzzy representam de fato o que acontece no estudo da densidade do solo, onde diversos fatores influenciam na determinação dos valores da densidade. O modelo apresentou uma variação média de 4,61%, sendo o maior erro relativo o da terceira observação, onde o teor de água é muito elevado. Deste modo, entre as densidades experimentais e as estimativas das densidades fuzzy, não há disparidade significativa dos dados, apesar da subestimação de 8,40% com relação à terceira amostra.

Pela Tabela 9 e Figura 26, constata-se que os erros relativos médios mais altos estão concentrados nos pontos de observações 1, 2, 3, 9 e 13 e 14, onde o maior erro relativo está na observação 2, ERM = 8,40 %. Nas observações 1, 2 e 3 a razão destes valores para o erro relativo pode ser devido ao alto teor de água (umidade) no solo (43,39 %), que faz com que o solo atinja densidade elevada, confirmando resultados apresentados na literatura como em trabalhos de Klein et al. (1998), Guerra (2000) e Lazarini et al. (2002), que não recomendam que sejam realizadas a determinação da resistência à penetração do solo quando este apresenta elevado teor de umidade.

A densidade do solo variou de  $0,993 \text{ kg.dm}^{-3}$  a  $1,74 \text{ kg.dm}^{-3}$ , sendo o maior valor alcançado para valores do índice de cone entre 2450 kPa e 2500 kPa com o teor de água muito alto (43,3%), e o menor valor atingido para densidade do solo é para o índice de cone muito baixo e o teor de água em torno de 28,3%.

Com umidade do solo muito alta e índice de cone a partir de 5640 kPa, a densidade atinge valor de  $1,70 \text{ kg.dm}^{-3}$ . Na Figura 27, também se observa que para a umidade muito alta, à medida que aumenta a resistência à penetração do solo a densidade é incrementada. Observa-se, ainda, que a densidade é decrescente até a umidade de 30%, quando a partir deste ponto, a densidade é crescente e à medida que a resistência à penetração aumenta a densidade atinge o valor máximo.

Na Figura 27 são mostrados os gráficos de superfície de respostas em diferentes ângulos de visão, onde (b), (c) e (d) são, respectivamente, as rotações de  $90^\circ$ ,  $180^\circ$  e  $270^\circ$  em relação ao gráfico (a), para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy onde se pode verificar o comportamento do modelo neuro-fuzzy para os valores dos dados estimados.

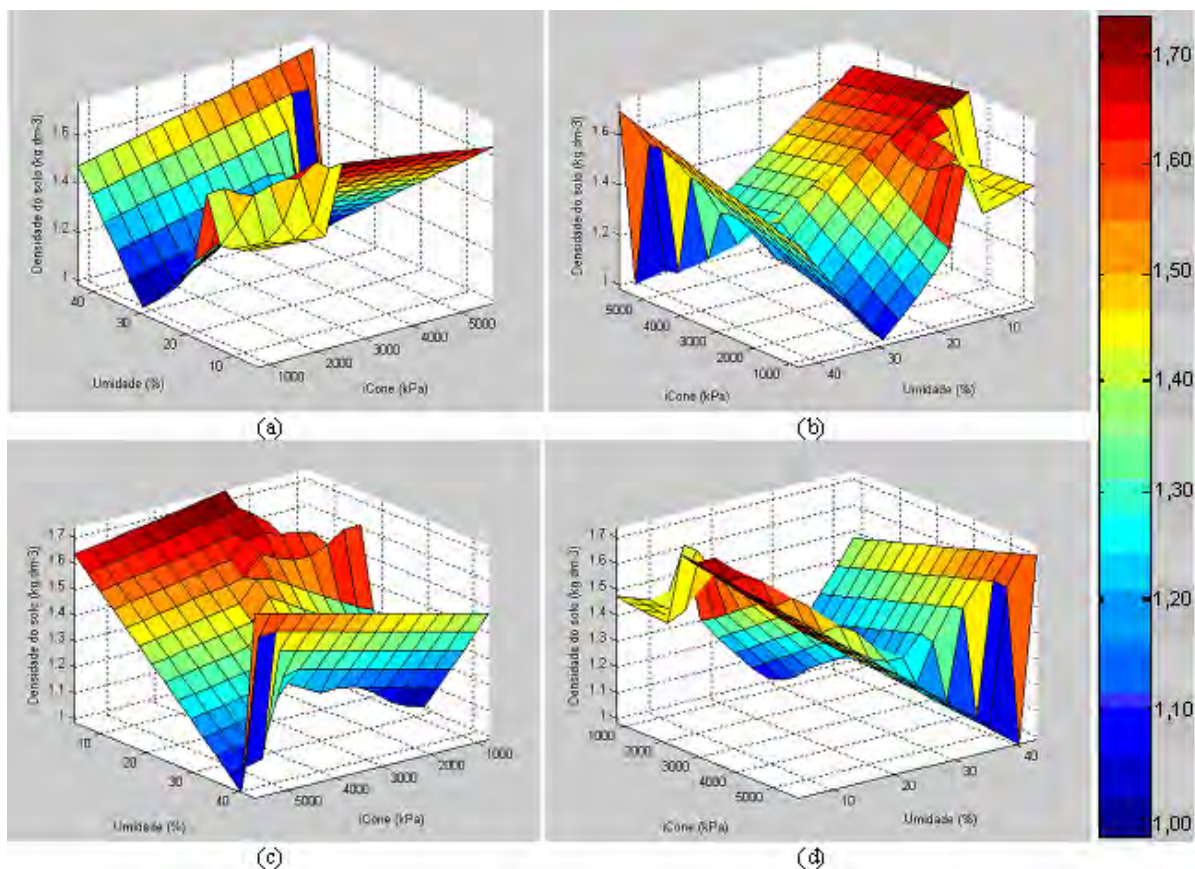


Figura 27. Gráfico de superfície de respostas para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy para o solo não preparado do tipo I.

Pelo arrazoado, o modelo teria melhores resultados se os dados para a resistência à penetração, o teor de água e textura do solo tivessem sido coletados por uma mesma metodologia. Ressalta-se que os dados utilizados para determinar o modelo para solo não preparado do tipo I, foram retirados da literatura usando dados de diversos autores.

### 6.1.1 Comparação entre o Modelo Neuro-Fuzzy e Redes Neurais para Solo Não Preparado do Tipo I

Nesta seção será feita uma comparação entre valores estimados pelo modelo neuro-fuzzy com resultados apresentado em Nagaoka (2003), que implementou diversas redes neurais do tipo perceptron multicamadas para determinar a densidade solo utilizando como variáveis de entrada a resistência à penetração, teor de água e textura do solo.

Para fins comparativos foram reunidos na Tabela 11 os valores obtidos em laboratórios e estimados para a densidade do solo, através do modelo neuro-fuzzy e de redes neurais artificiais (RN). Para o solo não preparado do tipo I, Nagaoka (2003) considerou as seguintes redes neurais, RN1 uma rede de arquitetura com 4 entradas, 15 neurônios na camada escondida e uma saída, RN3 rede com 3 entradas, 10 neurônios na camada escondida e uma saída e RN7 rede com 3 entradas, 15 neurônios na camada escondida e uma saída.

Tabela 11. Valores de densidades de solo obtidos em laboratório, por modelo neuro-fuzzy e rede neural e os erros relativos para o solo não preparado do tipo I

Amostras	Estimativas ( $\text{kg.dm}^{-3}$ )					Erros relativos (%)			
	Exp	Fuzzy	RN1	RN3	RN7	ExpxFuzzy	ExpxRN1	ExpxRN3	ExpxRN7
1	1,45	1,51	1,56	1,48	1,51	4,14	7,86	2,28	4,34
2	1,47	1,52	1,60	1,48	1,55	3,40	8,71	0,61	5,31
3	1,66	1,52	1,59	1,48	1,54	8,43	4,16	10,84	7,29
4	1,50	1,54	1,38	1,50	1,42	2,67	8,00	0,00	5,33
5	1,50	1,51	1,49	1,52	1,50	0,67	0,80	1,07	0,00
6	1,50	1,53	1,53	1,52	1,50	2,00	1,67	1,53	0,13
7	1,50	1,54	1,53	1,52	1,50	2,67	1,80	1,60	0,20
8	1,50	1,51	1,49	1,52	1,50	0,67	1,00	1,00	0,07
9	1,65	1,58	1,58	1,61	1,65	4,24	4,42	2,42	0,00
10	1,62	1,60	1,61	1,61	1,56	1,23	0,74	0,74	3,64
11	1,65	1,59	1,61	1,63	1,65	3,64	2,42	1,45	0,00
12	1,62	1,63	1,62	1,63	1,65	0,62	0,12	0,37	1,85
13	1,57	1,64	1,61	1,63	1,65	4,46	2,29	3,50	5,10
14	1,65	1,58	1,53	1,62	1,64	4,24	7,03	2,00	0,42

Para realizar a comparação entre os conjuntos de estimativas foram calculados as médias, os desvios padrão e o coeficiente de variação (CV) para cada um destes conjuntos, explicitados na Tabela 12.

Tabela 12. Parâmetros estatísticos para as densidades do solo experimental e estimadas para o solo não preparado do tipo I

Parâmetros estatísticos	Experimental	Fuzzy	RN1	RN3	RN7
Média Aritmética	1,56	1,56	1,56	1,55	1,56
Desvio Padrão	0,0783	0,0455	0,0783	0,0455	0,0668
Coeficiente de Variação (%)	5,02	2,92	4,31	3,97	4,93

O Coeficiente de variação (CV) é uma medida relativa que expressa o desvio padrão como uma porcentagem da média aritmética. Quanto mais próximo de zero, mais homogênea é a distribuição. Quanto mais distante, mais dispersas. Ele mede a dispersão em relação à média, e é dado pela razão entre o desvio padrão e a média e é multiplicado por 100, para que o coeficiente de variação seja dado em porcentagem:

$$CV = \frac{\sigma_x}{\bar{X}} \times 100 \quad (68)$$

onde  $\sigma_x$  e  $\bar{X}$  são, respectivamente, o desvio padrão e a média aritmética do conjunto de dados  $X$ .

Como se pretende saber qual dos conjuntos de estimativas tem o melhor desempenho, essa informação é conseguida através da análise da variabilidade, procurando-se o conjunto que é mais homogêneo. Da Tabela 12 pelos coeficientes de variação dos quatro conjuntos de estimativas desde que  $CV = 2,92\%$  para o conjunto de estimativas fuzzy, e quanto menor o coeficiente de variação mais homogêneo é o conjunto de dados, conclui-se que o conjunto de estimativas obtidas pelo modelo neuro-fuzzy é mais homogênea que as obtidas por rede neural.

A Tabela 13 apresenta os valores do coeficiente de correlação ( $r$ ) com seu respectivo  $p$ -valor entre os valores obtidos em laboratório e as estimativas determinadas pelo modelo neuro-fuzzy e rede neural artificial.

Tabela 13. Coeficientes de correlação e  $p$ -valores das combinações entre dados experimentais e estimados para o solo não preparado do tipo I

	Fuzzy x Exp.	RN1 x Exp.	RN3 x Exp.	RN7 x Exp.
correlação ( $r$ )	0,626	0,4830	0,7040	0,7320
$p$ -valor ( $p$ )	0,0166	0,0799	0,0049	0,0029

Nota: Exp = Experimental

Da Tabela 13 como o  $p$ -valor para os coeficientes de correlação foi menor para um nível de significância  $\alpha = 0,05$ , com exceção da comparação Fuzzy x RN1, para todos os outros resultados das comparações a associação entre as estimativas foi considerada estatisticamente significativa, com um nível de confiança de 95% de probabilidade, indicando que as estimativas são correlacionadas e possuem a mesma tendência.

Na Tabela 14 são apresentados os valores, relativos a treinamento e teste para comparar o desempenho dos dois modelos, neuro-fuzzy e rede neural, para as estimativas da densidade do solo.

Tabela 14. Valores de medidas estatísticas para comparar o desempenho dos modelos de estimativas da densidade do solo para o solo não preparado do tipo I

Modelo	Treinamento		Teste		
	RMSE	RMSE	Erro relativo Médio (%)	Variância do Erro relativo (%)	Desvio padrão do erro
Fuzzy	0,0253	0,0593	3,08	4,42	0,0340
RN1	0,0765	0,0717	3,64	9,33	0,0461
RN3	0,0122	0,0545	2,11	7,18	0,0446
RN7	0,0028	0,0547	2,41	6,96	0,0414

Da Tabela 14 verifica-se que, embora, o erro relativo médio seja menor para o modelo de redes neurais RN3 e RN7, os erros médios quadrático (RMSE) são praticamente iguais para a duas abordagens, e o modelo neuro-fuzzy apresenta um melhor desempenho em virtude dos valores da variação dos erros relativos e do desvio padrão ser inferiores para a abordagem fuzzy para os dados de teste.

Para verificar a igualdade de médias entre os conjuntos de estimativas, dadas na Tabela 11, realizou-se o teste de hipóteses,  $H_0$ : As médias entre as estimativas são iguais versus  $H_1$ : As médias entre as estimativas são diferentes

Para análise comparativa entre as densidades do solo obtidas pelas duas abordagens foi realizado o teste de normalidade, usando o teste de Shapiro e Wilks, para cada um dos conjuntos de estimativas. Para os conjuntos de dados em que se verificou a normalidade, para testar a igualdade das médias entre pares de conjuntos, foi utilizado o teste de hipótese paramétrico “*t*-de-student”. Para os conjuntos de dados em que esta condição não se verificou foi utilizado o teste de hipótese não paramétrico de Mann-Whitney. Desse modo, para verificar a significância da diferença entre as médias das densidades obtidas em laboratórios e estimadas, ao nível de confiança de 95% de probabilidade, um teste de hipótese foi realizado e constatou-se que todos os pares de médias das estimativas tiveram a hipótese de nulidade  $H_0$  não rejeitada, indicando que os pares de estimativas não apresentaram diferença entre as médias. Portanto, o modelo neuro-fuzzy mostra-se um método eficiente para a obtenção da densidade do solo, quando comparado com trabalho já existente na literatura.

## 6.2 Modelo para Estimação de Solo Não Preparado do Tipo II

Para a construção do modelo do solo não preparado do tipo II, foram utilizados 104 vetores de observações, separados aleatoriamente em dois arquivos de dados, um constituindo o conjunto de treinamento (84 vetores) e o outro o conjunto de teste (20 vetores).

Foram consideradas três variáveis: duas de entradas, a resistência à penetração e o teor de água do solo, e uma de saída representando a densidade do solo. Na Tabela 15 são mostrados os universos de discurso para cada uma das variáveis.

Tabela 15. Universos de discurso das variáveis de entrada e saída do sistema fuzzy para solo não preparado do tipo II

	Variável	Universo de discurso
entrada	Resistência à penetração (kPa)	[ 463,4 , 8152,3 ]
	Teor de água (%)	[ 12,51 , 22,04 ]
saída	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )	[ 1,41 , 1,67 ]

Para a identificação do modelo, após várias simulações, foram atribuídos aos parâmetros de ajustes os valores,  $r_a = 0,65$  e  $r_b = 1,25$ , para determinar o número de funções de pertinências das variáveis de entrada e, conseqüentemente, o número de regras para o modelo, observando o menor erro obtido para o conjunto de treinamento como para o conjunto de teste, com o objetivo de obter o melhor desempenho do modelo. O número de interações (épocas de treinamento) considerado foi de 500 épocas e o erro de tolerância, também, neste caso, foi igual a zero em virtude de não se conhecer o comportamento do erro.

Na fase de treinamento, o modelo neuro-fuzzy calculou a saída do erro em 0,0437 com respeito aos dados de treinamento e um erro de 0,0547 com respeito ao erro de teste do modelo, indicando uma boa generalização para o modelo. Verificou-se que após 250 interações a diferença entre os erros de treinamento e de teste foi constante durante todas as interações restantes. Vale ressaltar que quanto mais próximos os valores dos erros estiverem, melhor é o desempenho do modelo, pois isto indica uma boa generalização para o modelo. Na Figura 28 estão representados os erros de treinamento e teste para todas as interações.



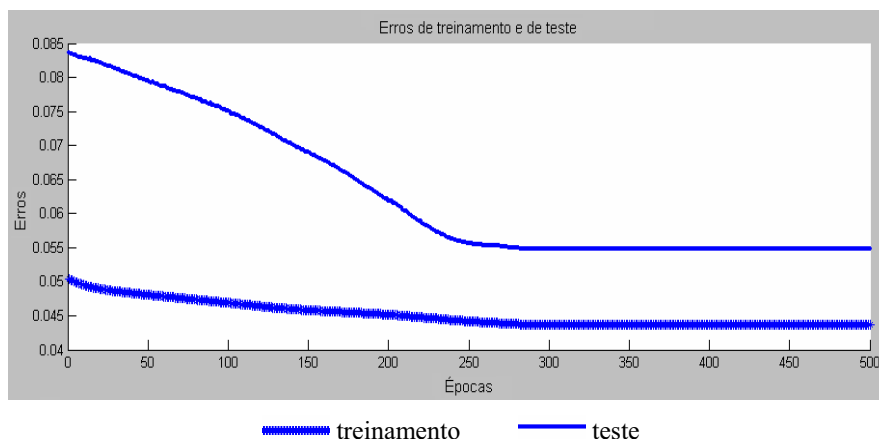


Figura 28. Diferença entre os erros de treinamento e de teste para solo não preparado do tipo II.

Para a determinação do modelo, o sistema ANFIS forneceu cinco funções de pertinências para a variável resistência à penetração e cinco funções para a variável teor de água, todas do tipo gaussiano, pois foi a combinação dos valores dos parâmetros de ajustes considerados que apresentou o menor erro de treinamento e de teste entre todos os outros valores envolvidos na simulação.

O modelo identificado para estimar a densidade do solo, no caso do solo não preparado tipo II, é constituído de duas variáveis de entrada, com cinco conjuntos fuzzy associados a cada uma das variáveis, cinco regras com os antecedentes de cada uma conectados pelo operador “e” e, portanto, cinco funções lineares, cada qual, representando a parte do conseqüente da regra fuzzy.

Na Tabela 16 é dada a caracterização do modelo, obtido através do ANFIS, e a Tabela 17 apresenta os parâmetros das funções de pertinências, onde o parâmetro  $m$  denota o centro da função e  $\sigma$  a variação dos dados observados com relação à sua média.

Tabela 16. Caracterização do modelo neuro-fuzzy (ANFIS) para solo não preparado do tipo II

Modelo de inferência neuro-fuzzy	
Operador “e”	Produto
Número de nós	35
Número de parâmetros lineares	15
Número de parâmetros não lineares	20
Número total de parâmetros	35
Número de pares de dados treinamento	84
Número de pares de teste	20
Número de regras fuzzy	5

Tabela 17. Parâmetros das funções de pertinências para solo não preparado do tipo II

Variável	Parâmetros das funções de pertinências ( $\mu$ )									
	$\mu_1$		$\mu_2$		$\mu_3$		$\mu_4$		$\mu_5$	
Entrada	$\sigma$	$M$	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$m$
íCone	1766,9	1718,6	1766,9	2909,6	1766,9	4199,8	1766,9	1671,2	1766,9	5995,29
Umidade	1,42	20,20	1,37	17,29	1,00	18,54	2,43	21,39	2,19	13,69

Estas funções de pertinências são simétricas e caracterizadas pelos seus centros  $m$  e variabilidades  $\sigma$ . O centro de cada função de pertinência representa o ponto que melhor caracteriza cada uma destas regiões. Na Figura 29 são dadas as regiões para as funções de pertinências para a variável resistência à penetração do solo.

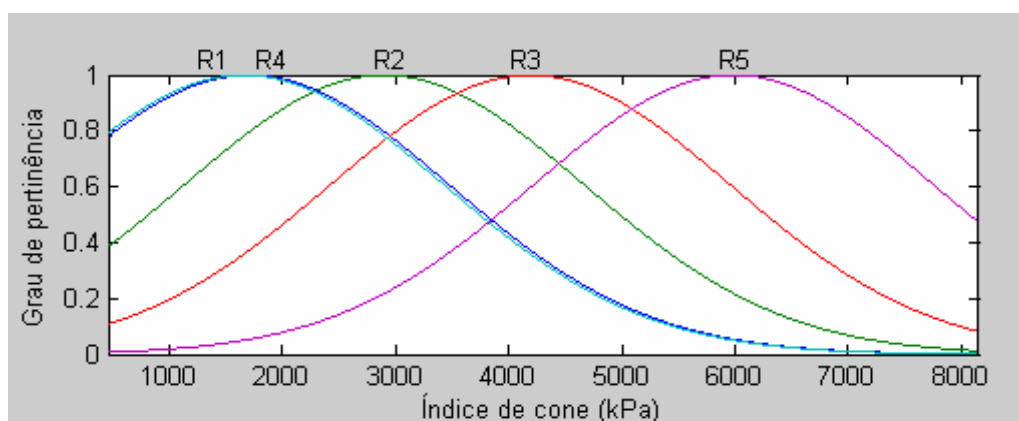


Figura 29. Funções de pertinências para a variável de entrada resistência do solo à penetração para o solo não preparado do tipo II.

Pela Tabela 17, as funções de pertinências que definem os conjuntos fuzzy para a variável resistência à penetração do solo (índice de cone) são dadas na Tabela 18.

Tabela 18. Funções de pertinências para as variáveis fuzzy de entrada para solo não preparado do tipo II

Resistência à penetração	Teor de água (Umidade)
$\mu_1^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-1718.6)^2}{2(1766.9)^2}}$	$\mu_1^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-20.20)^2}{2(1.42)^2}}$
$\mu_2^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-2909.6)^2}{2(1766.9)^2}}$	$\mu_2^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-17.29)^2}{2(1.37)^2}}$
$\mu_3^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-4199.8)^2}{2(1766.9)^2}}$	$\mu_3^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-18.54)^2}{2(1.00)^2}}$
$\mu_4^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-1671.20)^2}{2(1766.9)^2}}$	$\mu_4^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-21.39)^2}{2(2.43)^2}}$
$\mu_5^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-5995.29)^2}{2(1766.9)^2}}$	$\mu_5^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-13.69)^2}{2(2.19)^2}}$

Para cada função de pertinência se pode identificar um intervalo para cada um dos espaços da variável de entrada considerada. Assim, tendo como centro do intervalo o valor  $m$  e dispersão  $\sigma$ , os intervalos para o conjunto de dados para a variável resistência à penetração do solo são dados por: [463,40 , 7019,30], [463,40 , 8210,30] , [463,40 , 8152,30] , [463,40 , 6971,90] , [694,36 , 8152,30] .

Na Figura 30 é apresentado o gráfico para a variável teor de água (umidade) no solo.

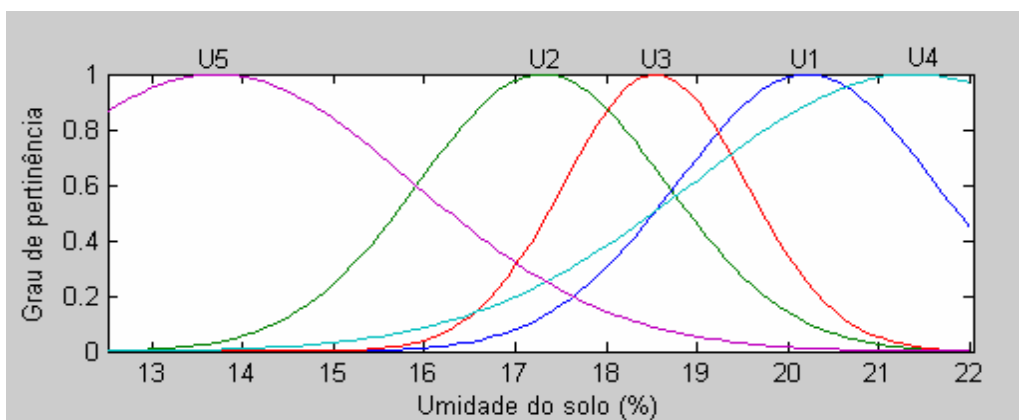


Figura 30. Funções de pertinências para a variável de entrada teor de água para o solo não preparado do tipo II.

Os intervalos que definem os conjuntos fuzzy para a variável teor de água (umidade do solo) são dados por: [15,94 , 22,04] , [13,18 , 21,40] , [15,54 , 21,54] , [14,10 , 22,04] , [12,51 , 20,26],

Na Tabela 19 são apresentados os parâmetros das funções lineares dos conseqüentes, onde os parâmetros  $C_i$  ( $i = 1, 2, 3$ ) são os coeficientes da função linear do conseqüente de cada uma das regras do modelo.

Tabela 19. Parâmetros das funções lineares de saída dos conseqüentes para solo não preparado do tipo II

Regras	Parâmetros das funções lineares dos conseqüentes		
	$C_1$	$C_2$	$C_3$
1	0,000677	-0,851817	18,6280
2	-0,000230	-0,089060	3,8569
3	0,000162	-0,944996	17,9846
4	-0,000380	0,702583	-12,9082
5	-1,041071	0,086086	0,5033

O modelo ANFIS estabelece uma relação linear entre a variável de entrada e a variável de saída, baseado em regras, onde o conseqüente de cada regra define um modelo linear ao redor do centro das funções de pertinências. Ressalta-se que o centro  $m$  da função de pertinência representa o ponto que melhor caracteriza cada uma dessas regiões. Deste modo, quanto mais um valor se distancia do centro da função de pertinência, mais aumenta a possibilidade de erros, pois a capacidade de predição do modelo é reduzida, isto porque se um ponto se colocar numa posição entre dois centros o modelo neuro-fuzzy realiza uma interpolação entre os resultados de duas regras vizinhas.

Na Figura 31 estão representadas as funções de pertinências para as variáveis de entradas, resistência à penetração e o teor de água no solo, que formam a parte antecedente das regras.

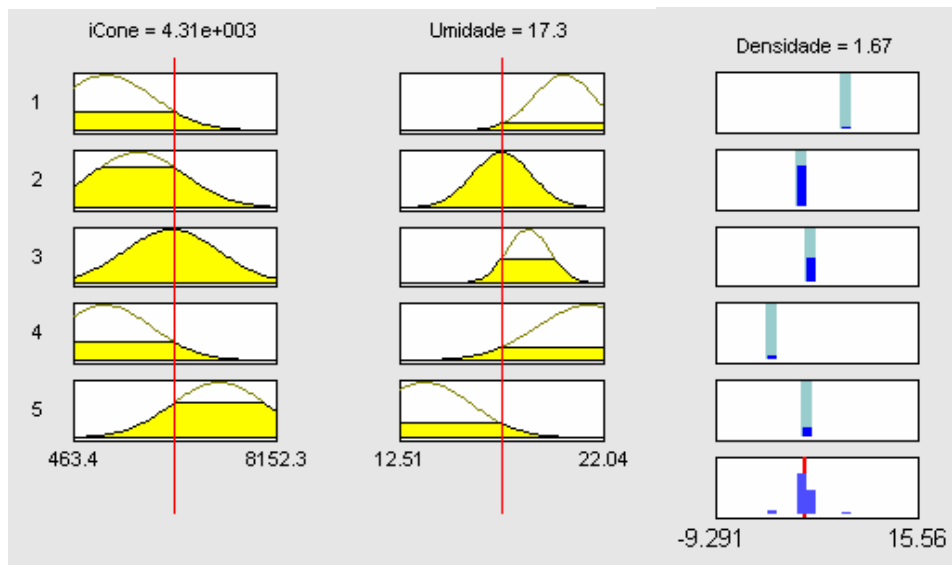


Figura 31. Regras do modelo da estimativa da densidade do solo para o solo não preparado do tipo II

Com os intervalos que definem os conjuntos fuzzy e os parâmetros apresentados na Tabela 19 as regras e as funções lineares que definem as saídas para o conseqüente de cada regra, onde  $x_1$  representa a resistência à penetração (índice de cone) e  $x_2$  o teor de água (umidade) no solo, são as seguintes:

$$\begin{aligned} \text{Regra 1. Se } x_1 \in [463,40, 7019,30] \text{ e } x_2 \in [15,94, 22,04] \\ \text{Então } y_1 = 0,000677 x_1 - 0,851817x_2 + 18,6280 \end{aligned} \quad (69)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 2. Se } x_1 \in [463,40, 8210,30] \text{ e } x_2 \in [13,18, 21,40] \\ \text{Então } y_2 = -0,000230 x_1 - 0,089060 x_2 + 3,8569 \end{aligned} \quad (70)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 3. Se } x_1 \in [463,40, 8152,30] \text{ e } x_2 \in [15,54, 21,54] \\ \text{Então } y_3 = 0,000162 x_1 - 0,944996 x_2 + 17,9846 \end{aligned} \quad (71)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 4. Se } x_1 \in [463,40, 6971,90] \text{ e } x_2 \in [14,10, 22,04] \\ \text{Então } y_4 = -0,000380 x_1 - 0,702583 x_2 - 12,9082 \end{aligned} \quad (72)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 5. Se } x_1 \in [694,36, 8152,30] \text{ e } x_2 \in [12,51, 20,26] \\ \text{Então } y_5 = -1,041071 x_1 + 0,086086 x_2 + 0,5033 \end{aligned} \quad (73)$$

Na Tabela 20 são apresentados os dados da densidade do solo obtidos experimentalmente para solo não preparado do tipo II (teor de argila entre 30% e 50%), e as estimativas obtidas pelo modelo neuro-fuzzy, juntamente com os erros relativos os quais são utilizados para medir a precisão entre os valores experimentais e os valores estimados pelo modelo.

Tabela 20. Resultados do modelo para solo não preparado tipo II (teor de argila entre 30% e 50%)

Amostras	íCone ( kPa )	Umidade ( % )	Densidade Experimental ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Densidade Estimada ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Erro Relativo (%)
1	6419,40	13,05	1,59	1,56	1,96
2	4605,30	12,89	1,51	1,56	3,28
3	2676,90	16,63	1,59	1,58	0,73
4	4127,50	15,77	1,53	1,57	2,41
5	3839,80	16,20	1,51	1,56	3,26
6	2159,30	15,50	1,53	1,53	0,06
7	2413,00	15,50	1,53	1,53	0,03
8	2137,90	15,50	1,53	1,53	0,07
9	2652,60	15,50	1,53	1,53	0,07
10	3073,70	15,50	1,53	1,54	0,37
11	1449,80	20,20	1,41	1,53	8,25
12	881,70	20,20	1,41	1,46	3,69
13	892,60	20,20	1,41	1,46	3,78
14	1062,40	20,20	1,41	1,48	5,25
15	794,00	20,20	1,41	1,45	2,90
16	3176,30	16,55	1,61	1,57	2,36
17	3971,80	14,73	1,66	1,62	2,51
18	1953,30	20,43	1,61	1,56	3,39
19	2141,10	20,08	1,66	1,58	4,74
20	2405,90	20,95	1,67	1,55	7,09
Erro relativo médio (ERM)					2,81
Variância					5,36

Para a comparação entre os conjuntos de dados experimentais e estimados, calculou-se o valor do coeficiente de correlação, cujo valor é  $r = 0,836$ , indicando uma relação moderadamente forte entre os dois conjuntos de dados. Ainda, como o  $p$ -valor para o coeficiente de correlação é igual a  $4,34 \times 10^{-6}$ , menor que um nível de significância  $\alpha = 0,01$ , tem-se que a associação entre os valores experimentais e estimados é estatisticamente significativa, para um nível de confiança de 99%. Deste modo, os resultados

produzem evidências de que as estimativas são correlacionadas com o conjunto de dados experimentais, e possuem a mesma tendência movendo-se na mesma direção, isto é, como o coeficiente de correlação é positivo e o  $p$ -valor é menor que 0,01, existe uma relação significativa entre os dois conjuntos dados.

Como existem evidências de que os dois conjuntos de dados possuem um relacionamento linear pode-se prever o comportamento de um deles em função da variação do outro, ajustando uma reta de regressão entre eles para o auxílio na análise dos dados. Assim, é construído o gráfico de dispersão, com a regressão linear e o coeficiente de determinação entre os conjuntos de valores da densidade experimental e os da densidade estimadas, obtidos pelo modelo neuro-fuzzy para os dados de teste. A Figura 32 mostra o ajuste feito pela reta de regressão.

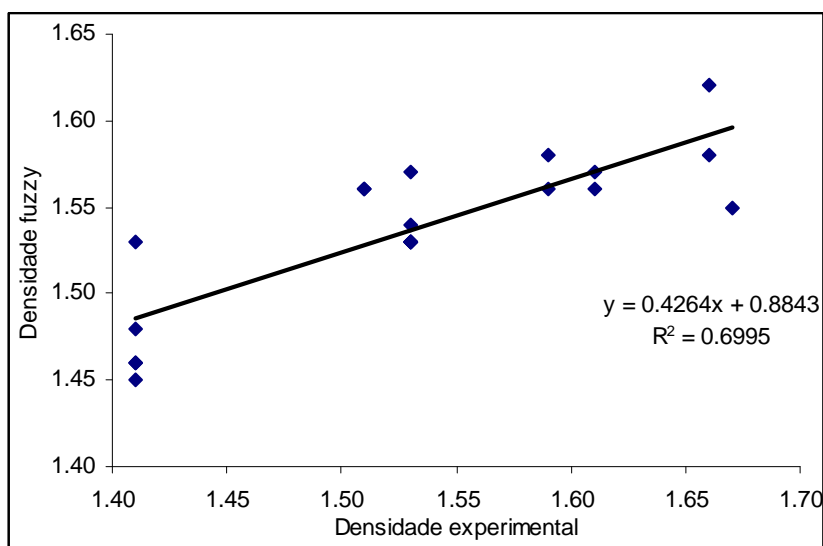


Figura 32. Gráfico de dispersão e de regressão das densidades do solo observadas e obtidas pelo modelo para o solo não preparado do tipo II

Para verificar se o modelo de regressão gerado é significativo, ou seja, para saber se existe regressão linear entre a densidade experimental e a densidade estimada se realizou um teste de hipótese utilizando a estatística “ $t$ -de-student”, fixado um nível de significância de  $\alpha = 0,05$ , com “ $n-2$ ” graus de liberdade para o coeficiente angular da reta de regressão (0,4264). A estatística  $t$  calculada para uma significância de 5% foi de 6,47, e

comparada com o valor de  $t$  tabelado para 18 graus de liberdade de 2,101. Como a estatística  $t$  calculada (6,47) é maior que o valor  $t$  tabelado (2,101), pela distribuição “ $t$ -de-student”, rejeita-se a hipótese de não haver regressão, isto é, de que o coeficiente de regressão é diferente de zero e, portanto, é estaticamente significativa, existindo então relação entre os dados experimentais e estimados. O teste do coeficiente linear da regressão (0,363409) foi estatisticamente significativo ao nível de significância de 5%. A Tabela 21 mostra a análise de regressão e de variância para os dados experimentais e estimados pelo modelo neuro-fuzzy.

Tabela 21. Análise de regressão e quadro da análise de variância para os dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo II

Parâmetros	Estimativas	Erro padrão	Estatística- $t$	$p$ -valor
Intercepto	0,884314	0,101073	8,74924	0,0000
Coefficiente angular	0,426362	0,0658722	6,47256	0,0000

F.V.	g.l.	S.Q.	Q.M.	Estatística- $F$	$p$ -valor
Regressão	1	0,0265623	0,0265623	41,89	0,0000
Resíduo	18	0,0114127	0,0006340		
Total	19	0,037975			

Nota: F.V.= Fonte de variação, g.l.= Graus de liberdade, S.Q.= Soma de quadrados, Q.M.= Quadrados médios

A Tabela 21 mostra que os resultados do ajuste do modelo linear para descrever a relação entre o conjunto de densidade fuzzy e a densidade experimental é dada pela equação:

$$Fuzzy = 0,884314 + 0,426362 (Experimental) \quad (74)$$

Observa-se, ainda pela Tabela 21, que como o  $p$ -valor na tabela da análise de variância é menor que 0,01, há uma relação estatisticamente significativa entre o conjunto de densidade estimada pelo modelo neuro-fuzzy e o conjunto de densidade experimental ao nível de confiança de 99%.

Na Figura 32 se verifica uma dispersão dos pontos em relação à reta de regressão, indicando uma variabilidade dos dados, e quanto mais os pontos estão distantes desta reta, maior é o erro quadrático e o erro relativo. Mas como  $R^2 = 0,6995$ , o desvio padrão (0,0877) da densidade do solo do conjunto de teste estão próximos da raiz quadrada do erro quadrático médio para os dados de teste ( $\sqrt{RMSE} = 0,0548$ ), e como o erro de teste (0,0547)



e a variância do erro relativo médio (5,36%) são pequenos, tudo indica que o modelo é capaz de identificar uma correlação entre os dados de entrada e as respectivas estimativas do modelo neuro-fuzzy.

Na análise do modelo observa-se que os valores calculados a partir do modelo neuro-fuzzy representam de fato o que acontece no estudo da densidade do solo, onde diversos fatores influenciam na determinação dos valores da densidade. O modelo apresentou uma variação para os erros relativos de 5,36%, sendo o maior erro da 11ª observação, onde o erro relativo é de 8,25%, seguido pela 20ª observação que apresenta erro relativo igual a 7,09%, ambas as observações com teor de argila igual a 48,50%. Deste modo, entre as densidades experimentais e as estimativas das densidades fuzzy, não há disparidade significativa dos dados, apesar da superestimação de 8,25% com relação à décima primeira observação e da subestimação de 7,09% com relação à vigésima observação.

Observa-se, ainda, da Tabela 20 que o incremento da densidade do solo se dá com o aumento da resistência à penetração, pois este incremento se dá pela redução dos espaços porosos (espaços ocupados por água e ar). Com o acréscimo do teor de água a tendência da resistência à penetração é diminuir (KLEIN et al.,1998) e, pelo fato de existir uma relação direta entre a densidade do solo e a resistência à penetração (BELTRAME et al.,1981), conseqüentemente, a densidade do solo é reduzida.

Para o solo com teor de argila entre 30% e 50% a densidade do solo variou de  $0,755 \text{ kg.dm}^{-3}$  a  $2,06 \text{ kg.dm}^{-3}$  para os diversos valores do índice de cone e da umidade do solo, sendo que o maior valor alcançado para a densidade do solo foi de  $2,06 \text{ kg.dm}^{-3}$  para o valor do índice de cone de 8152,3 kPa e com a umidade do solo em torno de 17,7%. O menor valor atingido para densidade do solo  $0,755 \text{ kg.dm}^{-3}$  quando o a resistência à penetração é muito alta (8152,3 kPa) e o teor de água em 20,5%.

Na Figura 33 são mostrados os gráficos de superfície de respostas em diferentes ângulos de visão, onde (b), (c) e (d) são, respectivamente, as rotações de 90°, 180° e 270° em relação ao gráfico (a), para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy onde se pode verificar o comportamento do modelo neuro-fuzzy para os valores dos dados estimados.

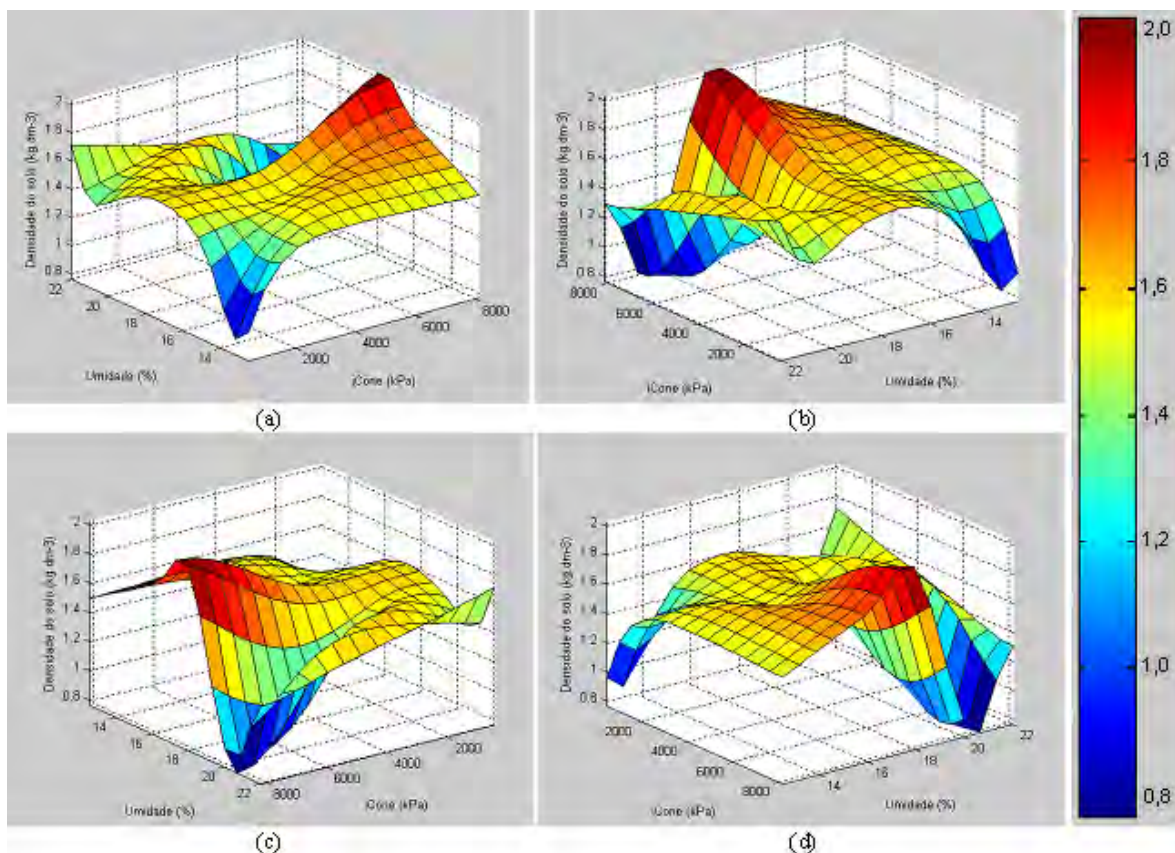


Figura 33. Gráfico de superfície de respostas para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy para o solo não preparado do tipo II

Pela análise observa-se que o modelo para solo de tipo II tem melhores resultados, que os dados com teor de argila menor que 30%, pois os dados neste caso são homogêneos pelo fato de eles terem sido obtidos do mesmo local do solo, embora em épocas diferentes, mas com a utilização de mesmo penetrômetro e com a mesma metodologia.

### 6.2.1 Comparação entre o Modelo Neuro-Fuzzy e Redes Neurais para Solo Não Preparado do Tipo II

Para fins comparativos foram reunidos na Tabela 22 os valores obtidos em laboratórios e estimados para a densidade do solo, através do modelo neuro-fuzzy e de redes neurais artificiais (RN), sendo estes últimos valores apresentados em Nagaoka (2003), o

qual fez uso de diversas redes neurais para estimar a densidade do solo, com as variáveis de entrada resistência do solo à penetração, teor de água e textura do solo.

Para o solo não preparado do tipo II, foram consideradas as redes neurais: RN1 uma rede de arquitetura com 4 entradas, 15 neurônios na camada escondida e uma saída; RN3 uma rede de arquitetura com 3 entradas, 10 neurônios na camada escondida e uma saída; RN8 uma rede de arquitetura com 3 entradas, 10 neurônios na camada escondida e uma saída.

Tabela 22. Valores de densidade de solo obtidos em laboratório, por modelo neuro-fuzzy e rede neural e os erros relativos para solo não preparado do tipo II

Amostras	Estimativas ( $\text{kg}\cdot\text{dm}^{-3}$ )					Erros relativos (%)			
	Exp	Fuzzy	RN1	RN3	RN8	ExpxFuzzy	ExpxRN1	ExpxRN3	ExpxRN8
1	1,59	1,56	1,52	1,54	1,56	1,96	4,40	3,14	1,89
2	1,51	1,56	1,41	1,54	1,53	3,28	6,62	1,99	1,32
3	1,59	1,58	1,53	1,55	1,58	0,73	3,77	2,52	0,63
4	1,53	1,57	1,25	1,55	1,52	2,41	18,30	1,31	0,65
5	1,51	1,56	1,38	1,55	1,52	3,26	8,61	2,65	0,66
6	1,53	1,53	1,59	1,53	1,52	0,06	3,92	0,00	0,65
7	1,53	1,53	1,58	1,53	1,52	0,03	3,27	0,00	0,65
8	1,53	1,53	1,59	1,53	1,52	0,07	3,92	0,00	0,65
9	1,53	1,53	1,53	1,53	1,52	0,07	0,00	0,00	0,65
10	1,53	1,54	1,53	1,54	1,52	0,37	0,00	0,65	0,65
11	1,41	1,53	1,48	1,49	1,41	8,25	4,96	5,67	0,00
12	1,41	1,46	1,43	1,42	1,41	3,69	1,42	0,71	0,00
13	1,41	1,46	1,44	1,42	1,41	3,78	2,13	0,71	0,00
14	1,41	1,48	1,44	1,44	1,41	5,25	2,13	2,13	0,00
15	1,41	1,45	1,43	1,41	1,41	2,9	1,42	0,00	0,00
16	1,61	1,57	1,64	1,63	1,61	2,36	1,86	1,24	0,00
17	1,66	1,62	1,61	1,64	1,66	2,51	3,01	1,20	0,00
18	1,61	1,56	1,6	1,62	1,61	3,39	0,62	0,62	0,00
19	1,66	1,58	1,67	1,56	1,66	4,74	0,60	6,02	0,00
20	1,67	1,55	1,55	1,66	1,67	7,09	7,19	0,60	0,00

Para realizar a comparação entre os conjuntos de estimativas foram calculados as médias, os desvios padrão e o coeficiente de variação (CV) para cada um destes conjuntos, explicitados na Tabela 23.

Tabela 23. Parâmetros estatísticos para as densidades do solo experimental e estimadas para solo não preparado do tipo II

Parâmetros estatísticos	Experimental	Fuzzy	RN1	RN3	RN8
Média Aritmética	1,53	1,54	1,51	1,53	1,53
Desvio Padrão	0,0877	0,0447	0,1024	0,0716	0,0865
Coefficiente de Variação (%)	5,72	2,91	6,78	4,67	5,66

Como se pretende saber em qual dos conjuntos as estimativas têm o melhor desempenho, essa informação é conseguida através da análise da variabilidade, procurando-se o conjunto que é mais homogêneo. Da Tabela 23 pelos coeficientes de variação dos quatro conjuntos de estimativas desde que  $CV = 2,91\%$  para o conjunto de estimativas fuzzy, e quanto menor o coeficiente de variação mais homogêneo é o conjunto de dados, conclui-se que o conjunto de estimativas obtidas pelo modelo neuro-fuzzy é mais homogênea que as obtidas por rede neural.

A Tabela 24 apresenta os valores do coeficiente de correlação ( $r$ ) com seu respectivo  $p$ -valor entre os valores obtidos em laboratório e as estimativas determinadas pelo modelo neuro-fuzzy e rede neural artificial.

Tabela 24. Coeficientes de correlação e  $p$ -valores das combinações entre dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo II

	Fuzzy x Exp.	RN1 x Exp.	RN3 x Exp.	RN8 x Exp.
correlação ( $r$ )	0,836	0,604	0,914	0,994
$p$ -valor ( $p$ )	$4,34 \times 10^{-6}$	$4,82 \times 10^{-3}$	$1,85 \times 10^{-8}$	$1,543 \times 10^{-18}$

Nota: Exp = Experimental

Da Tabela 24 como o  $p$ -valor para os coeficientes de correlação foi menor para um nível de significância  $\alpha = 0,05$ , para todos os resultados das comparações a associação entre as estimativas foi considerada estatisticamente significativa, com um nível de confiança de 95% de probabilidade, indicando que as estimativas são correlacionadas e possuem a mesma tendência.

Na Tabela 25 são apresentados os valores, relativos a treinamento e teste, para comparar o desempenho dos dois modelos, neuro-fuzzy e rede neural, para as estimativas da densidade do solo.

Tabela 25. Valores de medidas estatísticas para comparar o desempenho dos modelos de estimativas da densidade para solo não preparado do tipo II

Modelo	Treinamento		Teste		
	RMSE	RMSE	Erro relativo médio (%)	Variância do erro relativo (%)	Desvio padrão do erro
Fuzzy	0,0253	0,0548	2,81	5,36	0,0355
RN1	0,0765	0,0863	3,91	17,11	0,0637
RN3	0,0122	0,0357	1,56	3,08	0,0272
RN8	0,0124	0,0102	0,42	0,27	0,0081

Da Tabela 25 verifica-se que, embora, o erro médio quadrático (RMSE) não seja alto o modelo neuro-fuzzy apresenta desempenho inferior em comparação à abordagem de redes neurais para as redes RN3 e RN8, isto em virtude dos valores da variação dos erros relativos e do desvio padrão serem superiores pela abordagem fuzzy para o conjunto de dados de teste.

Para verificar a igualdade de médias entre os conjuntos de estimativas, dadas na Tabela 22, realizou-se o teste de hipóteses:

$H_0$ : As médias entre as estimativas são iguais

$H_1$ : As médias entre as estimativas são diferentes

Para análise comparativa entre as densidades do solo obtidas pelas duas abordagens foi realizado o teste de normalidade, usando o teste de Shapiro e Wilks, para cada um dos conjuntos de estimativas.

Para aqueles conjuntos de dados em que se verificou a normalidade, para testar a igualdade das médias entre pares de conjuntos, foi utilizado o teste de hipótese paramétrico “*t*-de-student”. Para os conjuntos de dados em que esta condição não se verificou foi utilizado o teste de hipótese não paramétrico de Mann-Whitney. Assim, para verificar a significância da diferença entre as médias das densidades obtidas em laboratórios e estimadas, ao nível de confiança de 95% de probabilidade, foi realizado o teste de hipótese e constatou-se que todos os pares de médias das estimativas tiveram a hipótese de nulidade  $H_0$  não rejeitadas (não existe diferença estatisticamente significativa), indicando que os pares de estimativas não apresentaram diferença entre as médias.

### 6.3 Modelo para Estimação de Solo Não Preparado do Tipo III

Na construção do modelo do solo não preparado do tipo III, os dados, 102 vetores de observações, foram separados aleatoriamente em dois arquivos de dados, Um constituindo o conjunto de treinamento (78 vetores) e o outro o conjunto de teste (24 vetores).

Foram consideradas duas variáveis de entradas, resistência à penetração e teor de água do solo, e uma de saída representando a densidade do solo. Na Tabela 26 são mostrados os universos de discurso para cada uma das variáveis.

Tabela 26. Universos de discurso das variáveis de entrada e saída do sistema fuzzy para solo não preparado do tipo III

	Variável	Universo de discurso
entrada	Resistência à penetração (kPa)	[967,4 , 7564,91]
	Teor de água (%)	[20,5 , 32,0]
saída	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )	[1,05 , 1,41]

Para a identificação do modelo para o solo não preparado do tipo III foram combinados valores para os raios de vizinhança de centro de agrupamentos e adotados os valores para os parâmetros de ajuste,  $r_a = 0,6$  e  $r_b = 1,25$ , e utilizado o número de interações (épocas) dado pelo *default* do sistema ANFIS igual a 3, pois foi a combinação que apresentou o menor erro de treinamento e de teste. Foram encontradas três funções para a variável resistência à penetração e três funções para a variável teor de água, todas do tipo gaussiano.

Na fase de treinamento, o modelo neuro-fuzzy calculou a saída do erro igual a 0,0626 com respeito aos dados de treinamento e um erro de 0,0620 com respeito ao erro de teste do modelo. Desde que os valores destes erros estão bem próximos isto indica um bom desempenho e generalização para o modelo. Na Figura 34 estão representados os erros de treinamento e teste para todas as interações.

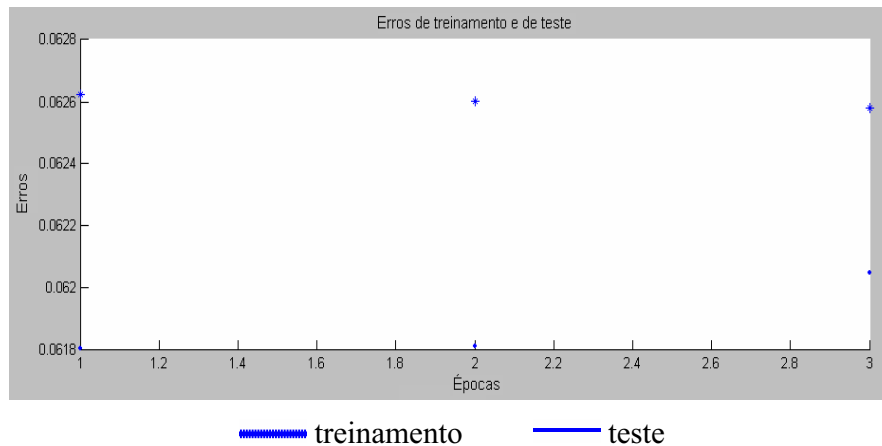


Figura 34. Diferença entre os erros de treinamento e de teste para solo não preparado do tipo III.

O modelo identificado para estimar a densidade do solo, é constituído de duas variáveis de entrada, com três conjuntos fuzzy associados a cada uma das variáveis, três regras com os antecedentes de cada uma conectados pelo operador “e” e, portanto, três funções lineares, cada qual, representando a parte do conseqüente da regra fuzzy.

Na Tabela 27 é dada a caracterização do modelo, obtido através do ANFIS, e na Tabela 28 apresenta os parâmetros das funções de pertinências, onde o parâmetro  $m$  denota o centro da função e  $\sigma$  a variação dos dados observados com relação à sua média.

Tabela 27. Caracterização do modelo neuro-fuzzy (ANFIS) para solo não preparado do tipo III

Modelo de inferência neuro-fuzzy	
Operador “e”	Produto
Número de nós	23
Número de parâmetros lineares	9
Número de parâmetros não lineares	12
Número total de parâmetros	21
Número de pares de dados treinamento	78
Número de pares de teste	24
Número de regras fuzzy	3

Tabela 28. Parâmetros das funções de pertinências para solo não preparado do tipo III

Parâmetros das funções de pertinências ( $\mu$ )						
Variável	$\mu_1$		$\mu_2$		$\mu_3$	
Entrada	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$m$
íCone	1399,54	3089,60	1399,54	2518,00	1399,54	5639,60
Umidade	2,435	25,42	2,44	30,29	2,45	20,50

Estas funções de pertinências são simétricas e caracterizadas pelos seus centros  $m$  e variabilidades  $\sigma$ . Na Figura 35 são dadas as regiões para das funções de pertinências para a variável resistência à penetração do solo.

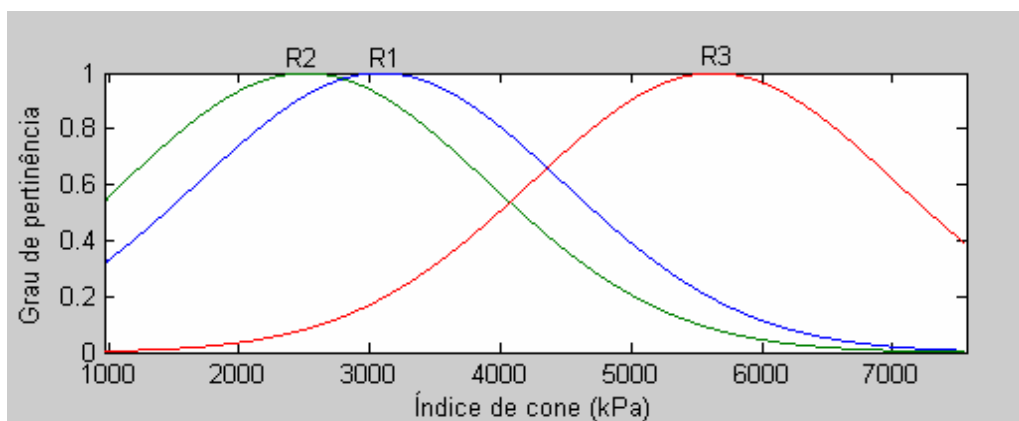


Figura 35. Funções de pertinências para a variável de entrada resistência do solo à penetração para o solo não preparado do tipo III.

Pela Tabela 28, as funções de pertinências que definem os conjuntos fuzzy para a variável resistência à penetração do solo (índice de cone) são dadas por:

Tabela 29. Funções de pertinências para as variáveis fuzzy de entrada para solo não preparado do tipo III

Resistência à penetração	Teor de água (Umidade)
$\mu_1^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-3089,60)^2}{2(1399,54)^2}}$	$\mu_1^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-25,42)^2}{2(2,435)^2}}$
$\mu_2^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-2518,00)^2}{2(1399,54)^2}}$	$\mu_2^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-30,29)^2}{2(2,44)^2}}$
$\mu_3^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-5639,60)^2}{2(1399,54)^2}}$	$\mu_3^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-20,50)^2}{2(2,45)^2}}$



Para cada função de pertinência pode ser identificado um intervalo para cada um dos espaços da variável de entrada considerada. Assim, tendo como centro do intervalo o valor  $m$  e dispersão  $\sigma$ , os intervalos para o conjunto de dados para a variável resistência à penetração do solo são dados por: [967,40 , 7288,22] , [967,40 , 6716,62] , [1440,98 , 7564,91].

Na Figura 36 são apresentados os gráficos para a variável teor de água (umidade) no solo.

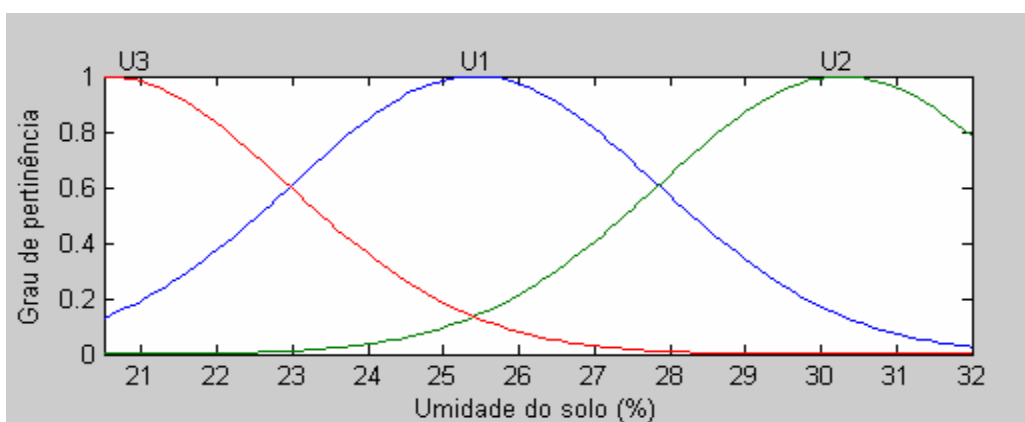


Figura 36. Funções de pertinências para a variável teor de água (umidade) para o solo não preparado do tipo III

Os intervalos que definem os conjuntos fuzzy para a variável teor de água (umidade) são dados por: [20,50 , 32,00] , [22,97 , 32,00] , [20,50 , 27,85].

Na Tabela 30 são apresentados os parâmetros das funções lineares dos conseqüentes, onde os parâmetros  $C_i$  ( $i = 1, 2, 3$ ) denotam os coeficientes da função linear do conseqüente de cada uma das regras do modelo.

Tabela 30. Parâmetros das funções lineares de saída dos conseqüentes para solo não preparado do tipo III

Regras	parâmetros das funções lineares dos conseqüentes		
	$C_1$	$C_2$	$C_3$
1	0,000045	0,031200	0,450432
2	-0,000053	0,003389	1,243384
3	-0,000023	-0,006729	1,635882

O modelo ANFIS estabelece uma relação linear entre a variável de entrada e a variável de saída, baseado em regras, onde o conseqüente de cada regra define um modelo linear ao redor do centro das funções de pertinências.

Na Figura 37 estão representadas as funções de pertinências para as variáveis de entradas, resistência à penetração e o teor de água no solo, que formam a parte antecedente das regras.

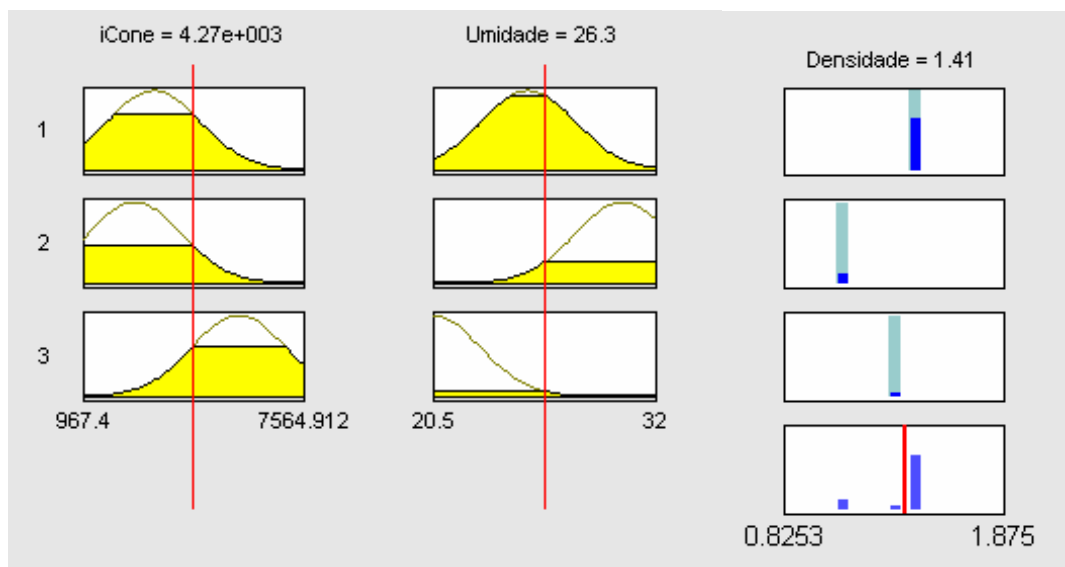


Figura 37. Regras do modelo da estimativa da densidade do solo para o solo não preparado do tipo III

Com os intervalos que definem o conjunto fuzzy e com os parâmetros apresentados na Tabela 30 as regras e as funções lineares que definem as saídas para os conseqüentes de cada regra, onde  $x_1$  representa a resistência à penetração (índice de cone) e  $x_2$  o teor de água (umidade) no solo, são as seguintes:

$$\begin{aligned} \text{Regra 1. Se } x_1 \in [967,40 , 7288,22] \text{ e } x_2 \in [18,11 , 32,00] \\ \text{Então } y_1 = 0,000045 x_1 + 0,031200 x_2 + 0,450432 \end{aligned} \quad (75)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 2. Se } x_1 \in [967,40 , 6716,62] \text{ e } x_2 \in [22,97 , 32,00] \\ \text{Então } y_2 = - 0,000053 x_1 + 0,003389 x_2 + 1,243384 \end{aligned} \quad (76)$$

Regra 3. Se  $x_1 \in [1440,98, 7564,912]$  e  $x_2 \in [20,50, 27,85]$

$$\text{Então } y_3 = -0,000023 x_1 - 0,006729 x_2 + 1,635882 \quad (77)$$

Na Tabela 31 são apresentados os dados para solo não preparado do tipo III (teor de argila maior que 50%) e as estimativas obtidas pelo modelo encontrado, juntamente com o erro quadrático e o erro relativo os quais são utilizados para medir a precisão entre os valores obtidos experimentalmente e os valores estimados pelo modelo.

Tabela 31. Resultados do modelo para solo não preparado tipo III  
(teor de argila maior que 50%)

Amostras	íCone ( kPa )	Umidade ( % )	Densidade Experimental ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Densidade Estimada ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Erro Relativo (%)
1	3040,00	26,40	1,40	1,36	3,01
2	2960,00	26,40	1,40	1,36	3,21
3	2270,00	27,00	1,22	1,33	8,89
4	2465,00	28,70	1,25	1,29	2,94
5	1352,00	30,30	1,21	1,29	6,55
6	2180,00	27,00	1,24	1,33	6,99
7	4002,00	29,90	1,25	1,22	2,18
8	3895,00	27,30	1,30	1,37	5,15
9	2933,00	30,00	1,25	1,24	0,84
10	3806,00	28,50	1,35	1,30	3,53
11	3410,00	28,27	1,33	1,31	1,62
12	3160,00	28,27	1,31	1,31	0,37
13	2900,00	28,27	1,29	1,30	0,97
14	1976,50	31,90	1,23	1,26	2,02
15	4417,50	27,40	1,38	1,38	0,13
16	5014,00	27,40	1,38	1,41	1,80
17	2094,30	27,40	1,38	1,32	4,39
18	3052,60	27,40	1,38	1,34	3,07
19	2131,20	22,63	1,39	1,26	9,11
20	3378,10	23,85	1,32	1,35	2,00
21	2787,60	22,99	1,38	1,30	5,48
22	1982,70	22,63	1,39	1,26	9,68
23	3563,50	23,85	1,32	1,35	2,60
24	2053,80	25,40	1,39	1,32	5,09
Erro relativo médio (ERM)					3,82
Variância					7,68

Para a comparação entre os conjuntos de dados experimentais e estimados, calculou-se o valor do coeficiente de correlação, cujo valor é  $r = 0,4056$  e o  $p$ -valor igual 0,048, menor que o nível de significância  $\alpha = 0,05$ , indicando uma relação relativamente fraca entre as variáveis, entretanto, a associação entre os dados experimentais e as estimativas serem consideradas estatisticamente significativa, para um nível de confiança de 95%.

Dado que existem evidências de que os dois conjuntos de dados possuem um relacionamento linear, a um nível de significância de 5%, pode-se prever o comportamento de um deles em função da variação do outro, ajustando uma reta de regressão entre eles para o auxílio na análise dos dados. A Tabela 32 mostra a análise de variância de regressão para os dados experimentais e estimados pelo modelo neuro-fuzzy.

Tabela 32. Análise de variância da regressão para os dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo III

F.V.	g.l.	S.Q.	Q.M.	Estatística- $F$	$p$ -valor
Regressão	1	0,00797893	0,00797893	4,39	0,0480
Resíduo	22	0,040024	0,00181927		
Total	23	0,0565333			

Nota: F.V.= Fonte de variação, g.l.= Graus de liberdade, S.Q.= Soma de quadrados, Q.M.= Quadrados médios

O modelo de regressão mostra que o ajuste descreve uma relação linear entre o conjunto da densidade fuzzy e o conjunto de densidade experimental, e a equação do modelo linear dado por:

$$Fuzzy = 0,938605 + 0,283821 (Experimental) \quad (78)$$

Desde que o  $p$ -valor na Tabela 32 é menor que 0,05, há uma relação estatisticamente significativa entre os dois conjuntos de densidade experimental e estimada ao nível de confiança de 95%.

A Figura 38 mostra o gráfico de dispersão, com a regressão linear e o coeficiente de determinação entre os conjuntos de valores da densidade experimental e os da densidade estimadas, obtidos pelo modelo neuro-fuzzy para os dados de teste.

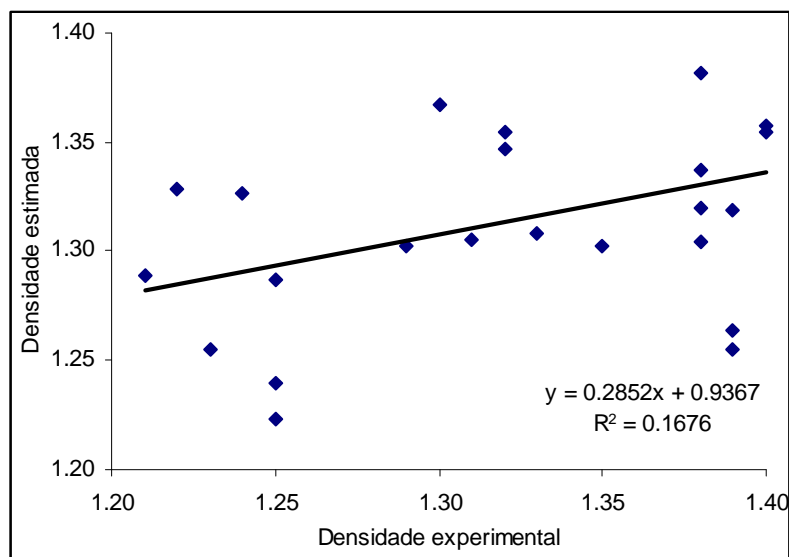


Figura 38. Gráfico de dispersão e de regressão das densidades do solo observadas e as obtidas pelo modelo fuzzy para o solo não preparado do tipo III

Para verificar se o modelo de regressão gerado é significativo, ou seja, para saber se existe regressão linear entre a densidade experimental e a densidade estimada se realizou um teste de hipótese utilizando a estatística “*t*-de-student”, fixado um nível de significância de  $\alpha = 0,05$ , com “*n*-2” graus de liberdade para o coeficiente angular da reta de regressão (0,2838). A estatística *t* calculada para uma significância de 5% foi de 2,08, já o valor de *t* tabelado para 22 graus de liberdade é 2,074. Como o valor de *t* calculado (2,08) é maior que o valor do *t* tabelado (2,074) pela distribuição “*t*-de-student”, rejeita-se a hipótese de não haver regressão, isto é, o coeficiente de regressão é diferente de zero e, portanto, é estatisticamente significativo existindo então relação entre os dados observados e estimados. O teste do coeficiente linear da regressão (0,938605), também, foi estatisticamente significativo ao nível de significância de 5%. A Tabela 33 mostra o resultado para o teste de existência de regressão e o teste para o coeficiente linear para os dados experimentais e estimados pelo modelo neuro-fuzzy.

Tabela 33. Resultados dos testes de existência da regressão e do coeficiente linear dos dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo III

Parâmetros	Estimativas	Erro padrão	Estatística- <i>t</i>	<i>p</i> -valor
Intercepto	0,936977	0,181455	5,16368	0,0000
Coefficiente angular	0,285209	0,137045	2,08114	0,0493

Na Figura 38 observa-se uma dispersão dos pontos em relação à reta de regressão com o valor de  $R^2$  (0,1676) e da correlação linear ( $r = 0,4056$ ) entre os conjuntos de dados experimentais e estimados relativamente baixos. Entretanto, desde que o valor do erro para os dados de teste (0,0620) foi pequeno, e este ficou próximo ao desvio padrão da densidade do solo (0,0656) e, também, como o erro relativo médio foi baixo (3,82%) e o erro padrão da estimativa mostra que o desvio padrão dos resíduos é 0,0472, o modelo neuro-fuzzy é, então, capaz de identificar uma correlação entre os conjuntos de dados de entrada e as respectivas estimativas do modelo.

Na Figura 39 são mostrados os gráficos de superfície de respostas em diferentes ângulos de visão, onde (b), (c) e (d) são, respectivamente, as rotações de  $90^\circ$ ,  $180^\circ$  e  $270^\circ$  em relação ao gráfico (a), para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy onde se pode verificar o comportamento do modelo neuro-fuzzy para os valores dos dados estimados.

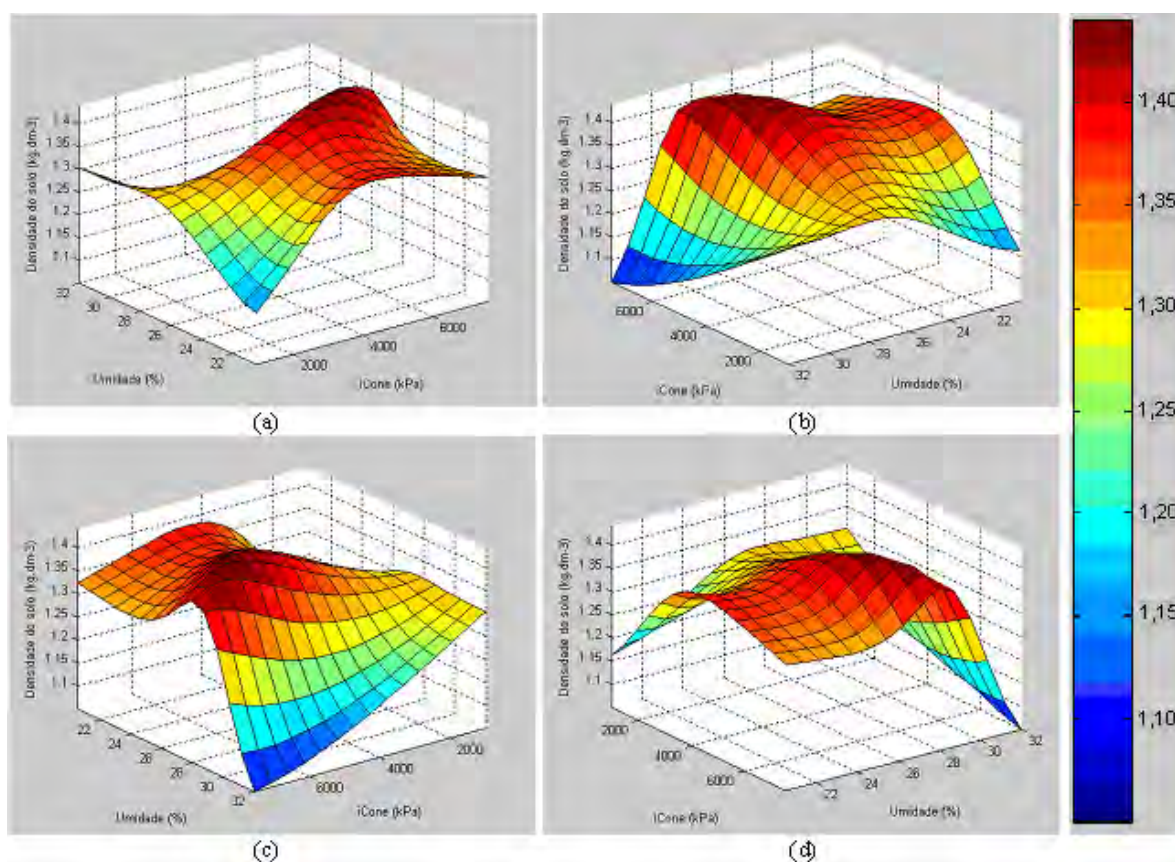


Figura 39. Gráfico de superfície de respostas para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy para o solo não preparado do tipo III.

Na análise do modelo observa-se que os valores calculados a partir do modelo neuro-fuzzy representam de fato o que acontece no estudo da densidade do solo, onde diversos fatores influenciam na determinação dos valores da densidade. O modelo apresentou uma variação para os erros relativos de 7,68%, sendo o maior erro da vigésima segunda observação, onde o erro relativo é de 9,68%, seguido pela décima nona observação que apresenta erro relativo de 9,11%, e da 3ª observação com erro relativo de 8,89%. Deste modo, entre as densidades experimentais e as estimativas das densidades fuzzy, não há disparidade significativa dos dados, apesar da superestimação de 8,89% com relação à terceira observação e da subestimação de 9,68% da vigésima segunda observação.

Da Figura 39 observa-se que a densidade do solo variou de  $1,05 \text{ kg.dm}^{-3}$  a  $1,44 \text{ kg.dm}^{-3}$  para os diversos valores da resistência à penetração e da umidade do solo, sendo que o maior valor alcançado para a densidade do solo foi para valores do índice de cone entre 6140 kPa e 6500 kPa e com a umidade do solo próxima de 27,5%. A densidade do solo tem uma brusca redução à medida que resistência à penetração aumenta e com teor de água acima de 28%. O menor valor atingido para a densidade do solo foi para o mais alto valor do índice de cone (7564,91 kPa) e o solo muito úmido (32% de umidade).

Pelas análises o modelo poderia ter melhores resultados se os dados obtidos fossem mais homogêneos. Ressalta-se que os dados utilizados para determinar o modelo para solo não preparado do tipo III, foram retirados de diversos locais e de diferentes trabalhos.

### **6.3.1 Comparação entre o Modelo Neuro-Fuzzy e Redes Neurais para Solo Não Preparado do Tipo III**

Para fins comparativos foram reunidos na Tabela 34 os valores obtidos em laboratórios e estimados para a densidade do solo, através do modelo neuro-fuzzy e de redes neurais artificiais (RN), sendo estes últimos valores apresentados em Nagaoka (2003), o qual fez uso de diversas redes neurais para estimar a densidade do solo, com as variáveis de entrada resistência do solo à penetração, teor de água e textura do solo.

Para o solo não preparado do tipo III, foram consideradas as redes neurais: RN1 uma rede de arquitetura com 4 entradas, 15 neurônios na camada escondida e

uma saída; RN3 rede com 3 entradas, 10 neurônios na camada escondida e uma saída; RN9 rede com 3 entradas, 10 neurônios na camada escondida e uma saída.

Tabela 34. Valores de densidade de solo obtidos em laboratório, por modelo neuro-fuzzy e rede neural e os erros relativos para solo não preparado do tipo III.

Amostras	Estimativas (kg.dm <sup>-3</sup> )					Erros relativos (%)			
	Exp	Fuzzy	RN1	RN3	RN9	ExpxFuzzy	ExpxRN1	ExpxRN3	ExpxRN9
1	1,40	1,36	1,36	1,44	1,41	3,01	2,57	3,00	0,36
2	1,40	1,36	1,38	1,43	1,40	3,21	1,71	2,14	0,29
3	1,22	1,33	1,18	1,18	1,16	8,89	3,03	3,52	5,08
4	1,25	1,29	1,18	1,22	1,23	2,94	5,28	2,32	1,76
5	1,21	1,29	1,21	1,19	1,15	6,55	0,17	1,82	4,71
6	1,24	1,33	1,19	1,18	1,16	6,99	4,19	5,16	6,77
7	1,25	1,22	1,22	1,29	1,29	2,18	2,24	3,36	3,36
8	1,30	1,37	1,32	1,23	1,36	5,15	1,31	5,46	4,69
9	1,25	1,24	1,26	1,25	1,23	0,84	0,80	0,40	1,36
10	1,35	1,30	1,29	1,26	1,33	3,53	4,59	6,37	1,70
11	1,33	1,31	1,29	1,32	1,29	1,62	2,78	0,75	2,78
12	1,31	1,31	1,30	1,32	1,30	0,37	0,46	0,61	0,99
13	1,29	1,30	1,32	1,32	1,30	0,97	2,02	2,02	1,09
14	1,23	1,26	1,23	1,22	1,22	2,02	0,16	0,81	0,89
15	1,38	1,38	1,35	1,40	1,40	0,13	2,03	1,45	1,23
16	1,38	1,41	1,37	1,41	1,39	1,80	0,72	1,88	1,01
17	1,38	1,32	1,34	1,38	1,38	4,39	2,97	0,14	0,07
18	1,38	1,34	1,33	1,39	1,39	3,07	3,55	0,65	0,87
19	1,39	1,26	1,08	1,36	1,35	9,11	22,37	1,94	2,88
20	1,32	1,35	1,35	1,36	1,37	2,00	2,27	3,18	3,64
21	1,38	1,30	1,28	1,36	1,36	5,48	7,54	1,74	1,74
22	1,39	1,26	1,01	1,37	1,35	9,68	27,19	1,80	2,88
23	1,32	1,35	1,35	1,36	1,37	2,60	2,58	3,26	3,79
24	1,39	1,32	1,38	1,37	1,37	5,09	0,79	1,80	1,73

Para realizar a comparação entre os conjuntos de estimativas foram calculados as médias, os desvios padrão e o coeficiente de variação (CV) para cada um destes conjuntos, explicitados na Tabela 35.

Tabela 35. Parâmetros estatísticos para as densidades do solo experimental e estimadas para solo não preparado do tipo III

Parâmetros estatísticos	Experimental	Fuzzy	RN1	RN3	RN9
Média Aritmética	1,32	1,31	1,27	1,32	1,31
Desvio Padrão	0,0656	0,0457	0,0953	0,0824	0,0821
Coeficiente de Variação (%)	4,96	3,48	7,48	6,26	6,24



Como se pretende saber em qual dos conjuntos as estimativas têm o melhor desempenho, essa informação é conseguida através da análise da variabilidade, procurando-se o conjunto que é mais homogêneo. Da Tabela 35 pelos coeficientes de variação dos quatro conjuntos de estimativas desde que  $CV = 3,48\%$  para o conjunto de estimativas fuzzy, e quanto menor o coeficiente de variação mais homogêneo é o conjunto de dados, conclui-se que o conjunto de estimativas obtidas pelo modelo neuro-fuzzy é mais homogênea que as obtidas por rede neural.

A Tabela 36 apresenta os valores do coeficiente de correlação ( $r$ ) com seu respectivo  $p$ -valor entre os valores obtidos em laboratório e as estimativas determinadas pelo modelo neuro-fuzzy e rede neural artificial.

Tabela 36. Coeficientes de correlação e  $p$ -valores das combinações entre dados experimentais e estimados para solo não preparado do tipo III.

	Fuzzy x Exp.	RN1 x Exp.	RN3 x Exp.	RN9 x Exp.
correlação ( $r$ )	0,4080	0,3100	0,8990	0,8990
$p$ -valor ( $p$ )	0,0480	0,1400	$2,30 \times 10^{-9}$	$2,28 \times 10^{-9}$

Nota: Exp = Experimental

Embora a correlação entre as estimativas fuzzy e dados experimentais é baixa, o  $p$ -valor para o coeficiente de correlação é menor que um nível de significância  $\alpha = 0,05$ , portanto, a associação é estatisticamente significativa. Isso significa que as estimativas possuem a mesma tendência dos dados experimentais e correlacionadas com um nível de confiança de 95% de probabilidade.

Na Tabela 37 são apresentados os valores, relativos a treinamento e teste, para comparar o desempenho dos dois modelos, neuro-fuzzy e rede neural, para as estimativas da densidade do solo.

Tabela 37. Valores de medidas estatísticas para comparar o desempenho dos modelos de estimativas da densidade para solo não preparado do tipo III.

Modelo	Treinamento		Teste		
	RMSE	RMSE	Erro relativo médio (%)	Variância do erro relativo (%)	Desvio padrão do erro
Fuzzy	0,0620	0,0621	3,82	7,68	0,0369
RN1	0,0765	0,1070	4,31	43,27	0,1002
RN3	0,0122	0,0367	2,32	2,62	0,0228
RN9	0,0352	0,0368	2,32	3,06	0,0211

Da Tabela 37 verifica-se que o modelo neuro-fuzzy apresenta desempenho superior a rede neural RN1, no entanto, tem desempenho inferior em comparação à abordagem de redes neurais para as redes RN3 e RN9, em virtude dos valores da variação dos erros relativos e dos desvios padrão serem maiores para abordagem fuzzy no conjunto de dados de teste.

Para verificar a igualdade de médias entre os conjuntos de estimativas, dadas na Tabela 34, realizou-se o teste de hipóteses:

$H_0$ : As médias entre as estimativas são iguais

$H_1$ : As médias entre as estimativas são diferentes

Para as redes neurais RN1, RN3 e RN9 o teste de normalidade apresentou que os dados não são normais e, portanto, foi realizado o teste de Mann-Whitney. Neste caso, a diferença média não foi significativa indicando que os conjuntos de estimativas fuzzy e as redes neurais não são diferentes entre si. Assim, todos os pares de médias das estimativas tiveram a hipótese de nulidade  $H_0$  não rejeitadas, ou seja, não existe diferença estatisticamente significativa, indicando que os pares de estimativas não apresentaram diferença entre as médias.

#### **6.4. Modelo para Estimação de Solo Preparado do Tipo I**

Para a construção do modelo do solo preparado do tipo I, os dados, 334 vetores de observações, foram separados aleatoriamente em dois arquivos de dados. Um constituindo o conjunto de treinamento (274 vetores) e o outro o conjunto de teste (60 vetores).

Foram consideradas três variáveis: duas de entradas, a resistência à penetração e o teor de água do solo, e uma de saída representando a densidade do solo. Na Tabela 38 são mostrados os universos de discurso para cada uma das variáveis.

Tabela 38. Universos de discurso das variáveis de entrada e saída do sistema fuzzy para solo preparado do tipo I

	Variável	Universo de discurso
entrada	Resistência à penetração (kPa)	[34,1 , 7314,7]
	Teor de água (%)	[8,65 , 12,66]
saída	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )	[1,06 , 1,59]

Para a identificação do modelo foram realizadas simulações combinando valores para os parâmetros de ajustes,  $r_a$  e  $r_b$  os raios de vizinhança de centro de agrupamentos, o número de interações (épocas de treinamento) e o erro de tolerância.

Foram adotados os valores para os parâmetros de ajuste,  $r_a = 0,5$  e  $r_b = 1,50$ , com o número de épocas igual a 500 e o erro de tolerância em virtude de não se conhecer o comportamento do erro foi selecionado como sendo igual a zero. Com estes valores foram encontradas três funções para a variável resistência à penetração e três funções para a variável teor de água, todas do tipo gaussiana,

O modelo neuro-fuzzy forneceu a saída do erro igual a 0,1172 com respeito aos dados de treinamento e 0,1107 como o erro de teste, indicando uma boa generalização para o modelo. Na Figura 40 estão representados os erros de treinamento e teste para todas as interações.

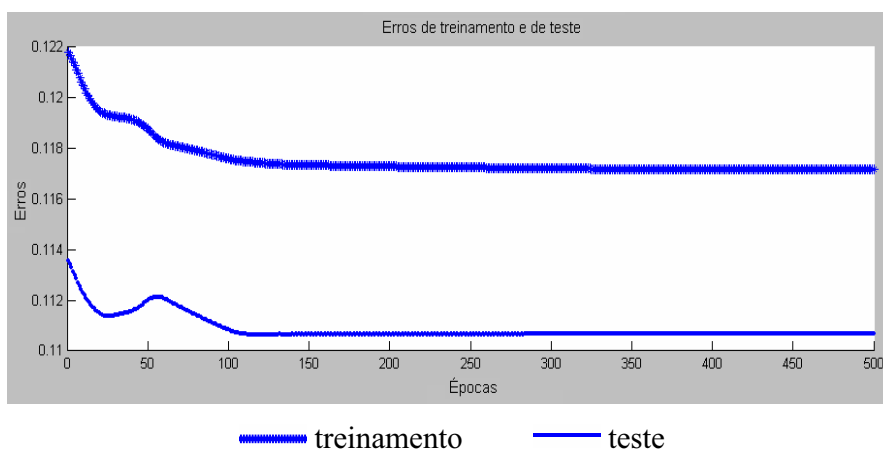


Figura 40. Diferença entre os erros de treinamento e de teste para o solo preparado do tipo I.

O modelo identificado para estimar a densidade do solo, no caso do solo preparado tipo I, é constituído de duas variáveis de entrada, com três conjuntos fuzzy associados a cada uma das variáveis, três regras com os antecedentes de cada uma conectados pelo operador “e” e, portanto, três funções lineares, cada qual, representando a parte do conseqüente da regra fuzzy.

Na Tabela 39 é dada a caracterização do modelo, obtido através do ANFIS, e a Tabela 40 apresenta os parâmetros das funções de pertinências, onde o parâmetro  $m$  denota o centro da função e  $\sigma$  a variação dos dados observados com relação à sua média.

Tabela 39. Caracterização do modelo neuro-fuzzy (ANFIS) para solo preparado do tipo I

Modelo de inferência neuro-fuzzy	
Operador “e”	Produto
Número de nós	23
Número de parâmetros lineares	9
Número de parâmetros não lineares	12
Número total de parâmetros	21
Número de pares de dados treinamento	274
Número de pares de teste	60
Número de regras fuzzy	3

Tabela 40. Parâmetros das funções de pertinências para solo preparado do tipo I

Parâmetros das funções de pertinências ( $\mu$ )						
Variável	$\mu_1$		$\mu_2$		$\mu_3$	
	$\sigma$	$M$	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$m$
Ícone	1287,0	1296,0	1287,0	758,6	1287,0	2492,0
Umidade	0,2166	12,07	0,5509	9,309	0,5335	12,90

As funções de pertinências, dadas na Tabela 40, são todas simétricas e caracterizadas pelos seus centros  $m$  e variabilidades  $\sigma$ . O centro de cada função de pertinência representa o ponto que melhor caracteriza cada uma destas regiões. Na Figura 41 são apresentadas as regiões para as funções de pertinências para a variável resistência à penetração do solo.

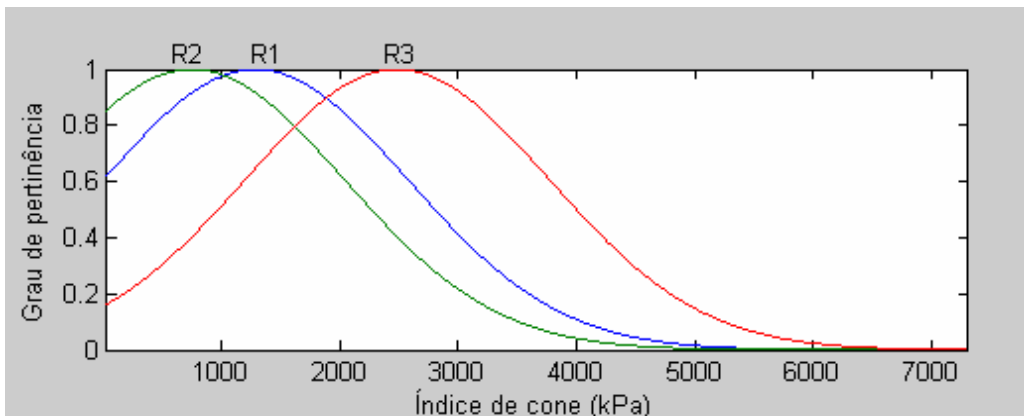


Figura 41. Funções de pertinências para a variável de entrada resistência do solo à penetração para o solo preparado do tipo I

Pela Tabela 40, as funções de pertinências que definem os conjuntos fuzzy para a variável resistência à penetração do solo (índice de cone) são dadas por:

Tabela 41. Funções de pertinências para as variáveis fuzzy de entrada para solo preparado do tipo I

Resistência à penetração	Teor de água (Umidade)
$\mu_1^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-1296.0)^2}{2(1287.0)^2}}$	$\mu_1^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-12.07)^2}{2(0.2166)^2}}$
$\mu_2^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-758.6)^2}{2(1287.0)^2}}$	$\mu_2^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-9.309)^2}{2(0.5509)^2}}$
$\mu_3^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-2492.0)^2}{2(1287.0)^2}}$	$\mu_3^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-12.90)^2}{2(0.5335)^2}}$

Para cada função de pertinência se pode identificar um intervalo para cada um dos espaços da variável de entrada considerada. Assim, tendo como centro do intervalo o valor  $m$  e dispersão  $\sigma$ . os intervalos para o conjunto de dados para a variável resistência à penetração do solo são dados por: [34,10 , 5157,00] , [34,10 , 4619,60] , [34,10 , 6353,00] .

Na Figura 42 é apresentado o gráfico para a variável teor de água (umidade) no solo.

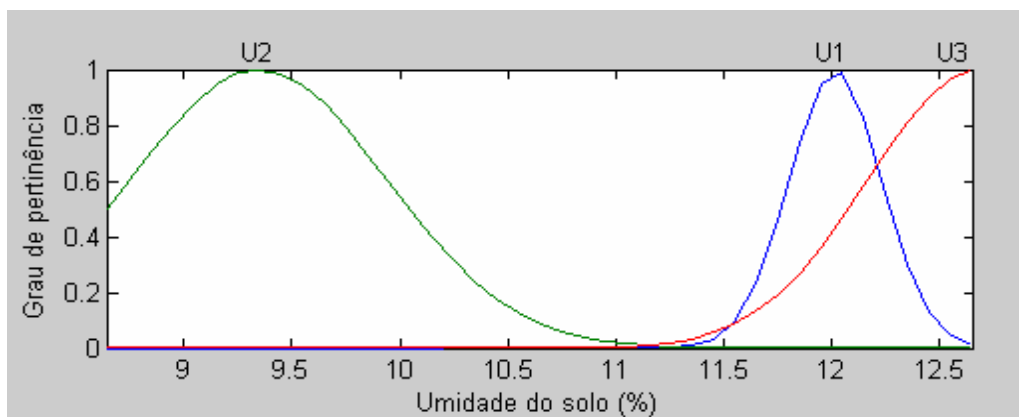


Figura 42. Funções de pertinências para a variável de entrada teor de água (umidade) para o solo preparado do tipo I

Os intervalos que definem os conjuntos fuzzy para a variável teor de água (umidade) são dados por:  $[11,42, 16,66]$ ,  $[8,65, 10,96]$ ,  $[11,30, 12,66]$ .

Na Tabela 42 são apresentados os parâmetros das funções lineares dos conseqüentes, onde os parâmetros  $C_i$  ( $i = 1, 2, 3$ ) denotam os coeficientes da função linear do conseqüente de cada uma das regras do modelo.

Tabela 42. Parâmetros das funções lineares de saída dos conseqüentes para solo preparado do tipo I

Regras	Parâmetros das funções lineares dos conseqüentes		
	$C_1$	$C_2$	$C_3$
1	-0,000058	0,12300	0,03118
2	0,000262	-0,02121	1,39500
3	0,000023	-0,23580	4,23000

O modelo ANFIS estabelece uma relação linear entre a variável de entrada e a variável de saída, baseado em regras, onde o conseqüente de cada regra define um modelo linear ao redor do centro das funções de pertinências. O centro da função de pertinência representa o ponto que melhor caracteriza cada uma dessas regiões, e quanto mais um valor se distancia deste centro mais aumenta a possibilidade de erros, pois a capacidade de predição do modelo é reduzida, devido ao fato de que se um ponto se coloca numa posição entre dois centros o modelo neuro-fuzzy realiza uma interpolação entre duas regras vizinhas.

Na Figura 43 estão representadas as funções de pertinências para as variáveis de entradas, resistência à penetração e o teor de água no solo, que formam a parte antecedente das regras.

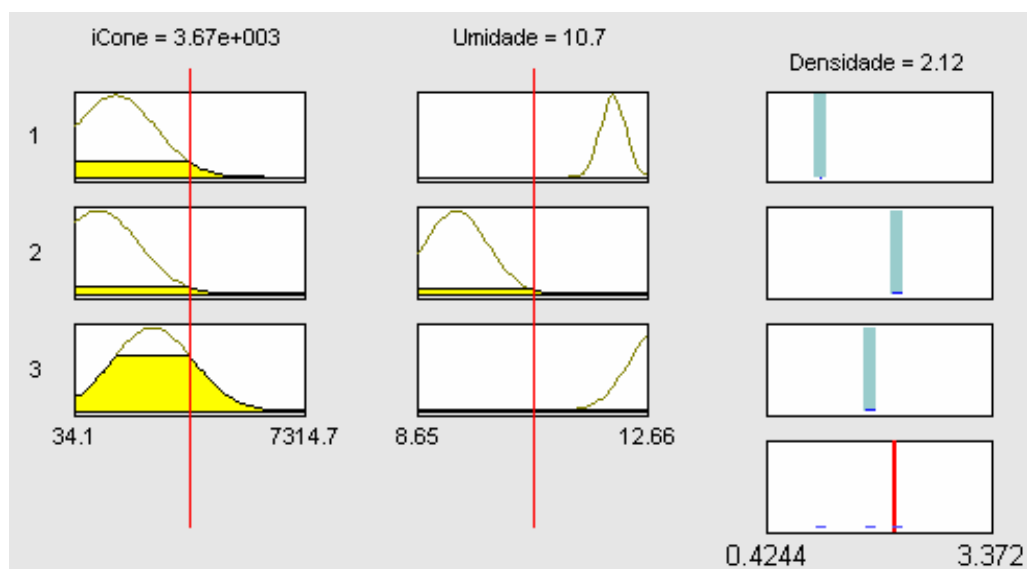


Figura 43. Regras do modelo da estimativa da densidade do solo para o solo preparado do tipo I

Com os intervalos que definem os conjuntos fuzzy e os parâmetros apresentados na Tabela 42 as regras e as funções lineares que definem as saídas para os conseqüentes de cada regra, onde  $x_1$  representa a resistência à penetração (índice de cone) e  $x_2$  o teor de água (umidade) no solo, são as seguintes:

$$\begin{aligned} \text{Regra 1. Se } x_1 \in [34,10, 5157,00] \text{ e } x_2 \in [11,42, 16,66] \\ \text{Então } y_1 = -0,000058 x_1 + 0,12300 x_2 + 0,03118 \end{aligned} \quad (79)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 2. Se } x_1 \in [34,10, 4619,60] \text{ e } x_2 \in [8,65, 10,96] \\ \text{Então } y_2 = 0,000262 x_1 - 0,02121 x_2 + 1,39500 \end{aligned} \quad (80)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 3. Se } x_1 \in [34,10, 6353,00] \text{ e } x_2 \in [11,30, 12,66] \\ \text{Então } y_3 = 0,000023 x_1 - 0,23580 x_2 + 4,23000 \end{aligned} \quad (81)$$

Na Tabela 43 são apresentados os dados para solo preparado do tipo I (teor de argila menor que 30%) e as estimativas obtidas pelo modelo neuro-fuzzy, juntamente com os erros relativos os quais são utilizados para medir a precisão entre os valores obtidos experimentalmente e os valores estimados pelo modelo.

Tabela 43. Resultados do modelo para solo preparado tipo I (teor de argila menor que 30%)

Amostras	íCone ( kPa )	Umidade ( % )	Densidade Experimental (kg.dm <sup>-3</sup> )	Densidade Estimada ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Erro Relativo (%)
1	455,80	10,65	1,38	1,29	6,59
2	471,60	8,79	1,38	1,33	3,46
3	555,00	9,77	1,39	1,33	4,08
4	800,70	10,43	1,32	1,38	4,82
5	1215,80	9,07	1,40	1,52	8,65
6	1163,20	8,66	1,43	1,52	6,01
7	920,00	11,10	1,44	1,46	1,10
8	675,10	10,16	1,38	1,36	1,71
9	1298,10	10,66	1,41	1,51	7,05
10	538,50	9,25	1,41	1,34	4,96
11	991,60	9,43	1,44	1,45	1,02
12	1000,90	9,88	1,41	1,45	2,67
13	1137,70	9,07	1,40	1,50	7,19
14	796,90	9,38	1,44	1,40	2,44
15	1046,30	9,43	1,44	1,47	2,02
16	956,70	10,43	1,32	1,42	7,91
17	573,90	10,65	1,38	1,32	4,36
18	482,10	8,79	1,38	1,34	3,26
19	502,10	9,77	1,39	1,32	5,08
20	696,20	10,43	1,32	1,36	2,74
21	901,80	11,17	1,30	1,48	14,16
22	291,40	12,66	1,28	1,28	0,30
23	762,70	9,07	1,40	1,40	0,18
24	696,00	9,38	1,44	1,38	4,28
25	834,90	9,43	1,44	1,41	1,83
26	2761,60	11,67	1,38	1,40	1,62
27	4046,60	12,21	1,40	1,40	0,18
28	4972,50	12,09	1,52	1,43	6,20
29	1835,60	11,67	1,50	1,40	6,55
30	2260,80	12,21	1,38	1,40	1,59
31	1029,60	12,09	1,31	1,45	10,69
32	1014,80	11,67	1,38	1,42	3,09

continua



continuação - Tabela 43

Amostras	íCone ( kPa )	Umidade ( % )	Densidade Experimental (kg.dm <sup>-3</sup> )	Densidade Estimada ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Erro Relativo (%)
33	1429,00	12,21	1,43	1,43	0,09
34	2156,30	12,09	1,40	1,40	0,19
35	1914,10	11,67	1,31	1,40	6,92
36	2539,20	12,09	1,46	1,39	4,60
37	2179,30	11,67	1,43	1,40	2,20
38	1825,70	12,21	1,52	1,42	6,90
39	2370,90	12,09	1,50	1,40	6,89
40	2155,00	11,67	1,46	1,40	4,20
41	1035,40	12,21	1,43	1,45	1,43
42	532,90	12,09	1,40	1,48	5,48
43	418,00	11,67	1,31	1,45	10,45
44	472,00	12,21	1,38	1,48	7,38
45	685,20	12,09	1,43	1,47	2,67
46	1013,80	12,09	1,50	1,45	3,28
47	1754,30	12,09	1,59	1,42	10,90
48	1026,70	11,67	1,55	1,42	8,25
49	503,80	12,21	1,46	1,48	1,37
50	422,20	12,09	1,44	1,48	2,98
51	176,30	10,81	1,12	1,21	8,39
52	349,30	10,81	1,12	1,26	12,46
53	201,50	10,09	1,11	1,23	11,16
54	257,90	8,65	1,20	1,28	6,60
55	563,60	9,06	1,06	1,35	27,42
56	2048,00	12,09	1,14	1,41	23,33
57	2030,70	11,67	1,15	1,40	21,70
58	1477,00	12,21	1,18	1,43	21,11
59	2975,50	12,09	1,17	1,39	18,54
60	1565,70	12,09	1,18	1,42	20,72
Erro relativo médio (ERM)					6,59
Variância					38,72

Para a comparação entre os conjuntos de dados experimentais e estimados, calculou-se o valor do coeficiente de correlação, cujo valor é  $r = 0,4664$ , indicando uma relação relativamente fraca entre os dados experimentais e estimados. Embora o coeficiente de correlação pequeno, desde que o valor do  $p$ -valor é igual a 0,0002 é menor que um nível de significância  $\alpha = 0,05$ , a associação entre as densidades é considerada estatisticamente significativa, para um nível de confiança de 95%.

Dado que existem evidências de que os dois conjuntos de dados possuem um relacionamento linear pode-se prever o comportamento de um deles em função da variação do outro, ajustando uma reta de regressão entre eles para o auxílio na análise dos dados.

Para os dados da Tabela 44, se obtém a seguinte tabela de análise de variância da regressão:

Tabela 44. Análise de variância da regressão para os dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo I

F.V.	g.l.	S.Q.	Q.M.	Estatística-F	p-valor
Regressão	1	0,0605	0,0605	16,12	0,0002
Resíduo	58	0,2178	0,00373		
Total	59	0,27836			

Obs.: F.V.= Fonte de variação, g.l.= Graus de liberdade, S.Q.= Soma de quadrados, Q.M.= Quadrados médios

A Figura 44 mostra o gráfico de dispersão, o ajuste feito pela reta de regressão e o coeficiente de determinação entre os conjuntos de valores da densidade experimental e os da densidade estimadas, obtidos pelo modelo neuro-fuzzy para os dados de teste.

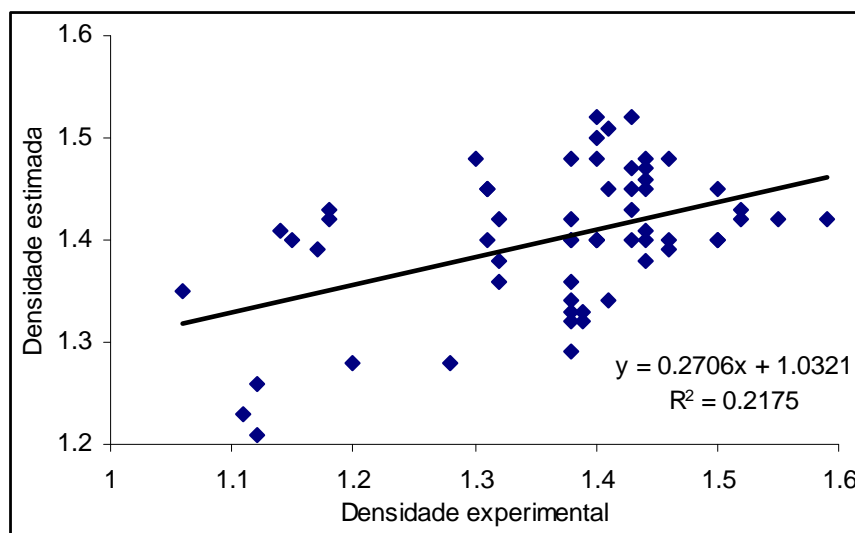


Figura 44. Gráfico de dispersão e de regressão das densidades do solo observadas e as obtidas pelo modelo fuzzy para o solo preparado do tipo I

O modelo de regressão mostra que o ajuste descreve uma relação linear entre o conjunto da densidade fuzzy e o conjunto de densidade experimental, e a equação do modelo linear dado por:

$$Fuzzy = 1,03207 + 0,270614 (Experimental) \quad (82)$$

Desde que o  $p$ -valor na Tabela 44 é menor que 0,01, existe uma relação estatisticamente significativa entre os dois conjuntos de densidade experimental e estimada ao nível de confiança de 99%.

Para verificar se o modelo de regressão gerado é significativo, ou seja, para saber se existe regressão linear entre a densidade experimental e a densidade estimada se realizou um teste de hipótese utilizando a estatística “ $t$ -de-student”, fixado um nível de significância de  $\alpha = 0,05$ , com “ $n-2$ ” graus de liberdade para o coeficiente angular da reta de regressão (0,270614). A estatística  $t$  calculada para uma significância de 5% foi de 6.74, já o valor de  $t$  tabelado para 18 graus de liberdade é 2.101. Como o valor de  $t$  calculado (6,74) é maior que o valor do  $t$  tabelado (2,101) pela distribuição “ $t$ -de-student”, rejeita-se a hipótese de não haver regressão, isto é, de que o coeficiente de regressão é diferente de zero e, portanto, é estatisticamente significativa, existindo então relação entre os dados observados e estimados. O teste para o coeficiente linear da regressão (1,03207) foi estatisticamente significativo ao nível de significância de 5%. A Tabela 45 mostra o resultado para o teste de existência de regressão e o teste para o coeficiente linear para os dados experimentais e estimados pelo modelo neuro-fuzzy.

Tabela 45. Resultados dos testes de existência da regressão e do coeficiente linear para os dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo I

Parâmetros	Estimativas	Erro padrão	Estatística- $t$	$p$ -valor
Intercepto	1,03207	0,0924635	11,1619	0,0000
Coefficiente angular	0,270614	0,0673917	4,01554	0,0002

Na análise dos dados apresentados na Tabela 43 observa-se que o modelo superestimou e apresentou os maiores erros relativos entre as observações 55 a 60, que correspondem aos dados de solo preparado sem passagem de rolo compactador no solo, sendo o maior erro na observação 55 onde o erro relativo é de 27,42 %. Estes valores são muito altos quando comparados aos demais e elevaram em muito a variância do erro médio.

Na Figura 45 são mostrados os gráficos de superfície de respostas em diferentes ângulos de visão, onde (b), (c) e (d) são, respectivamente, as rotações de 90°, 180° e 270° em relação ao gráfico (a), para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy onde se pode verificar o comportamento do modelo neuro-fuzzy para os valores dos dados estimados.

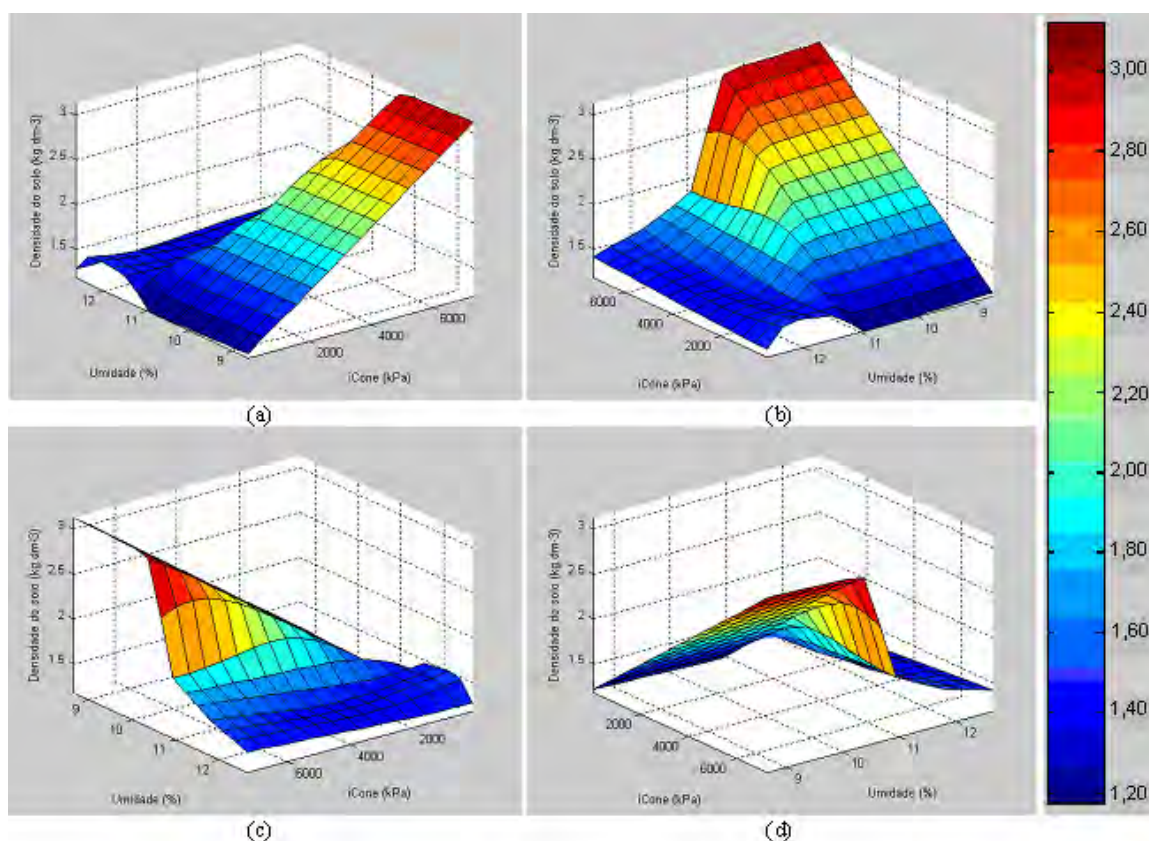


Figura 45. Gráfico de superfície de respostas para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy para o solo preparado do tipo I.

O modelo identificou para este caso que a densidade do solo variou de  $1,18 \text{ kg.dm}^{-3}$  a  $3,12 \text{ kg.dm}^{-3}$  para os diversos valores do índice de cone e da umidade do solo, sendo que o maior valor alcançado para a densidade do solo foi de  $3,12 \text{ kg.dm}^{-3}$  para o valor do ícone de  $7314,70 \text{ kPa}$  com a umidade do solo de  $8,65\%$ , e o menor valor atingido para densidade do solo foi  $1,18 \text{ kg.dm}^{-3}$  para o índice de cone é muito baixo ( $34,1 \text{ kPa}$ ) e o teor de água em torno de  $10,5\%$ .

É observado que, para os valores do teor de água até 11%, a densidade do solo é crescente quando a resistência à penetração é incrementada atingindo valores muito elevados para a densidade do solo. Ainda, pode se ver que com a umidade acima de 11%, a resposta do modelo é estável para qualquer valor da resistência à penetração do solo.

Pode ser verificado pela Figura 45 que o modelo encontrado apresentou elevados valores para a densidade do solo. Vale ressaltar que os dados para este modelo foram retirados de um único trabalho, com o teor de argila igual a 25%, e que, talvez, uma das dificuldades do modelo obter um melhor desempenho seja pelo fato de o solo estar desagregado.

#### 6.4.1 Comparação entre o Modelo Neuro-Fuzzy e Redes Neurais para Solo Preparado do Tipo I

Para fins comparativos foram reunidos na Tabela 46 os valores obtidos em laboratórios e estimados para a densidade do solo, através do modelo neuro-fuzzy e de redes neurais artificiais (RN), sendo estes últimos valores apresentados em Nagaoka (2003), o qual fez uso de diversas redes neurais para estimar a densidade do solo, com as variáveis de entrada resistência do solo à penetração, teor de água e textura do solo.

Para o solo preparado do tipo I, foram consideradas as redes neurais: RN1 uma rede de arquitetura com 4 entradas, 15 neurônios na camada escondida e uma saída; RN2 uma rede de arquitetura com 3 entradas, 10 neurônios na camada escondida e uma saída.

Tabela 46. Valores de densidade de solo obtidos em laboratório, por modelo neuro-fuzzy e rede neural e os erros relativos para solo preparado do tipo I

Amostras	Estimativas ( $\text{kg}\cdot\text{dm}^{-3}$ )				Erros relativos (%)		
	Exp	Fuzzy	RN1	RN2	Exp x Fuzzy	Exp x RN1	Exp x RN2
1	1,38	1,29	1,34	1,32	6,59	2,61	4,13
2	1,38	1,33	1,28	1,29	3,46	7,17	6,45
3	1,39	1,33	1,35	1,35	4,08	2,88	2,81
4	1,32	1,38	1,43	1,38	4,82	7,95	4,32
5	1,40	1,52	1,41	1,52	8,65	1,00	8,29
6	1,43	1,52	1,47	1,48	6,01	2,87	3,50
7	1,44	1,46	1,44	1,41	1,10	0,14	1,81
8	1,38	1,36	1,40	1,34	1,71	1,16	2,90

continua

continuação - Tabela 46

Amostras	Estimativas (kg.dm <sup>-3</sup> )				Erros relativos (%)		
	Exp	Fuzzy	RN1	RN2	Exp x Fuzzy	Exp x RN1	Exp x RN2
9	1,41	1,51	1,46	1,42	7,05	3,33	0,78
10	1,41	1,34	1,33	1,36	4,96	5,96	3,48
11	1,44	1,45	1,45	1,50	1,02	0,69	4,24
12	1,41	1,45	1,45	1,51	2,67	2,91	7,02
13	1,40	1,50	1,47	1,50	7,19	4,79	7,43
14	1,44	1,40	1,41	1,45	2,44	1,94	0,90
15	1,44	1,47	1,46	1,51	2,02	1,18	4,86
16	1,32	1,42	1,45	1,40	7,91	9,47	5,83
17	1,38	1,32	1,38	1,35	4,36	0,00	2,17
18	1,38	1,34	1,29	1,29	3,26	6,81	6,23
19	1,39	1,32	1,33	1,32	5,08	4,24	4,96
20	1,32	1,36	1,41	1,36	2,74	6,44	2,95
21	1,30	1,48	1,44	1,41	14,16	10,46	8,77
22	1,28	1,28	1,35	1,41	0,30	5,08	9,92
23	1,40	1,40	1,40	1,41	0,18	0,29	1,00
24	1,44	1,38	1,38	1,42	4,28	3,89	1,11
25	1,44	1,41	1,42	1,47	1,83	1,25	1,88
26	1,38	1,40	1,40	1,40	1,62	1,30	1,52
27	1,40	1,40	1,41	1,26	0,18	0,64	10,07
28	1,52	1,43	1,45	1,42	6,20	4,67	6,84
29	1,50	1,40	1,42	1,42	6,55	5,07	5,67
30	1,38	1,40	1,39	1,40	1,59	0,65	1,74
31	1,31	1,45	1,40	1,43	10,69	7,10	9,39
32	1,38	1,42	1,44	1,43	3,09	4,06	3,48
33	1,43	1,43	1,42	1,43	0,09	0,42	0,07
34	1,40	1,40	1,40	1,41	0,19	0,29	0,43
35	1,31	1,40	1,42	1,41	6,92	8,55	7,79
36	1,46	1,39	1,39	1,40	4,60	4,52	3,97
37	1,43	1,40	1,41	1,41	2,20	1,26	1,75
38	1,52	1,42	1,41	1,42	6,90	7,11	6,78
39	1,50	1,40	1,40	1,40	6,89	6,80	6,47
40	1,46	1,40	1,41	1,41	4,20	3,22	3,70
41	1,43	1,45	1,49	1,43	1,43	3,92	0,28
42	1,40	1,48	1,39	1,41	5,48	0,64	0,79
43	1,31	1,45	1,36	1,38	10,45	3,74	5,50
44	1,38	1,48	1,38	1,41	7,38	0,00	2,10
45	1,43	1,47	1,41	1,42	2,67	1,26	0,63
46	1,50	1,45	1,43	1,43	3,28	4,67	4,47
47	1,59	1,42	1,42	1,42	10,90	10,88	10,75
48	1,55	1,42	1,44	1,43	8,25	7,29	7,81
49	1,46	1,48	1,39	1,41	1,37	5,07	3,29

continua

continuação - Tabela 46

Amostras	Estimativas ( $\text{kg}\cdot\text{dm}^{-3}$ )				Erros relativos (%)		
	Exp	Fuzzy	RN1	RN2	Exp x Fuzzy	Exp x RN1	Exp x RN2
50	1,44	1,48	1,37	1,40	2,98	5,00	2,78
51	1,12	1,21	1,25	1,26	8,39	11,34	12,50
52	1,12	1,26	1,31	1,31	12,46	17,23	16,96
53	1,11	1,23	1,23	1,19	11,16	10,72	7,39
54	1,20	1,28	1,20	1,22	6,60	0,25	1,50
55	1,06	1,35	1,33	1,35	27,42	25,28	27,26
56	1,14	1,41	1,41	1,41	23,33	23,51	23,60
57	1,15	1,40	1,42	1,41	21,70	23,30	22,52
58	1,18	1,43	1,42	1,43	21,11	20,59	21,19
59	1,17	1,39	1,39	1,40	18,54	18,80	19,74
60	1,18	1,42	1,42	1,43	20,72	20,59	20,93

Para realizar a comparação entre os conjuntos de estimativas foram calculados as médias, os desvios padrão e o coeficiente de variação (CV) para cada um destes conjuntos, explicitados na Tabela 47.

Tabela 47. Parâmetros estatísticos para as densidades do solo experimentais e estimadas para solo preparado do tipo I

Parâmetros estatísticos	Experimental	Fuzzy	RN1	RN2
Média Aritmética	1,37	1,40	1,39	1,40
Desvio Padrão	0,1184	0,0687	0,0581	0,0661
Coeficiente de Variação (%)	8,66	4,89	4,16	4,72

Da Tabela 47 pelos coeficientes de variação dos quatro conjuntos de estimativas verifica-se que, como  $CV = 4,89\%$ , o conjunto de estimativas obtido por meio da abordagem fuzzy é mais homogêneo que o conjunto de dados experimentais, porém, os conjuntos de estimativas das redes RN1 e RN2 são mais homogêneos que o conjunto de estimativas fuzzy pois, quanto menor o coeficiente de variação mais homogêneo é o conjunto de dados.

A Tabela 48 apresenta os valores do coeficiente de correlação ( $r$ ) com seu respectivo  $p$ -valor entre os valores obtidos em laboratório e as estimativas determinadas pelo modelo neuro-fuzzy e rede neural artificial.

Tabela 48. Coeficientes de correlação e  $p$ -valores das combinações entre dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo I.

	Fuzzy x Exp.	RN1 x Exp.	RN2 x Exp.
correlação ( $r$ )	0,4660	0,4750	0,4390
$p$ -valor ( $p$ )	0,0002	$1,27 \times 10^{-4}$	$2,30 \times 10^{-9}$

Nota: Exp = Experimental

Embora a correlação entre as estimativas fuzzy e os dados experimentais é baixa, o  $p$ -valor para o coeficiente de correlação é menor que um nível de significância  $\alpha = 0,05$ , portanto, a associação é estatisticamente significativa. Isso significa que as estimativas possuem a mesma tendência dos dados experimentais e correlacionadas com um nível de confiança de 95% de probabilidade.

Na Tabela 49 são apresentados os valores, relativos a treinamento e teste, para comparar o desempenho dos dois modelos, neuro-fuzzy e rede neural, para as estimativas da densidade do solo.

Tabela 49. Valores de medidas estatísticas para comparar o desempenho dos modelos de estimativas da densidade do solo para solo preparado do tipo I

Modelo	Treinamento		Teste		
	RMSE	RMSE	Erro relativo Médio (%)	Variância do erro relativo (%)	Desvio padrão do erro
Fuzzy	0,1172	0,1512	6,59	38,72	0,0714
RN1	0,0765	0,1497	6,07	41,22	0,0735
RN2	0,0122	0,1506	6,49	40,77	0,0727

Da Tabela 49 verifica-se que o modelo neuro-fuzzy apresenta um desempenho ligeiramente superior, pois embora os valores dos erros RMSE próximos, a variação dos erros relativos e os desvios padrão são inferiores para a abordagem fuzzy..

Para verificar a igualdade de médias entre os conjuntos de estimativas, dadas na Tabela 46, realizou-se o teste de hipóteses,  $H_0$ : As médias entre as estimativas são iguais versus  $H_1$ : As médias entre as estimativas são diferentes.

O teste de normalidade para os conjuntos de densidades do solo não se verificou, e desse modo, foi realizado o teste de Mann-Whitney. Nesse caso, a diferença média não foi significativa indicando que os conjuntos de estimativas fuzzy e de redes neurais não são diferentes entre si. Assim, todos os pares de médias das estimativas tiveram têm a hipótese



de nulidade  $H_0$  não rejeitada, ou seja, não existe diferença estatisticamente significativa, indicando que os pares de estimativas não apresentaram diferença entre as médias.

### 6.5 Modelo para Estimação de Solo Preparado do Tipo III

A construção do modelo do solo preparado do tipo III foi realizada com 401 vetores de observações, separados aleatoriamente em dois arquivos de dados, um com 331 vetores constituindo o conjunto de treinamento e o outro, com 70 vetores, o conjunto de teste.

Foram consideradas três variáveis: duas de entradas, a resistência à penetração e o teor de água do solo, e uma de saída representando a densidade do solo. Na Tabela 50 são mostrados os universos de discurso para cada uma das variáveis consideradas para a determinação do modelo.

Tabela 50. Universos de discurso das variáveis de entrada e saída do sistema fuzzy para solo preparado do tipo III

	Variável	Universo de discurso
entrada	Resistência à penetração (kPa)	[155,6 , 7268,0]
	Teor de água (%)	[13,31 , 37,80]
saída	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )	[0,97 , 1,54]

Para o solo preparado do tipo III foram adotados valores para os parâmetros de ajuste,  $r_a = 0,5$  e  $r_b = 1,75$ , interação igual a 400 e o erro de tolerância igual a zero. Com estes valores foram encontradas três funções para a variável resistência à penetração e três funções para a variável teor de água, todas do tipo gaussiano, pois foi a combinação dos parâmetros de ajustes consideradas que apresentou o menor erro de treinamento e de teste entre toda as outras envolvidas na simulação.

Na fase de treinamento, o modelo neuro-fuzzy calculou a saída do erro igual a 0,1112 com respeito aos dados de treinamento e um erro de 0,0953 com respeito ao erro de teste do modelo. Na Figura 46 estão representados os erros de treinamento e teste para todas as interações.

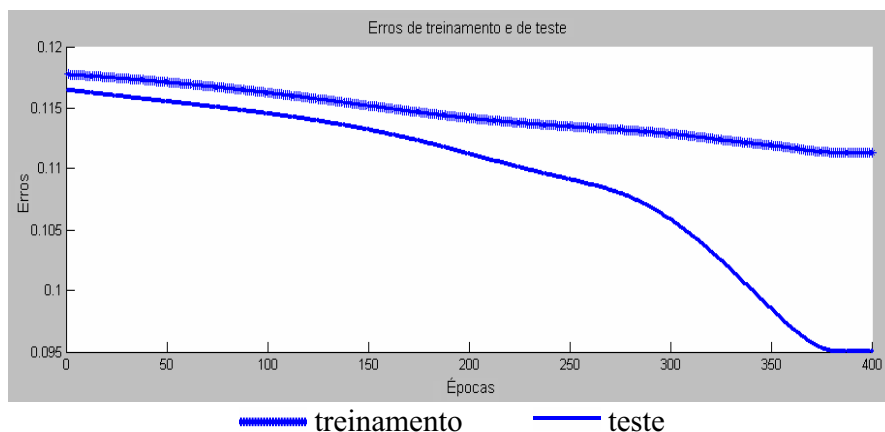


Figura 46. Diferença entre os erros de treinamento e de teste para o solo preparado do tipo III.

O modelo identificado para estimar a densidade do solo, neste caso, é constituído de duas variáveis de entrada com três conjuntos fuzzy associados a cada uma das variáveis, três regras com os antecedentes de cada uma conectados pelo operador “e” e, portanto, três funções lineares, cada qual, representando a parte do conseqüente da regra fuzzy.

Na Tabela 51 é dada a caracterização do modelo, obtido através do ANFIS, e o Tabela 52 apresenta os parâmetros das funções de pertinências, onde o parâmetro  $m$  denota o centro da função e  $\sigma$  a variação dos dados observados com relação à sua média.

Tabela 51. Caracterização do modelo neuro-fuzzy (ANFIS) para solo preparado do tipo III

Modelo de inferência neuro-fuzzy	
Operador “e”	Produto
Número de nós	23
Número de parâmetros lineares	9
Número de parâmetros não lineares	12
Número total de parâmetros	21
Número de pares de dados treinamento	331
Número de pares de teste	70
Número de regras fuzzy	3

Tabela 52. Parâmetros das funções de pertinências para solo preparado do tipo III

Parâmetros das funções de pertinências ( $\mu$ )						
Variável	$\mu_1$		$\mu_2$		$\mu_3$	
Entrada	$\sigma$	$m$	$\sigma$	$M$	$\sigma$	$m$
Ícone	1257,0	1238,0	1257,0	3084,0	1257,0	2413,0
Umidade	0,9345	16,87	5,337	20,60	4,617	30,58

As funções de pertinências, da Tabela 52, são caracterizadas pelos seus centros  $m$  e variabilidade  $\sigma$ , e todas são simétricas em relação à média. O centro de cada função de pertinência representa o ponto que melhor caracteriza cada uma destas regiões. Na Figura 47 são dadas as regiões para cada uma das funções de pertinências da variável resistência à penetração do solo.

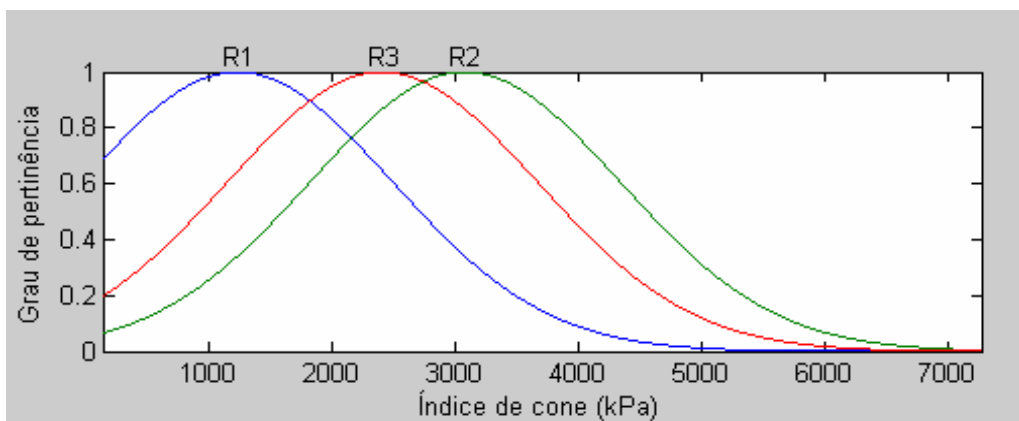


Figura 47. Funções de pertinências para a variável de entrada resistência do solo à penetração para o solo preparado do tipo III

Da Tabela 52, as funções de pertinências que definem os conjuntos fuzzy para a variável resistência à penetração do solo (índice de cone) são dadas por:

Tabela 53. Funções de pertinências para as variáveis fuzzy de entrada para solo preparado do tipo III

Resistência à penetração	Teor de água (Umidade)
$\mu_1^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-1238.0)^2}{2(1257.0)^2}}$	$\mu_1^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-16.87)^2}{2(0.9345)^2}}$
$\mu_2^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-3084.0)^2}{2(1257.0)^2}}$	$\mu_2^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-20.60)^2}{2(5.337)^2}}$
$\mu_3^{iCone} = e^{-\frac{1(x_1-2413.0)^2}{2(1257.0)^2}}$	$\mu_3^{Umidade} = e^{-\frac{1(x_2-30.58)^2}{2(4.617)^2}}$

Para cada função de pertinência se pode identificar um intervalo para cada um dos espaços da variável de entrada considerada. Assim, tendo como centro do intervalo o valor  $m$  e dispersão  $\sigma$ , os intervalos para o conjunto de dados para a variável resistência à penetração do solo são dados por: [155,60 , 5009,00] , [144,60 , 6855,00] , [155,60 , 6184,00] .

Na Figura 48 é apresentado o gráfico para as funções de pertinências para a variável teor de água (umidade) no solo.

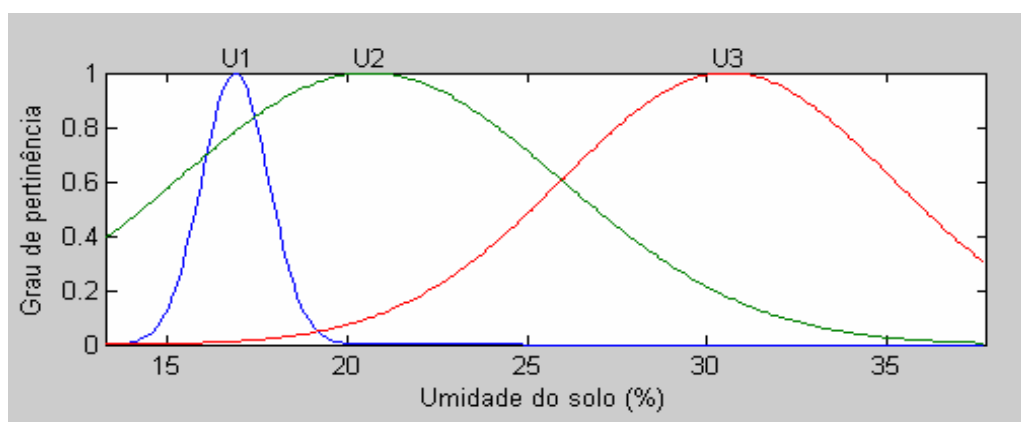


Figura 48. Funções de pertinências para a variável teor de água (umidade) para o solo preparado do tipo III

Os intervalos que definem os conjuntos fuzzy para a variável teor de água (umidade) são dados por: [14,07 , 19,67] , [13,31 , 37,45] , [16,73 , 37,0].

Na Tabela 54 são apresentados os parâmetros das funções lineares dos conseqüentes, onde os parâmetros  $C_i$  ( $i = 1, 2, 3$ ) denotam os coeficientes da função linear do conseqüente de cada uma das regras do modelo.

Tabela 54. Parâmetros das funções lineares de saída dos conseqüentes para solo preparado do tipo III

Regras	Parâmetros das funções lineares dos conseqüentes		
	$C_1$	$C_2$	$C_3$
1	0,000296	0,03091	0,5187
2	0,0000014	0,001083	1,1610
3	-0,000065	0,000235	1,3010

O modelo ANFIS estabelece uma relação linear entre a variável de entrada e a variável de saída, baseado em regras, onde o conseqüente de cada regra define um modelo linear ao redor do centro da função de pertinência. Ressalta-se que o centro  $m$  da função de pertinência representa o ponto que melhor caracteriza cada uma dessas regiões. Deste modo, quanto mais um valor se distancia do centro da função de pertinência, mais aumenta a possibilidade de erros, pois a capacidade de predição do modelo é reduzida, isto se deve pois se um ponto se coloca numa posição entre dois centros o modelo neuro-fuzzy realiza uma interpolação entre os resultados das duas regras vizinhas.

Na Figura 49 estão representadas as funções de pertinências para as variáveis de entradas, resistência à penetração e o teor de água no solo, que formam a parte antecedente das regras, e a variável de saída densidade do solo que forma a parte conseqüente da regra.

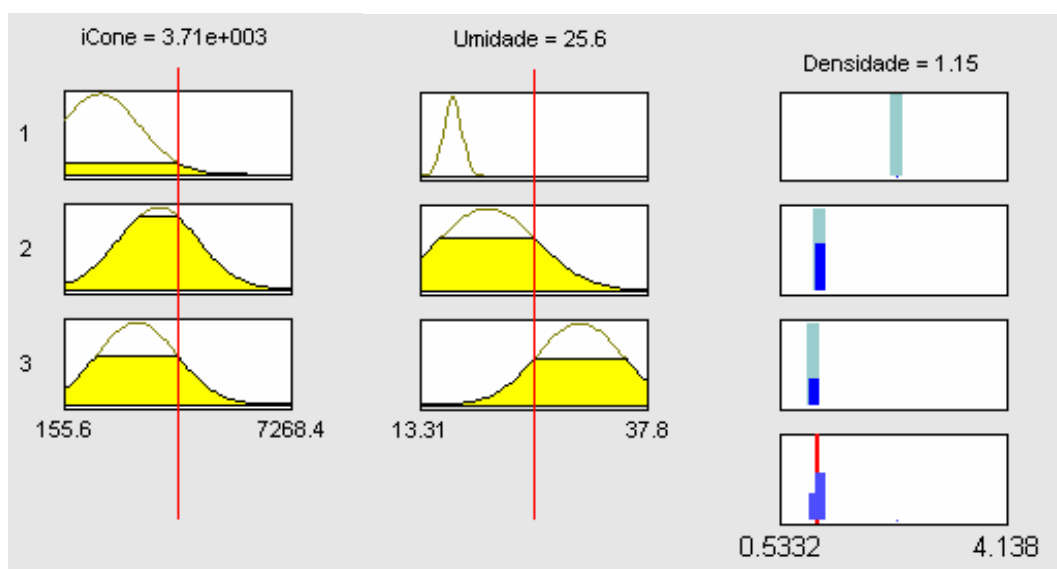


Figura 49. Regras do modelo da estimativa da densidade do solo para o solo preparado do tipo III.

Com os parâmetros apresentados na Tabela 54, e os intervalos que definem os conjuntos fuzzy, as regras e as funções lineares que definem as saídas para os conseqüentes de cada regra, onde  $x_1$  representa a resistência à penetração (índice de cone) e  $x_2$  o teor de água (umidade) no solo, são as seguintes:

$$\begin{aligned} \text{Regra 1. Se } x_1 \in [155,60, 5009,00] \text{ e } x_2 \in [14,07, 19,67] \\ \text{Então } y_1 = 0,000296 x_1 + 0,03091 x_2 + 0,5187 \end{aligned} \quad (83)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 2. Se } x_1 \in [144,60, 6855,00] \text{ e } x_2 \in [13,31, 37,45] \\ \text{Então } y_2 = 0,0000014 x_1 + 0,001083 x_2 + 1,1610 \end{aligned} \quad (84)$$

$$\begin{aligned} \text{Regra 3. Se } x_1 \in [155,60, 6184,00] \text{ e } x_2 \in [16,73, 37,0] \\ \text{Então } y_3 = -0,000065 x_1 + 0,000235 x_2 + 1,3010 \end{aligned} \quad (85)$$

No modelo neuro-fuzzy, cada uma das regras representam uma relação entre as variáveis do antecedente e do conseqüente que melhor descreve o sistema.

Na Tabela 55 são apresentados os dados para solo preparado do tipo III (teor de argila maior que 50%) e as estimativas obtidas pelo modelo encontrado, juntamente com os erros relativos os quais são utilizados para medir a precisão entre os valores obtidos experimentalmente e os valores estimados pelo modelo.

Tabela 55. Resultados do modelo para solo preparado tipo III  
(teor de argila maior que 50%)

Amostras	íCone (kPa)	Umidade (%)	Densidade Experimental (kg.dm <sup>-3</sup> )	Densidade Estimada (kg.dm <sup>-3</sup> )	Erro Relativo (%)
1	1913,00	24,40	1,13	1,19	5,03
2	1289,00	28,40	1,13	1,22	7,87
3	1737,00	28,70	1,21	1,20	1,23
4	2420,00	26,20	1,22	1,17	4,19
5	2175,00	25,30	1,21	1,18	2,59
6	2330,00	29,90	1,23	1,16	5,42
7	4169,00	29,00	1,06	1,10	3,34
8	4640,00	29,70	1,16	1,07	7,41
9	2953,00	29,00	1,04	1,14	9,29
10	3394,00	30,60	1,16	1,11	4,41
11	3522,00	30,10	1,08	1,11	2,44
12	2549,00	29,10	1,09	1,15	5,88
13	647,30	17,16	1,22	1,23	1,07
14	687,00	16,37	1,29	1,22	5,29
15	706,30	18,66	1,33	1,24	6,62

continua

continuação - Tabela 55

Amostras	íCone ( kPa )	Umidade ( % )	Densidade Experimental ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Densidade Estimada ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Erro Relativo ( % )
16	706,90	17,82	1,26	1,26	0,16
17	939,50	17,16	1,22	1,30	6,70
18	648,50	17,42	1,17	1,24	5,91
19	528,20	16,45	1,12	1,18	5,64
20	651,20	16,81	1,17	1,23	4,70
21	785,10	17,22	1,17	1,27	8,35
22	845,30	17,42	1,17	1,28	9,79
23	808,70	16,59	1,37	1,26	8,18
24	1440,60	17,26	1,42	1,39	1,84
25	1308,00	17,92	1,47	1,35	8,04
26	1044,40	15,65	1,43	1,27	11,02
27	1909,80	15,70	1,27	1,37	7,60
28	1786,30	15,70	1,27	1,36	7,21
29	1593,40	17,26	1,42	1,41	0,46
30	1374,70	16,15	1,40	1,36	3,11
31	1393,80	16,45	1,40	1,37	1,88
32	1535,00	16,93	1,43	1,41	1,56
33	1497,30	16,45	1,40	1,39	0,74
34	1369,40	16,93	1,43	1,38	3,34
35	1602,70	16,18	1,47	1,39	5,48
36	1738,70	16,15	1,40	1,40	0,12
37	1618,10	17,26	1,42	1,42	0,27
38	2779,20	19,34	1,25	1,19	4,54
39	3533,80	13,90	1,25	1,18	5,39
40	2886,90	20,71	1,22	1,18	3,18
41	3715,80	19,34	1,22	1,19	2,65
42	3424,00	13,90	1,25	1,18	5,38
43	2953,40	20,71	1,28	1,18	7,73
44	3413,90	19,34	1,26	1,19	5,63
45	3565,00	13,90	1,25	1,18	5,39
46	3395,00	20,71	1,28	1,18	7,77
47	488,00	20,71	1,32	1,20	8,88
48	2190,30	20,71	1,25	1,18	5,30
49	2428,50	19,34	1,28	1,20	6,51
50	3091,80	13,90	1,28	1,18	7,58
51	2502,50	20,71	1,26	1,18	6,17
52	2534,50	19,34	1,25	1,20	4,35
53	3488,70	19,34	1,08	1,19	10,06
54	3270,70	13,90	1,20	1,18	1,43
55	3167,50	20,71	1,15	1,18	2,67

continua

continuação - Tabela 55

Amostras	íCone ( kPa )	Umidade ( % )	Densidade Experimental ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Densidade Estimada ( kg.dm <sup>-3</sup> )	Erro Relativo ( % )
56	5180,10	20,71	1,25	1,18	5,39
57	5783,30	19,34	1,28	1,19	7,29
58	333,90	15,86	1,02	1,12	9,51
59	312,30	16,39	1,05	1,12	7,00
60	272,20	14,81	1,09	1,11	1,60
61	3016,10	20,71	0,99	1,18	19,28
62	2614,50	19,34	0,97	1,19	23,18
63	5144,70	13,90	0,99	1,18	19,52
64	4770,80	20,71	0,97	1,18	21,84
65	2372,20	19,34	1,05	1,20	14,03
66	5128,50	13,90	0,98	1,18	20,73
67	4252,80	20,71	0,99	1,18	19,28
68	2549,01	36,60	1,35	1,15	15,12
69	2075,00	24,40	1,24	1,18	4,23
70	2436,10	21,20	1,28	1,18	7,80
Erro relativo médio (ERM)					6,72
Variância					28,03

Para a comparação entre os conjuntos de dados experimentais e estimados, calculou-se o valor do coeficiente de correlação, cujo valor é  $r = 0,6979$  e o  $p$ -valor igual  $1,88 \times 10^{-11}$ , menor que o nível de significância  $\alpha = 0,05$ , indicando uma relação relativamente forte entre os dados experimentais e estimados, portanto, a associação entre as densidades é considerada estatisticamente significativa, para um nível de confiança de 95%.

Dado que existem evidências de que os dois conjuntos de dados possuem um relacionamento linear pode-se prever o comportamento de um deles em função da variação do outro, ajustando uma reta de regressão entre eles para o auxílio na análise dos dados. Para os dados da Tabela 55, se obtém a tabela de análise de variância da regressão.

Tabela 56. Análise de variância da regressão para os dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo III.

F.V.	g.l.	S.Q.	Q.M.	Estatística-F	p-valor
Regressão	1	0,259991	0,259991	64,57	0,0000
Resíduo	68	0,273786	0,00402627		
Total	69	0,533777			

Nota: F.V.= Fonte de variação, g.l.= Graus de liberdade, S.Q.= Soma de quadrados, Q.M.= Quadrados médios



A Figura 50 mostra o gráfico de dispersão e o ajuste feito pela reta de regressão e o coeficiente de determinação entre os conjuntos de valores da densidade experimental e os da densidade estimadas, obtidos pelo modelo neuro-fuzzy para os dados de teste.

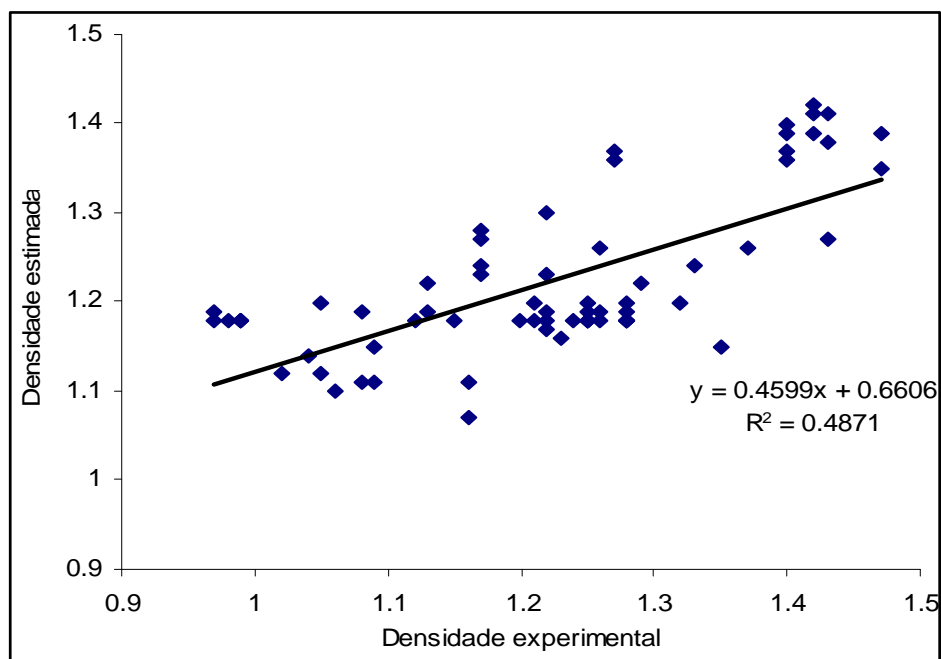


Figura 50. Gráfico de dispersão e de regressão das densidades do solo observadas e as obtidas pelo modelo fuzzy para o solo preparado do tipo III.

O modelo de regressão mostra que o ajuste descreve uma relação linear entre o conjunto da densidade fuzzy e o conjunto de densidade experimental, e a equação do modelo linear dado por:

$$Fuzzy = 0,66063 + 0,459856 (Experimental) \quad (86)$$

Desde que o  $p$ -valor na Tabela 56 é menor que 0,01, existe uma relação estatisticamente significativa entre os dois conjuntos de densidade experimental e estimada ao nível de confiança de 99%.

Para verificar se o modelo de regressão gerado é significativo, ou seja, para saber se existe regressão linear entre a densidade experimental e a densidade estimada se realizou um teste de hipótese utilizando a estatística “*t*-de-student”, fixado um nível de significância de  $\alpha = 0,05$ , com “*n*-2” graus de liberdade para o coeficiente angular da reta de regressão (0,4599). A estatística *t* calculada para uma significância de 5% foi de 8,0358, com *p*-valor igual a 0,0000, e, assim, rejeita-se a hipótese de não haver regressão, isto é, de que o coeficiente de regressão é diferente de zero e, portanto, estaticamente significativo, existindo então relação entre os dados observados e estimados. O teste para do coeficiente linear da regressão (0,66063) foi estatisticamente significativo ao nível de significância de 5%. Na Tabela 57 estão os resultados para o teste de existência de regressão e o teste para o coeficiente linear para os dados experimentais e estimados pelo modelo neuro-fuzzy.

Tabela 57. Resultados dos testes de existência da regressão e do coeficiente linear para os dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo III

Parâmetros	Estimativas	Erro padrão	Estatística- <i>t</i>	<i>p</i> -valor
Intercepto	0,66063	0,070446	9,37782	0,0000
Coefficiente angular	0,459856	0,0572261	8,03578	0,0000

Da análise dos dados apresentados pelo modelo neuro-fuzzy observa-se que este superestimou e apresentou os maiores erros relativos entre as observações 61 a 68 que correspondem, a exemplo do caso de solo preparado do tipo I, aos dados de solo preparado sem passagem de rolo compactador no solo, sendo o maior erro na observação 62, onde o erro relativo é de 23,18%. Estes valores são muito altos quando comparados aos demais e elevaram em muito a variância do erro médio.

Na Figura 51 são mostrados os gráficos de superfície de respostas em diferentes ângulos de visão, onde (b), (c) e (d) são, respectivamente, as rotações de 90°, 180° e 270° em relação ao gráfico (a), para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy onde se pode verificar o comportamento do modelo neuro-fuzzy para os valores dos dados estimados.

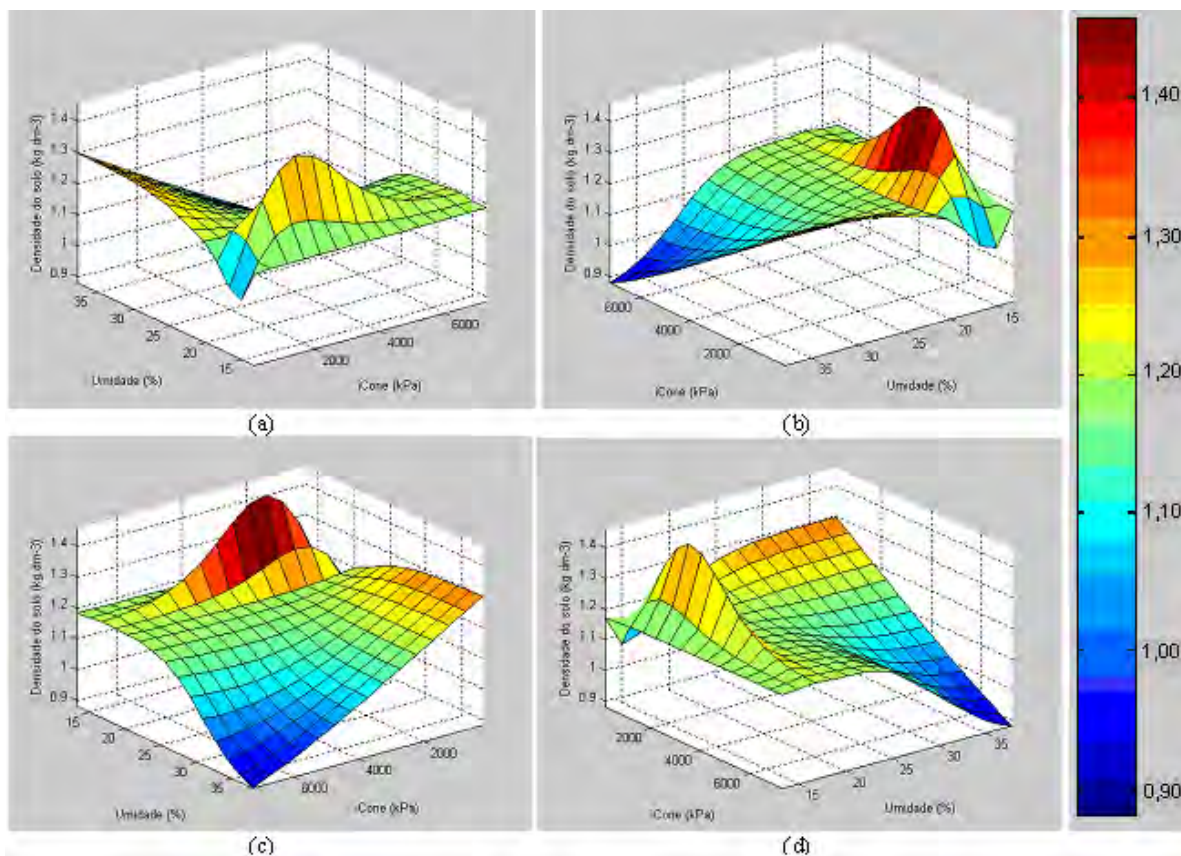


Figura 51. Gráfico de superfície de respostas para as variáveis de entrada e saída do modelo neuro-fuzzy para o solo preparado do tipo III.

O modelo identificou para este caso que a densidade do solo variou de  $0,882 \text{ kg.dm}^{-3}$  a  $1,46 \text{ kg.dm}^{-3}$  para os diversos valores do índice de cone e da umidade do solo, sendo que o maior valor alcançado para a densidade do solo de  $1,46 \text{ kg.dm}^{-3}$  para o valor do índice de cone de  $2150,70 \text{ kPa}$  com a umidade do solo de  $17,00 \%$ , e o menor valor atingido para densidade do solo foi  $0,882 \text{ kg.dm}^{-3}$  para o índice de cone muito alto ( $7270 \text{ kPa}$ ) e o teor de água com  $37,8 \%$ .

É observado que a densidade do solo decresce quando a resistência à penetração e do teor de água são reduzidos, atingindo valores mínimos quando o índice de cone atinge o valor máximo no universo de discurso e o solo muito úmido.

Vale ressaltar que os dados de 13 até 67 para este modelo foram retirados de trabalho de Guerra et al. (2000), e todos os dados têm o teor de argila igual a  $60\%$ .

### 6.5.1 Comparação entre o Modelo Neuro-Fuzzy e Redes Neurais para Solo Preparado do Tipo III

Para fins comparativos foram reunidos na Tabela 58 os valores obtidos em laboratórios e estimados para a densidade do solo, através do modelo neuro-fuzzy e de redes neurais artificiais (RN), sendo estes últimos valores apresentados em Nagaoka (2003), o qual fez uso de diversas redes neurais para estimar a densidade do solo, com as variáveis de entrada resistência do solo à penetração, teor de água e textura do solo.

Para o solo preparado do tipo III, foram consideradas as redes neurais: RN1 uma rede de arquitetura com 4 entradas, 15 neurônios na camada escondida e uma saída; RN2 uma rede de arquitetura com 3 entradas, 10 neurônios na camada escondida e uma saída.

Tabela 58. Valores de densidade de solo obtidos em laboratório, por modelo neuro-fuzzy e rede neural e os erros relativos para solo preparado do tipo III.

Amostras	Estimativas (kg.dm <sup>-3</sup> )				Erros relativos (%)		
	Exp	Fuzzy	RN1	RN3	Exp x Fuzzy	Exp x RN1	Exp x RN2
1	1,13	1,19	1,126	1,08	5,03	0,35	4,42
2	1,13	1,22	1,13	1,23	7,87	0,27	9,03
3	1,21	1,20	1,14	1,25	1,23	6,03	2,89
4	1,22	1,17	1,15	1,13	4,19	6,07	7,13
5	1,21	1,18	1,14	1,11	2,59	5,87	8,26
6	1,23	1,16	1,15	1,09	5,42	6,59	11,22
7	1,06	1,10	1,16	1,16	3,34	9,43	9,34
8	1,16	1,07	1,17	1,38	7,41	0,78	18,53
9	1,04	1,14	1,15	1,17	9,29	10,77	12,79
10	1,16	1,11	1,15	0,97	4,41	0,52	16,12
11	1,08	1,11	1,15	0,99	2,44	6,85	8,33
12	1,09	1,15	1,15	1,16	5,88	5,50	6,79
13	1,22	1,23	1,23	1,22	1,07	0,57	0,00
14	1,29	1,22	1,22	1,21	5,29	5,81	5,97
15	1,33	1,24	1,28	1,27	6,62	3,98	4,21
16	1,26	1,26	1,26	1,25	0,16	0,24	1,19
17	1,22	1,30	1,29	1,28	6,70	5,74	4,92
18	1,17	1,24	1,23	1,23	5,91	5,47	4,87
19	1,12	1,18	1,18	1,19	5,64	5,18	5,98
20	1,17	1,23	1,22	1,21	4,70	4,10	3,68
21	1,17	1,27	1,26	1,25	8,35	7,61	6,50
22	1,17	1,28	1,28	1,26	9,79	9,15	7,86

continua

continuação - Tabela 58

Amostras	Estimativas (kg.dm <sup>-3</sup> )				Erros relativos (%)		
	Exp	Fuzzy	RN1	RN3	Exp x Fuzzy	Exp x RN1	Exp x RN2
23	1,37	1,26	1,25	1,24	8,18	8,83	9,34
24	1,42	1,39	1,27	1,36	1,84	10,85	3,94
25	1,47	1,35	1,37	1,36	8,04	7,07	7,62
26	1,43	1,27	1,23	1,29	11,02	14,20	9,86
27	1,27	1,37	1,19	1,20	7,60	6,14	5,43
28	1,27	1,36	1,29	1,29	7,21	1,42	1,57
29	1,42	1,41	1,34	1,33	0,46	5,63	6,62
30	1,40	1,36	1,35	1,37	3,11	3,79	2,50
31	1,40	1,37	1,35	1,37	1,88	3,29	2,36
32	1,43	1,41	1,36	1,36	1,56	4,90	5,10
33	1,40	1,39	1,36	1,37	0,74	2,79	2,14
34	1,43	1,38	1,36	1,37	3,34	4,97	4,55
35	1,47	1,39	1,35	1,36	5,48	7,89	7,55
36	1,40	1,40	1,30	1,30	0,12	7,14	7,36
37	1,42	1,42	1,33	1,31	0,27	6,41	7,46
38	1,25	1,19	1,16	1,14	4,54	7,60	8,56
39	1,25	1,18	1,16	1,17	5,39	7,20	6,64
40	1,22	1,18	1,16	1,15	3,18	4,67	5,57
41	1,22	1,19	1,17	1,18	2,65	3,93	3,52
42	1,25	1,18	1,16	1,16	5,38	7,44	6,88
43	1,28	1,18	1,16	1,16	7,73	9,06	9,77
44	1,26	1,19	1,17	1,17	5,63	7,22	7,14
45	1,25	1,18	1,16	1,17	5,39	7,12	6,56
46	1,28	1,18	1,17	1,17	7,77	8,59	8,52
47	1,32	1,20	1,28	1,39	8,88	3,03	5,00
48	1,25	1,18	1,14	1,10	5,30	9,20	12,24
49	1,28	1,20	1,14	1,12	6,51	10,94	12,89
50	1,28	1,18	1,14	1,15	7,58	10,70	10,31
51	1,26	1,18	1,15	1,13	6,17	8,73	10,63
52	1,25	1,20	1,15	1,13	4,35	8,40	10,00
53	1,08	1,19	1,17	1,17	10,06	8,33	8,52
54	1,20	1,18	1,15	1,16	1,43	4,08	3,58
55	1,15	1,18	1,17	1,64	2,67	1,57	42,61
56	1,25	1,18	1,18	1,19	5,39	5,92	4,88
57	1,28	1,19	1,83	1,19	7,29	42,81	6,95
58	1,02	1,12	1,11	1,15	9,51	8,73	12,94
59	1,05	1,12	1,12	1,17	7,00	6,67	11,52
60	1,09	1,11	1,06	1,12	1,60	2,84	2,94
61	0,99	1,18	1,17	1,16	19,28	17,68	16,97
62	0,97	1,19	1,15	1,13	23,18	18,45	16,60
63	0,99	1,18	1,20	1,19	19,52	21,41	19,90

continua

continuação - Tabela 58

Amostras	Estimativas (kg.dm <sup>-3</sup> )				Erros relativos (%)		
	Exp	Fuzzy	RN1	RN3	Exp x Fuzzy	Exp x RN1	Exp x RN2
64	0,97	1,18	1,17	1,19	21,84	20,93	22,37
65	1,05	1,20	1,14	1,11	14,03	8,19	5,71
66	0,98	1,18	1,20	1,19	20,73	22,45	21,12
67	0,99	1,18	1,17	1,18	19,28	18,38	19,60
68	1,35	1,15	1,22	1,36	15,12	9,33	0,74
69	1,24	1,18	1,24	1,19	4,23	0,40	4,35
70	1,28	1,18	1,23	1,28	7,80	3,67	0,00

Para realizar a comparação entre os conjuntos de estimativas foi calculado a média, o desvio padrão e o coeficiente de variação (CV) para cada um destes conjuntos, apresentados na Tabela 59.

Tabela 59. Parâmetros estatísticos para as densidades experimentais e estimadas para solo preparado do tipo III.

Parâmetros estatísticos	Experimental	Fuzzy	RN1	RN2
Média Aritmética	1,22	1,22	1,21	1,22
Desvio Padrão	0,1335	0,0880	0,1053	0,1060
Coeficiente de Variação (%)	10,91	7,19	10,91	7,19

Da Tabela 59 pelos coeficientes de variação dos quatro conjuntos de estimativas, verifica-se que como  $CV = 7,19\%$  o conjunto de estimativas obtido por meio da abordagem fuzzy é mais homogêneo que o conjunto de estimativas das redes RN1 e RN2, pois quanto mais baixo for o valor do coeficiente de variação, mais homogêneo é o conjunto de dados.

A Tabela 60 apresenta os valores do coeficiente de correlação ( $r$ ) com seu respectivo  $p$ -valor entre os valores obtidos em laboratório e as estimativas determinadas pelo modelo neuro-fuzzy e rede neural artificial.

Tabela 60. Coeficiente de correlação e  $p$ -valores das combinações entre dados experimentais e estimados para solo preparado do tipo III.

	Fuzzy x Exp.	RN1 x Exp.	RN2 x Exp.
correlação ( $r$ )	0,698	0,524	0,503
$p$ -valor ( $p$ )	$1,89 \times 10^{-11}$	$3,18 \times 10^{-6}$	$9,00 \times 10^{-6}$

Nota: Exp = Experimental

Embora a correlação entre as estimativas fuzzy e os dados experimentais seja média, o  $p$ -valor para o coeficiente de correlação é menor que um nível de significância  $\alpha = 0,05$  e, portanto, a associação entre estes conjuntos de dados é estatisticamente significativa. Isso significa que as estimativas possuem a mesma tendência dos dados experimentais e são correlacionadas com um nível de confiança de 95% de probabilidade.

Na Tabela 61 são apresentados os valores, relativos a treinamento e teste, para comparar o desempenho dos dois modelos, neuro-fuzzy e rede neural, para as estimativas da densidade do solo.

Tabela 61. Valores de medidas estatísticas para comparar o desempenho dos modelos de estimativas da densidade para solo preparado do tipo III.

Modelo	Treinamento		Teste		
	RMSE	RMSE	Erro relativo Médio (%)	Variância do erro relativo (%)	Desvio padrão do erro
Fuzzy	0,1112	0,0951	6,72	28,04	0,0029
RN1	0,0765	0,1185	7,68	42,52	0,0057
RN2	0,1210	0,1210	8,41	42,65	0,0049

Da Tabela 61 verifica-se que o modelo neuro-fuzzy apresenta melhor desempenho, com menores erros quadráticos (RMSE), erro relativo e variância do erro relativo e menor desvio padrão.

Para verificar a igualdade de médias entre os conjuntos de estimativas, dadas na Tabela 58, realizou-se o teste de hipóteses:

$H_0$ : As médias entre as estimativas são iguais

$H_1$ : As médias entre as estimativas são diferentes

Como os dados não satisfazem a condição de normalidade, foi realizado o teste não-paramétrico de Mann-Whitney. Nesse caso, a diferença média não foi significativa indicando que os conjuntos de estimativas fuzzy e de redes neurais não são diferentes entre si. Assim, ao nível de 95% de probabilidade, constatou-se que todos os pares de médias das estimativas têm a hipótese de nulidade  $H_0$  não rejeitada, ou seja, não existe diferença estatisticamente significativa entre as médias dos conjuntos de estimativas e dos dados experimentais.

## 7 CONCLUSÃO

O objetivo deste trabalho foi o desenvolvimento de um sistema inteligente, à luz da teoria fuzzy, para obter uma metodologia para a determinação da densidade do solo sem a necessidade de ensaios em laboratórios. Foram desenvolvidos modelos matemáticos capazes de obter, de forma eficiente e menos complexa que os modelos clássicos já existentes, valores aproximados da densidade do solo.

Com base nos resultados obtidos, o estudo e a modelagem permitem as seguintes conclusões:

- Os resultados mostraram que os sistemas de inferências fuzzy podem ser utilizados para a estimativa da densidade do solo para áreas não amostradas com boa eficiência.
- A metodologia para a identificação de modelos utilizando o ANFIS gera modelos neuro-fuzzy simples e com boa capacidade de generalização.
- Os modelos neuro-fuzzy podem ser implementados de modo fácil e rápido no entorno técnico do pacote MATLAB, utilizando os dados experimentais.



- Os modelos obtidos para as estimativas da densidade do solo têm bom desempenho, pois não existem diferenças estatísticas significativas de modo que seja necessária a rejeição da hipótese de igualdade de médias entre os dados obtidos pelos modelos e os dados experimentais.
- Os resultados da estimação da densidade do solo mostraram melhores respostas para solos não preparados, pois estes foram os que apresentaram menores médias e variâncias dos erros relativos quando comparados com os solos preparados.
- Para solo não preparado a abordagem fuzzy apresentou maior superestimação (8,25%) para o modelo de solo tipo II e a maior subestimação (9,68%) para o modelo de solo do tipo III.
- Para solo preparado o modelo fuzzy que apresentou maior superestimação (27,42%) foi o do solo tipo I e a maior subestimação (15,12%) foi o do solo tipo III.
- Para solo não preparado com teor de argila menor que 30% e solo muito úmido, os erros relativos dos dados obtidos em laboratórios e estimados de teste foram altos.
- O modelo neuro-fuzzy apresentou bons resultados para solo não preparado do tipo II (teor de argila de 30% a 50%). Neste caso, os dados foram obtidos de um mesmo local, embora em épocas diferentes, e com o mesmo penetrômetro.
- Para solo preparado com o mesmo teor de argila (25%), o modelo neuro-fuzzy não ofereceu bom resultado, embora os dados tenham sido obtidos de um mesmo local e com o mesmo penetrômetro.
- O modelo neuro-fuzzy tem melhor desempenho para solo não preparado do tipo I, quando comparado com redes neurais, em virtude dos valores da variação dos erros relativos e do desvio padrão serem inferiores para a abordagem fuzzy para os dados de teste.
- Para a rede neural RN1 a abordagem tem melhor desempenho. Para as outras redes RN3 e RN8, o modelo neuro-fuzzy tem desempenho inferior, isto em virtude dos valores da variação dos erros relativos e dos desvios padrão serem superiores para a abordagem fuzzy.
- Na comparação do solo não preparado do tipo III o desempenho fuzzy é melhor que a rede RN1, porém, para as outras redes RN3 e RN9 o desempenho se mostrou inferior.
- O solo preparado tipo I apresenta um desempenho ligeiramente melhor para o modelo neuro-fuzzy, pois tem menor variância do erro relativo e menor desvio padrão.

- O solo preparado tipo III tem melhor desempenho do que a abordagem de redes neurais artificiais, pois o modelo neuro-fuzzy tem menor erro médio quadrático, menor variância e menor desvio padrão.

Para futuras pesquisas, relacionadas aos resultados obtidos neste trabalho, são apresentadas as seguintes sugestões:

- Introduzir mais variáveis físicas do solo, além das utilizadas neste trabalho, tais como: porosidade do solo, declividade, velocidade de infiltração e algumas propriedades químicas, para a estimação da densidade do solo, e estender a metodologia da abordagem fuzzy desenvolvida para outros tipos de solos;
- Desenvolver e implementar um sistema computacional para a obtenção de valores aproximados da densidade do solo, para uso em campo e sem a necessidade de ensaios laboratoriais, permitindo ao usuário obter informações a respeito da compactação do solo e orientações para o uso e manejo adequado do solo.

## 8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRAFICAS

ANJOS, J.T.; UBERTI, A.A.A.; VIZZOTO, V.J.; LEITE, G.B.; KRIEGER, M. Propriedades físicas em solos sob diferentes sistemas de uso e manejo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v.18, p.139-145, 1994.

ALBUQUERQUE, J.A. ; REINERT, D.J. Densidade radicular do milho considerando os atributos de um solo com horizonte B textural. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.25, n.3, p.539-549, 2001.

ALVARENGA, R.C.; CRUZ, J.C.; PACHECO, E.B. Preparo do solo. Belo Horizonte, **Informe Agropecuário**, v.13, n.147, p.40-45. mar. 1987.

ALVES, V.G.; ANDRADE, M.J.B.; CORRÊA, J.B.D.; MORAES, A.,R.; SILVA, M.V. Comportamento de genótipos de feijoeiro em um Latossolo Vermelho Distroférico típico com diferentes graus de compactação. **Ciênc. Agrotec. Lavras**, v.27, n.1, p.36-43, jan.-fev. 2003.

ARAÚJO, A.G. **Estimativa e classificação da compactação do solo pelo tráfego de máquinas agrícolas através da modelagem nebulosa**. 2004. 224f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004.

ARNOULD, T.; TANO, S. Interval-Valued Fuzzy Backward Reasoning. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v.3, n. 4, p. 425-437, nov. 1995.

BABUSKA, R. Neuro-fuzzy methods for modeling and identification. In: Abraham, A.; Jain, L.C.; Kacprzyk, J.(Org.) **Recent advances in intelligent paradigms and applications**. Heidelberg, Springer-Verlag, 2002. p.161–186.

BELTRAME, L.F.S.; GOLDIN, L.A.P.; TAYLOR, J.C. Estrutura e compactação na permeabilidade de solos do Rio Grande do Sul, **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.5, n.3, p.145-149, 1981.

BENEZ, S.H.; GAMERO, C.A. Peso específico aparente do solo na semeadura direta na cultura do milho. **Engenharia agrícola**, Botucatu, v.6, n.1, p.15-23, 1982.

BERTONI, J.; LOMBARDI NETO, F. **Conservação do solo**. São Paulo, Ícone, 1999. 355p.

BEUTLER, A.N. **Efeito da compactação do solo e do conteúdo de água nas características agrônômicas de soja e arroz de sequeiro**. 2003. 126f. Tese (Doutorado em Agronomia / Produção Vegetal) – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 2003.

BEUTLER, A.N.; CENTURION, J.F. Efeito do conteúdo de água e da compactação do solo na produção de soja. **Pesq. Agropec. Bras.**, Brasília, v. 38, n.7, p.849-856, jul. 2003.

BIANCHINI, A.; MAIA, J.C.S.; MAGALHÃES, P.S.G.; CAPELLI, N.; UMEZU, C.K. Penetrógrafo eletrônico automático. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.6, n.2, p.332-336, 2002.

BRADFORD, J.M. Penetrability. In: A. Klute (ed.) *Methods of soil Analysis Physical, Chemical and Mineralogical Methods*. **American Society of Agronomy**. Madison, 1986.

BUCKMAN, H.O.; BRADY, N.C. **Natureza e propriedades dos solos**. Rio de Janeiro: Livraria Freitas Bastos, 1968. 594 p.

CAMARGO, O.A.; ALLEONI, L.R.F. **Compactação do solo e o desenvolvimento das plantas**. Piracicaba: DEGASPAR, 1997. 132 p.

CAPUTO, H.P. **Mecânica dos solos**. Rio de Janeiro: LTC, Brasília, 1973.

CARVALHO, R.; GOEDERT, W.J.; ARMANDO, M.S. Atributos físicos da qualidade de um solo sob sistema agroflorestal. **Pesq. Agropec. Bras.**, Brasília, v.39, n.11, p.1153-1155, nov. 2004.

CASTRO NETO, P. **Desenvolvimento e avaliação de equipamentos e metodologia para determinação de parâmetros físicos do solo relacionados a dias trabalháveis com máquinas agrícolas**. 2001. 155 f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.

CHIU, S.L. Fuzzy model identification based on cluster estimation. **Journal of Intelligent and Fuzzy Systems**, v.2, 267-278, 1994.

CHIU, S.L. Selecting input variables for fuzzy models. **Journal of Intelligent and Fuzzy Systems**, v.4, n.4, 243-256, 1996.

CHIU, S.L. An efficient method for extracting fuzzy classification rules from high dimensional data. **Advanced Computational Intelligence**, v.1, n.1, 1-7, 1997.

CINTRA, F.L.D.; MIELNICZUK, J.; SCOPEL, I. Caracterização do impedimento mecânico em um Latossolo Roxo do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 7: p.323-327, 1983.

CORRÊA, J.C. Características físico-hídricas dos solos Latossolos Amarelo e Pozol Hidromórfico do Estado do Amazonas. **Pesq. Agropec. Bras.**, Brasília, v.1. n.3, p.347-60, 1984.

COX, E. Fuzzy fundamentals. **IEEE Spectrum**, p. 58-61, 1992.

CUNHA, J.P.A.R.; VIEIRA, L.B.; MAGALHÃES, A.C. Resistência mecânica à penetração sob diferentes densidades e teores de água. **Engenharia na Agricultura**, v.10, n.1-4, jan.-dez., 2002

DELGADO, M.R.B S. **Projeto automático de sistemas nebulosos**: uma abordagem co-evolutiva. 2002. 186f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica/Engenharia de Computação) Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2002.

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.

DIAS JUNIOR, M.S.; GOMES, A.N.; ANDRADE, S.C.; AZEVEDO, M.R. Avaliação da sustentabilidade da estrutura de argissolos em sistemas florestais. **Cerne**, v.8, n.1, p.103-114, 2002.

DUBOIS. D.; PRADÉ, H. **Fuzzy sets and systems**: theory and applications. New York: Academic Press, 1980. 393p.

FERNANDES, H.C.; LANÇAS, K.P. Determinação dos níveis de compactação do solo causados pelo tráfego de um “forwarder” em um Latossolo Roxo da região de Botucatu/SP. **Energia na Agricultura**. v.12. n.1, 53-60, 1997.

FERNANDES, H.C.; SOUZA, A.P. Compactação de um Latossolo Vermelho causada pelo tráfego do “forwarder”. **Revista Árvore**, Viçosa, v.27, n.3, p.279-284, 2003.

FULLÉR, R. **Neural Fuzzy Systems**. Abo Akademi University, Finlandia. 1995. 249p

GABRIEL FILHO, A. **Avaliação de cinco formas geométricas de corpos de arados no preparo de dois tipos de solos e do comportamento da cultura do milho (*Zea mays* L.)**. 1998. 134 f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1998.

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

GOEDERT, W.J.; SCHERMACK, M.J.; FREITAS, F.C. Estado de compactação do solo em áreas cultivadas no sistema de plantio direto. **Pesq. Agropec. Bras.**, Brasília, v.37, n.2, p.223-227, fev. 2002.

GREENWOOD, K.L.; MACLEOD, D.A.; HUTCHINSON, K.J. Long-term stockin rate effects on soil physical properties. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, v.37, p.413 – 419, 1997.

GREENWOOD, K.L.; MCKENZIE, B.M. Grazing effects on soil physical properties and the consequences for pastures: a review. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, v.41, p.1231 – 1250, 2001.

GUERRA, S.P.S; LANÇAS, K.P.; MAZETTO, F.R. Utilização do DGPS e do penetrômetro hidráulico-eletrônico para localização de pontos de avaliação da compactação do solo. In: REUNIÃO CIENTÍFICA EM CIÊNCIAS AGRÁRIAS DO LAGEADO, 7., 2000. **Resumos...** Botucatu: Universidade Estadual Paulista, 2000.

GUILLAUME, S. Designing fuzzy inference systems from data: An interpretability review. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 9, n. 3, p. 426-443, 2001.

GUIMARÃES, C.M.; MOREIRA, J.A.A. Compactação do solo na cultura do arroz de terras altas. **Pesq. agropec. bras.**, Brasília, v.36, n.4, p.703-707, dez. 2001.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. 900 p.

HÉNING, S. ; GRAS, R. ; MONNIER, G. **Os solos agrícolas**. São Paulo. 1ª edição. EDUSP, 1976. 327 p.

IMHOFF, S.; SILVA, A.P.; TORMENA, C.A. Aplicações da curva de resistência no controle da qualidade física de um solo sob pastagem. **Pesq. Agropec. Bras.**, Brasília, v.35, n.7, p.1493-1500, jul. 2000.

JANG, J.S. ANFIS: Adaptive-network based fuzzy inference systems. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v.23, n.3:665-685, 1993.

JANG, J.S.; SUN, C.T.; MIZUTANI, E. **Neuro-Fuzzy and Soft Computing**. New Jersey, Prentice Hall. 1997.

JORGE, J.A. **Solo**. São Paulo. Melhoramentos, 1969. 225p.

KIEHL, E. J. **Manual de edafologia**: relações solo-planta. São Paulo: Agronômica Ceres, 1979. 262p.

KLEIN, V. A.; LIBARDI, P. L.; SILVA, A. P. Resistência mecânica do solo à penetração sob diferentes condições de densidade e teor de água. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 18, n. 2, p. 45-54, 1998.

KLIR, G.J. ; YUAN, B. **Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications**. New Jersey , Prentice Hall, 1995. 574p.

KONDO, M.K.; DIAS JUNIOR, M.S. Compressibilidade de três latossolos em função da umidade e uso. **Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**. Viçosa, v.23, p 211-218, 1999.

KOSKO, B. **Fuzzy engineering**, New Jersey: Prentice-Hall, 1997. 549p.

LAZARINI, G.G.; LANÇAS,K.P.; CATÂNEO, A. Avaliação da compactação do solo através de suas propriedades. In: REUNIÃO CIENTÍFICA EM CIÊNCIAS AGRÁRIAS DO LAGEADO, 2002. **Resumos...** Botucatu: Universidade Estadual Paulista, 9., 2002.

LEÃO, T.P. **Intervalo hídrico ótimo em diferentes sistemas de pastejo e manejo de pastagem**. 2002. 57 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2002.

LEÃO, T.P.; SILVA, A.P.; MACEDO, M.C.M.; IMHOFF, S.; EUCLIDES,V.P.B. Intervalo hídrico ótimo na avaliação de sistemas de pastejo contínuo e rotacionado. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.28, p.415-423, 2004.

LEE, C.C. Fuzzy in control systems: fuzzy logic controller-part I. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**. V.20, n.2, mar-abr. 1990.

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

LEVIEN, R. **Condições de cobertura e métodos de preparo do solo para implantação da cultura do milho (Zea mays L.)**. 1999. 305 f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1999.

LIMA, C. L. R.; SILVA, A. P.; IMHOFF, S. ; LEÃO, T. P. Compressibilidade de um solo sob sistemas de pastejo rotacionado intensivo irrigado e não irrigado. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.28, p.:945-951, 2004.

LINS E SILVA, M.L. **Modelagem matemática na estimativa da densidade de um Latossolo Vermelho escuro textura argilosa, pelo índice de cone.** 1999. 160f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola/Máquinas Agrícolas) - Faculdade De Engenharia Agrícola. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1999.

LORIMER, M.S.; DOUGLAS, L.A. Effect of management practice on properties of a Victorian red brown earth. I. Soil physical properties. **Australia Soil Research**, v.33, n.5, p.851-857, 1995.

MACHADO, J.A.; BRUM, A.C.R. Efeito de sistemas de cultivo em algumas propriedades físicas do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.2, p. 81-84, 1978.

MAIA, J.C.S. **Determinação de esquemas de amostragem para avaliação de propriedades físicas do solo sob diferentes sistemas de preparo.** 1999. 158f. Tese (Doutorado/Agronomia) Faculdade de Engenharia Agrícola. Universidade Estadual de Campinas. Campinas.1999.

MANTOVANI, E.C. Compactação do solo. Belo Horizonte. **Informe Agropecuário**, v.13 n.147, p.52-55. mar. 1987.

MARTIN, S.G.; SILVA, M.L.N.; CURI, N.; FERREIRA, M.M. Avaliação de atributos físicos de um Latossolo Vermelho distroférrico sob diferentes povoamentos florestais. **Cerne**, v.8, n.1, p.032-041, 2002.

MAZIERO, J.V.G.; MIALHE, L.G.; CORREA, I.M.; YANAI, K.; MENEZES, J.F. Efeito da patinagem da roda motriz de um trator agrícola na compactação do solo. **Bragantia**, v.56, n.1, p.191-197. 1997.

McKYES, E. **Soil cutting and tillage.** Amsterdam, Elsevier, 1985. 217p.

MIRANDA, E.E.V.; DIAS JUNIOR, M.S.; GUIMARÃES, P.T.G.; PINTO, J.A.O.; ARAUJO JUNIOR, C.F.; LASMAR JUNIOR, E. Efeito do manejo e do tráfego nos modelos de sustentabilidade da estrutura de um Latossolo Vermelho cultivado com cafeeiros. **Ciên. Agrotec.**, Lavras, Edição Especial, p.1506-1515, dez. 2003.

MÜLLER, M.M.L, CECCON, G.; ROSOLEM, C.A. Influência da compactação do solo em subsuperfície sobre o crescimento aéreo e radicular de plantas de adubação verde de inverno. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.25, p.531-538, 2001.

NAGAOKA, A.K. **Desenvolvimento e avaliação do desempenho de um equipamento para ensaio dinâmico rodado agrícola individual.** 2001, 206 f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, 2001.



NAGAOKA, M.E. **Uma abordagem baseada em redes neurais artificiais para a estimação de densidade de solo**. 2003, 130 f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, 2003.

OLIVEIRA, C.V.; BAHIA, V.G.; PAULA, M.B. Compactação do solo devido à mecanização florestal: causas, efeitos e práticas de controle. **Informe Agropecuário**, Belo Horizonte, v.19, n.191, 46-48, 1998.

OLIVEIRA FILHO, J.M.; CARVALHO, M.A.; GUEDES, G.A.A. Matéria orgânica do solo. Belo Horizonte, **Informe Agropecuário**, v.13, n.147, p.22-24, 1987.

OLIVEIRA, G.C.; DIAS JUNIOR, M.S.; CURI, N.; RESCK, D.V.S. Compressibilidade de um Latossolo Vermelho Argiloso de acordo com a tensão de água no solo, uso e manejo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.27, p.773-781, 2003.

ORTEGA, N.R.S. **Aplicação da teoria de conjuntos fuzzy a problemas da biomedicina**. 2001. 152 f. Tese (Doutorado em Ciências) – Instituto de Física. Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001.

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

PEDRYCZ, W; GOMIDE, F.A.C. **An Introduction to Fuzzy Sets – Analysis and Design**, MIT Press, 1998.

PEREIRA, J.O.; BENEZ, S.H. Efeitos do teor de água e da carga aplicada na densidade e porosidade do solo. **Energia na Agricultura**. v.13. n.2, 27- 37, 1998.

PÉREZ-GOMAR, E.; REICHERT, J.M.; REINERT, D.J. Resistência à penetração de Vertissolo a diferentes umidades e uso do solo. **XIV Reunião Brasileira de Manejo e Conservação do Solo e da Água**, 14. Cuiabá, MT, 21 a 26 de julho de 2002

PRADO, R.M.; ROQUE, C.G.; SOUZA, Z.M. Sistemas de preparo e resistência à penetração e densidade de um Latossolo Vermelho eutrófico em cultivo intensivo e pousio. **Pesq. agropec. bras.**, Brasília, v.37, n.12, p.1795-1801, dez. 2002.

PREVEDELLO, C.L. **Física do solo**. Curitiba: SAEAFS, 1996. 446 p.

PROFFITT, A.P.B; BENDOTTI, S.; HOWELL, M.R.; EASTHAM, J. The effect of sheep trampling and grazing on soil physical properties and pasture growth for a red-brown earth. **Australian J. Agric. Res.**, v.44, p.317 – 331, 1993.

RALISCH, R. **Efeito de três sistemas de manejo no estado estrutural de um Latossolo Roxo**. 1995. 65 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia Elétrica) – Faculdade de Ciências Agrônômicas. Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1995.

RALISCH, R. **Análise comparativa do desempenho de três equipamentos de preparo de solo na descompactação de um Latossolo Roxo.** 1999. 105 f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia Elétrica) – Faculdade de Ciências Agrônomicas. Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1999.

RUIZ, E.R.S. **Mapas de isocompactação e isofertilidade do solo em diferentes sistemas de manejo.** 2003. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2003.

SALVADOR, N. **Consumo de energia na operação de subsolagem realizada antes e depois de sistema de preparo periódico do solo.** 1992. 166 f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia Elétrica) – Faculdade de Ciências Agrônomicas. Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1992.

SANTOS, C.A. **Projeto e construção de um penetrômetro hidráulico-eletrônico.** 1998. 105f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia Elétrica) – Faculdade de Ciências Agrônomicas. Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1998.

SANTOS, C.A.; LANÇAS, K.P. Projeto e construção de um penetrômetro hidráulico-eletrônico. **Energia na Agricultura.** v.14, n.4, p.55-61, 1999.

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

SEIXAS, F. Compactação do solo devido à mecanização florestais: causa, efeitos e prática de controle. Circular Técnica n.163 – **Instituto de Pesquisas e Estudos Florestais** – IPEF – outubro, 1988.

SERRA, G.L.O. **Propostas de metodologias para identificação e controle inteligentes.** 2005. 127f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica/Automação) – Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação. Universidade Estadual de Campinas, Campinas. 2005

SHAW, I.S.; SIMÕES, M.G. **Controle e modelagem fuzzy.** São Paulo, Edgard Blucher, 1999. 165 p.

SILVA, J.R. **Compactação do solo causada pelo tráfego de máquina na colheita de madeira de *Eucalyptus grandis* hill ex maidem.** 2003. Tese. (Doutorado/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônomicas. Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2003.

SILVA, V.R.; REICHERT, J.M.; REINERT, D.J. Variabilidade espacial da resistência à penetração em plantio direto. **Ciência Rural**, Santa Maria, v.34, n.2, p.399-406, mar-abr, 2004

STRECK, C.A.; REINERT, D.J.; REICHERT, J.M.; KAISER, D.R. Efeitos da compactação induzida por tráfego na produtividade da cultura da soja. In: Congresso Brasileiro de Ciência do Solo, 29, 2003, Ribeirão Preto: **Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, 2003.

STRECK, C.A.; REINERT, D.J.; REICHERT, J.M.; KAISER, D.R. Modificações em propriedades físicas com a compactação do solo causada pelo tráfego induzido de um trator em plantio direto. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 34, n.3, p.755-760, mai-jun, 2004.

TAKAGI, T.; SUGENO, M. Fuzzy identification of systems and its applications to modelling and control. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v.15, n.1, p.116-132, 1985.

TAVARES FILHO, J.; BARBOSA, G.M.C.; GUIMARÃES, M.F.; FONSECA, I.C.B. Resistência do solo à penetração e desenvolvimento do sistema radicular do milho (*Zea mays*) sob diferentes sistemas de manejo em um latossolo roxo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.25, p.725-730, 2001.

TORMENA, C.A.; SILVA, A.P.; LIBARDI, P.L. Caracterização do intervalo hídrico ótimo de um Latossolo Roxo sob plantio direto. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.22, 573-581, 1998.

TSOUKALAS, L. H.; UHRIG, R. E. **Fuzzy and neural approaches in engineering**. New York: John Willey, 1997. 587p.

TURKMEN, I.; GUNAY, K. Tabu search tracker with adaptive neuro-fuzzy inference system for multiple target tracking. **Progress In Electromagnetics Research**, PIER 65, 169–185, 2006.

VAZ, C.M.P.; HOPMANS, J.W. Simultaneous measurement of soil penetration resistance and water content with a combined penetrometer–TDR moisture probe. **Soil Sci. Soc. Am. J.**, 65:4–12, 2001.

VIEIRA, L.S. **Manual de ciência do solo – com ênfase aos solos tropicais**. 2.ed. São Paulo. Ceres, 1988. 464p.

WANG, L. X. **Adaptive fuzzy systems and control**. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1994. 232p.

WHALLEY, W.R.; LEEDS-HARRISON; CLARK, L.J.; GOWING, D.J.G. Use of effective stress to predict the penetrometer resistance of unsaturated agricultural soils. **Soil and Tillage Research**, v.84, p.18-27, 2005.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and control**, v.8, p.29-44,1965.

ZADEH, L. A. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v.3:29, n.1, 28-44, jan. 1973.

ZADEH, L. A. A fuzzy-algorithmic approach to the definition of complex or imprecise concepts. **Int. J. Man-Machine Studies**, v.8, 249-291, 1976.

## **APÊNDICES**

Dados utilizados para o treinamento e o teste no modelo neuro-fuzzy para a obtenção das estimativas da densidade do solo.

### Apêndice 1. Solo não preparado do tipo I

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
1	1716,49	15,90	1,50	21,50	37	6051,30	6,95	1,65	21,50
2	1656,84	15,90	1,50	21,50	38	4810,10	7,65	1,62	21,50
3	1730,18	15,90	1,50	21,50	39	3172,60	11,28	1,65	21,50
4	1536,84	15,90	1,50	21,50	40	2332,50	12,37	1,62	21,50
5	1790,53	15,90	1,50	21,50	41	2396,10	11,99	1,57	21,50
6	2484,21	15,90	1,50	21,50	42	1828,20	11,28	1,65	21,50
7	1798,25	15,90	1,50	21,50	43	1986,80	12,37	1,62	21,50
8	1426,32	15,90	1,50	21,50	44	1788,40	11,99	1,57	21,50
9	1400,00	15,90	1,50	21,50	45	2317,10	11,28	1,65	21,50
10	1823,51	15,90	1,50	21,50	46	2626,40	12,37	1,62	21,50
11	1534,74	10,40	1,42	21,50	47	2559,60	13,25	1,65	21,50
12	1143,16	10,40	1,42	21,50	48	1512,10	14,02	1,62	21,50
13	768,42	10,40	1,42	21,50	49	1594,50	13,76	1,57	21,50
14	1318,95	10,40	1,42	21,50	50	1447,40	13,25	1,65	21,50
15	1184,21	10,40	1,42	21,50	51	1754,10	14,02	1,62	21,50
16	846,67	10,40	1,42	21,50	52	1541,50	13,76	1,57	21,50
17	1025,26	10,40	1,42	21,50	53	1282,70	13,25	1,65	21,50
18	918,60	10,40	1,42	21,50	54	2647,40	14,02	1,62	21,50
19	761,40	10,40	1,42	21,50	55	1696,60	15,16	1,65	21,50
20	1138,25	10,40	1,42	21,50	56	1488,30	15,00	1,62	21,50
21	910,00	43,39	1,48	6,70	57	1008,80	14,62	1,57	21,50
22	1130,00	43,39	1,49	6,70	58	956,70	15,16	1,65	21,50
23	1590,00	43,39	1,45	6,70	59	1167,50	15,00	1,62	21,50
24	1850,00	43,39	1,47	6,70	60	1273,90	14,62	1,57	21,50
25	1800,00	43,39	1,66	6,70	61	1301,80	15,16	1,65	21,50
26	1080,00	4,37	1,46	6,70	62	982,70	15,00	1,62	21,50
27	1150,00	4,37	1,47	6,70	63	6051,30	6,95	1,65	21,50
28	1670,00	4,37	1,46	6,70	64	4810,10	7,65	1,62	21,50
29	2210,00	4,37	1,45	6,70	65	3172,60	11,28	1,65	21,50
30	2180,00	4,37	1,46	6,70	66	2332,50	12,37	1,62	21,50
31	3780,70	6,95	1,65	21,50	67	2396,10	11,99	1,57	21,50
32	5225,20	7,65	1,62	21,50	68	1828,20	11,28	1,65	21,50
33	5673,20	7,56	1,57	21,50	69	1986,80	12,37	1,62	21,50
34	3877,20	6,95	1,65	21,50	70	1788,40	11,99	1,57	21,50
35	4442,20	7,65	1,62	21,50	71	2317,10	11,28	1,65	21,50
36	4816,20	7,56	1,57	21,50	72	2626,40	12,37	1,62	21,50

**Apêndice 2. Solo não preparado do tipo II**

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
1	6976,80	13,05	41,00	1,59	41	824,21	20,20	48,50	1,41
2	5033,20	12,89	41,00	1,53	42	939,30	20,20	48,50	1,41
3	7157,90	12,51	41,00	1,51	43	4416,40	18,42	48,50	1,44
4	3802,20	13,05	41,00	1,59	44	4024,50	18,42	48,50	1,44
5	6609,70	12,89	41,00	1,53	45	5325,10	18,42	48,50	1,44
6	4136,10	12,51	41,00	1,51	46	4636,60	18,42	48,50	1,44
7	6419,40	13,05	41,00	1,59	47	3994,10	18,42	48,50	1,44
8	4605,30	12,89	41,00	1,51	48	3877,00	18,42	48,50	1,44
9	2676,90	16,63	41,00	1,59	49	3448,60	18,42	48,50	1,44
10	4127,50	15,77	41,00	1,53	50	3455,90	18,42	48,50	1,44
11	3839,80	16,20	41,00	1,51	51	4199,80	18,42	48,50	1,44
12	3255,00	16,63	41,00	1,59	52	4728,90	18,42	48,50	1,44
13	3326,00	15,77	41,00	1,53	53	8152,30	13,75	48,50	1,61
14	3477,00	16,20	41,00	1,51	54	5892,10	14,70	48,50	1,66
15	3623,20	16,63	41,00	1,59	55	7873,70	14,17	48,50	1,67
16	3225,80	15,71	41,00	1,51	56	5995,30	13,75	48,50	1,61
17	463,40	18,04	41,00	1,59	57	4610,50	14,70	48,50	1,66
18	2115,40	19,54	41,00	1,53	58	4395,30	14,17	48,50	1,67
19	773,50	18,25	41,00	1,51	59	5703,80	13,75	48,50	1,61
20	1850,70	18,04	41,00	1,59	60	6516,80	14,70	48,50	1,66
21	2087,60	19,54	41,00	1,53	61	3125,90	16,55	48,50	1,61
22	1965,00	18,25	41,00	1,51	62	3906,30	14,73	48,50	1,66
23	1928,80	18,04	41,00	1,59	63	4534,70	17,16	48,50	1,67
24	2503,60	19,54	41,00	1,51	64	2909,60	16,55	48,50	1,61
25	1488,30	19,58	41,00	1,59	65	6762,60	14,73	48,50	1,66
26	1337,00	20,55	41,00	1,53	66	4414,00	17,16	48,50	1,67
27	1418,10	20,31	41,00	1,51	67	3176,30	16,55	48,50	1,61
28	2150,40	19,58	41,00	1,59	68	3971,80	14,73	48,50	1,66
29	1684,40	20,55	41,00	1,53	69	1953,30	20,43	48,50	1,61
30	1718,60	20,31	41,00	1,51	70	2141,10	20,08	48,50	1,66
31	1494,20	19,58	41,00	1,59	71	2405,90	20,95	48,50	1,67
32	1246,50	20,55	41,00	1,53	72	2083,90	20,43	48,50	1,61
33	1817,54	20,20	48,50	1,41	73	2030,90	20,08	48,50	1,66
34	1114,04	20,20	48,50	1,41	74	1671,20	20,95	48,50	1,67
35	1568,77	20,20	48,50	1,41	75	1682,90	20,43	48,50	1,61
36	1449,83	20,20	48,50	1,41	76	1712,10	20,08	48,50	1,66
37	881,75	20,20	48,50	1,41	77	939,60	18,74	48,50	1,61
38	892,63	20,20	48,50	1,41	78	1686,80	22,04	48,50	1,66
39	1062,46	20,20	48,50	1,41	79	1228,10	22,00	48,50	1,67
40	794,04	20,20	48,50	1,41	80	1061,40	18,74	48,50	1,61

continua

**continuação - Solo não preparado do tipo II**

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
81	669,00	22,04	48,50	1,66	93	2157,19	21,30	41,00	1,48
82	957,00	22,00	48,50	1,67	94	2081,05	21,30	41,00	1,48
83	668,20	18,74	48,50	1,61	95	1386,30	15,50	41,00	1,53
84	1662,70	22,04	48,50	1,66	96	3393,00	15,50	41,00	1,53
85	1616,49	21,30	41,00	1,48	97	2006,00	15,50	41,00	1,53
86	1263,51	21,30	41,00	1,48	98	1496,50	15,50	41,00	1,53
87	1671,23	21,30	41,00	1,48	99	1541,40	15,50	41,00	1,53
88	2211,93	21,30	41,00	1,48	100	2159,30	15,50	41,00	1,53
89	1292,63	21,30	41,00	1,48	101	2413,00	15,50	41,00	1,53
90	1831,23	21,30	41,00	1,48	102	2137,90	15,50	41,00	1,53
91	2071,23	21,30	41,00	1,48	103	2652,60	15,50	41,00	1,53
92	1914,39	21,30	41,00	1,48	104	3073,70	15,50	41,00	1,53



### Apêndice 3. Solo não preparado do tipo III

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
1	4877,19	27,40	65,50	1,38	41	2053,80	25,40	65,50	1,39
2	7564,91	27,40	65,50	1,38	42	2539,30	24,72	65,50	1,32
3	4417,54	27,40	65,50	1,38	43	3089,60	25,43	65,50	1,38
4	5014,04	27,40	65,50	1,38	44	2209,10	25,40	65,50	1,39
5	2094,39	27,40	65,50	1,38	45	2257,00	25,19	65,50	1,33
6	3052,63	27,40	65,50	1,38	46	2049,70	25,43	65,50	1,38
7	6150,88	27,40	65,50	1,38	47	2338,20	25,40	65,50	1,39
8	4435,09	27,40	65,50	1,38	48	2391,20	24,72	65,50	1,32
9	4614,04	27,40	65,50	1,38	49	967,40	28,59	65,50	1,39
10	3389,47	24,90	65,50	1,41	50	1441,80	25,82	65,50	1,32
11	4803,51	24,90	65,50	1,41	51	1276,80	27,57	65,50	1,38
12	4814,04	24,90	65,50	1,41	52	1952,30	28,59	65,50	1,39
13	6157,90	24,90	65,50	1,41	53	1326,30	26,82	65,50	1,32
14	4305,26	24,90	65,50	1,41	54	1165,50	28,57	65,50	1,38
15	5098,25	24,90	65,50	1,41	55	1691,20	28,59	65,50	1,39
16	3775,44	24,90	65,50	1,41	56	1606,00	26,82	65,50	1,32
17	3933,33	24,90	65,50	1,41	57	2698,00	27,90	59,50	1,22
18	3747,37	24,90	65,50	1,41	58	2270,00	27,00	59,50	1,22
19	2343,51	24,90	65,50	1,41	59	2465,00	28,70	59,50	1,25
20	2760,00	26,40	56,20	1,40	60	1352,00	30,30	59,50	1,21
21	2740,00	26,40	56,20	1,40	61	2180,00	27,00	59,50	1,24
22	3040,00	26,40	56,20	1,40	62	2240,00	29,20	59,50	1,21
23	2960,00	26,40	56,20	1,40	63	2146,00	30,20	59,50	1,21
24	2860,00	26,40	56,20	1,40	64	2474,00	29,80	59,50	1,15
25	6832,80	20,89	65,50	1,39	65	2278,00	27,90	59,50	1,22
26	5725,90	21,39	65,50	1,32	66	1945,00	27,00	59,50	1,24
27	4229,40	20,50	65,50	1,38	67	1668,00	28,70	59,50	1,20
28	3608,40	20,89	65,50	1,39	68	2518,00	30,30	59,50	1,22
29	5559,40	21,39	65,50	1,32	69	2365,00	23,50	59,50	1,14
30	5639,60	20,50	65,50	1,38	70	1934,00	23,00	59,50	1,14
31	4960,50	20,89	65,50	1,39	71	2285,00	27,00	59,50	1,05
32	5783,90	21,39	65,50	1,32	72	2365,00	30,00	59,50	1,18
33	4517,50	22,63	65,50	1,39	73	3021,00	30,30	59,50	1,27
34	2483,00	23,85	65,50	1,32	74	3080,00	27,70	59,50	1,31
35	4083,20	22,99	65,50	1,38	75	4002,00	29,90	59,50	1,25
36	2131,20	22,63	65,50	1,39	76	3895,00	27,30	59,50	1,30
37	3378,10	23,85	65,50	1,32	77	2933,00	30,00	59,50	1,25
38	2787,60	22,99	65,50	1,38	78	3806,00	28,50	59,50	1,35
39	1982,70	22,63	65,50	1,39	79	2943,00	30,90	59,50	1,31
40	3563,50	23,85	65,50	1,32	80	3757,00	31,70	59,50	1,23

continua

**continuação - Solo não preparado do tipo III**

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
81	3129,00	29,50	59,50	1,23	92	3160,00	28,27	61,70	1,31
82	2825,00	30,60	59,50	1,26	93	2900,00	28,27	61,70	1,29
83	3237,00	29,00	59,50	1,26	94	1530,00	29,02	61,70	1,34
84	3051,00	31,60	59,50	1,30	95	1510,00	29,02	61,70	1,31
85	3002,00	29,40	59,50	1,27	96	1710,00	29,02	61,70	1,35
86	3689,00	31,30	59,50	1,23	97	2000,00	29,02	61,70	1,37
87	2600,00	31,90	59,50	1,18	98	2190,00	29,02	61,70	1,33
88	3051,00	29,40	59,50	1,21	99	1976,53	31,90	62,40	1,23
89	3200,00	28,27	61,70	1,30	100	2493,38	31,60	62,40	1,22
90	3360,00	28,27	61,70	1,29	101	1961,09	31,80	62,40	1,21
91	3410,00	28,27	61,70	1,33	102	1239,67	32,00	62,40	1,21

**Apêndice 4. Solo preparado do tipo I**

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
1	432,10	10,43	25	1,32	44	572,40	12,66	25	1,28
2	623,50	10,65	25	1,38	45	620,80	11,10	25	1,44
3	563,50	8,79	25	1,38	46	527,00	10,16	25	1,32
4	803,60	9,77	25	1,39	47	474,40	10,66	25	1,41
5	470,30	10,43	25	1,32	48	514,90	9,25	25	1,41
6	678,50	9,38	25	1,44	49	677,50	11,10	25	1,44
7	1116,00	9,43	25	1,44	50	865,90	10,16	25	1,32
8	828,10	9,88	25	1,41	51	702,40	9,25	25	1,41
9	876,60	9,07	25	1,40	52	768,00	11,10	25	1,41
10	600,60	9,38	25	1,44	53	596,20	10,16	25	1,44
11	679,10	9,43	25	1,44	54	796,40	9,07	25	1,40
12	809,50	9,88	25	1,41	55	775,10	9,38	25	1,44
13	759,40	9,07	25	1,40	56	939,00	9,88	25	1,41
14	858,10	12,66	25	1,28	57	839,10	9,07	25	1,40
15	508,50	10,85	25	1,33	58	503,40	10,43	25	1,32
16	346,30	10,41	25	1,28	59	523,00	10,65	25	1,38
17	347,40	11,17	25	1,30	60	448,00	8,79	25	1,38
18	457,00	12,66	25	1,28	61	485,50	9,77	25	1,39
19	531,60	10,85	25	1,33	62	457,60	10,43	25	1,32
20	713,70	10,41	25	1,28	63	501,70	10,65	25	1,38
21	266,80	11,17	25	1,30	64	529,30	8,79	25	1,39
22	345,70	12,66	25	1,28	65	453,50	9,77	25	1,32
23	733,10	8,66	25	1,43	66	612,40	10,43	25	1,38
24	781,90	9,04	25	1,54	67	840,90	8,66	25	1,43
25	715,30	9,48	25	1,55	68	971,70	9,04	25	1,54
26	1265,20	11,21	25	1,52	69	878,70	9,48	25	1,55
27	986,50	8,66	25	1,43	70	837,80	11,21	25	1,52
28	940,50	9,04	25	1,54	71	807,10	8,66	25	1,43
29	1262,80	9,48	25	1,55	72	748,60	9,04	25	1,54
30	1007,00	11,21	25	1,52	73	818,90	9,48	25	1,55
31	742,10	11,10	25	1,44	74	803,40	11,21	25	1,52
32	830,00	10,16	25	1,38	75	997,60	8,66	25	1,43
33	1378,90	10,66	25	1,41	76	844,40	9,04	25	1,54
34	726,60	9,25	25	1,44	77	719,00	9,48	25	1,55
35	755,60	11,10	25	1,38	78	905,00	11,21	25	1,52
36	715,10	12,66	25	1,28	79	964,70	8,66	25	1,43
37	643,60	10,85	25	1,33	80	992,40	9,04	25	1,54
38	717,20	10,41	25	1,28	81	868,60	9,48	25	1,55
39	34,10	11,17	25	1,30	82	941,00	11,21	25	1,52
40	641,40	12,66	25	1,28	83	841,10	8,66	25	1,43
41	649,80	10,85	25	1,33	84	540,70	9,04	25	1,54
42	623,70	10,41	25	1,28	85	726,90	10,65	25	1,38
43	695,30	11,17	25	1,30	86	594,50	8,79	25	1,38

continua

continuação - Solo preparado do tipo I

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
87	387,40	9,77	25	1,39	130	2684,00	11,67	25	1,59
88	534,40	10,43	25	1,32	131	2939,90	12,21	25	1,55
89	460,00	10,65	25	1,38	132	3368,60	12,09	25	1,46
90	301,70	12,66	25	1,28	133	3993,30	11,67	25	1,44
91	294,80	10,85	25	1,33	134	3289,80	12,21	25	1,59
92	497,10	10,41	25	1,28	135	7045,20	12,09	25	1,55
93	478,90	11,17	25	1,30	136	1592,30	12,09	25	1,52
94	377,60	12,66	25	1,28	137	1076,50	11,67	25	1,50
95	546,00	10,85	25	1,33	138	1567,60	12,21	25	1,46
96	578,00	10,41	25	1,28	139	928,90	12,09	25	1,43
97	700,20	9,88	25	1,41	140	754,10	11,67	25	1,52
98	760,60	9,07	25	1,40	141	892,70	12,21	25	1,50
99	758,60	9,38	25	1,44	142	1296,00	12,09	25	1,46
100	889,20	9,43	25	1,44	143	696,60	11,67	25	1,43
101	554,40	9,88	25	1,41	144	1180,60	12,21	25	1,52
102	844,30	9,07	25	1,40	145	455,00	12,09	25	1,50
103	517,20	11,10	25	1,44	146	1195,40	12,09	25	1,38
104	611,10	10,16	25	1,38	147	1988,70	11,67	25	1,43
105	723,50	10,66	25	1,41	148	575,30	12,21	25	1,40
106	700,40	9,25	25	1,41	149	1907,60	12,21	25	1,38
107	779,90	11,10	25	1,44	150	1901,50	12,09	25	1,43
108	602,90	10,16	25	1,38	151	3028,40	12,09	25	1,50
109	692,00	10,66	25	1,41	152	1638,30	11,67	25	1,38
110	574,80	9,25	25	1,41	153	2565,40	12,21	25	1,40
111	527,70	11,10	25	1,44	154	2726,40	12,09	25	1,52
112	5318,40	12,09	25	1,50	155	2848,90	11,67	25	1,50
113	5122,60	12,09	25	1,40	156	1718,00	12,21	25	1,38
114	2613,00	11,67	25	1,52	157	400,60	12,09	25	1,40
115	2590,30	12,21	25	1,50	158	2118,30	11,67	25	1,52
116	2563,20	12,09	25	1,38	159	1986,60	12,21	25	1,50
117	3457,80	12,09	25	1,52	160	1974,00	12,09	25	1,38
118	3706,30	11,67	25	1,50	161	1787,10	12,09	25	1,52
119	5349,80	12,21	25	1,58	162	1584,80	11,67	25	1,50
120	6289,40	12,09	25	1,53	163	1950,90	12,21	25	1,58
121	4868,80	11,67	25	1,52	164	1913,50	12,09	25	1,53
122	5194,20	12,21	25	1,50	165	1556,10	11,67	25	1,52
123	177,90	12,09	25	1,58	166	1766,10	12,21	25	1,50
124	4574,70	11,67	25	1,53	167	1498,70	12,09	25	1,53
125	6248,60	12,21	25	1,52	168	1480,20	11,67	25	1,52
126	3482,80	12,09	25	1,59	169	1720,30	12,21	25	1,50
127	4505,50	11,67	25	1,55	170	913,00	12,09	25	1,53
128	1900,50	12,21	25	1,46	171	3173,40	12,09	25	1,59
129	7314,70	12,09	25	1,44	172	1742,60	11,67	25	1,55

continua

continuação - Solo preparado do tipo I

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Do solo (kg.dm-3)		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm-3)
173	1199,00	12,21	25	1,46	216	1430,40	12,09	25	1,40
174	4416,50	12,09	25	1,44	217	1370,00	11,67	25	1,31
175	2721,30	11,67	25	1,59	218	1193,20	12,21	25	1,38
176	4405,30	12,21	25	1,55	219	1712,50	12,09	25	1,43
177	3299,00	12,09	25	1,46	220	1891,20	11,67	25	1,40
178	3876,70	11,67	25	1,44	221	1041,40	12,09	25	1,52
179	3094,10	12,21	25	1,59	222	902,60	11,67	25	1,15
180	3163,10	12,09	25	1,55	223	666,40	12,21	25	1,46
181	3879,90	11,67	25	1,52	224	556,20	12,09	25	1,43
182	2523,10	12,21	25	1,50	225	1168,20	11,67	25	1,52
183	1330,70	12,21	25	1,43	226	914,90	12,21	25	1,50
184	2709,50	12,09	25	1,52	227	942,80	12,09	25	1,46
185	3801,70	11,67	25	1,50	228	971,80	11,67	25	1,43
186	852,70	12,09	25	1,38	229	1027,00	12,09	25	1,52
187	349,60	11,67	25	1,43	230	510,60	11,67	25	1,59
188	312,80	12,21	25	1,40	231	634,20	12,21	25	1,55
189	576,70	12,09	25	1,31	232	375,10	12,09	25	1,46
190	695,30	11,67	25	1,38	233	874,10	11,67	25	1,44
191	1291,70	12,09	25	1,50	234	353,70	12,21	25	1,59
192	3061,10	11,67	25	1,38	235	457,80	12,09	25	1,55
193	2898,20	12,21	25	1,40	236	596,30	10,09	25	1,11
194	1682,30	12,09	25	1,52	237	624,80	8,65	25	1,20
195	2361,30	11,67	25	1,50	238	741,40	10,81	25	1,12
196	1799,70	12,21	25	1,38	239	821,70	10,09	25	1,11
197	3065,70	12,09	25	1,40	240	504,30	8,65	25	1,20
198	4312,10	11,67	25	1,52	241	747,30	9,06	25	1,06
199	2258,50	12,21	25	1,50	242	436,10	10,09	25	1,11
200	1546,20	12,09	25	1,52	243	465,90	10,09	25	1,11
201	2018,60	12,09	25	1,52	244	400,00	8,65	25	1,20
202	1250,00	11,67	25	1,50	245	421,30	9,06	25	1,06
203	1690,50	12,21	25	1,58	246	609,00	10,81	25	1,12
204	2671,90	12,09	25	1,53	247	287,30	8,65	25	1,20
205	1721,70	11,67	25	1,52	248	741,20	9,06	25	1,06
206	1811,40	12,21	25	1,50	249	357,60	10,09	25	1,11
207	378,40	12,09	25	1,58	250	3679,70	12,09	25	1,18
208	554,20	11,67	25	1,53	251	2727,40	11,67	25	1,17
209	892,30	12,09	25	1,52	252	3324,90	12,21	25	1,14
210	1878,30	12,09	25	1,38	253	2944,90	12,09	25	1,15
211	1872,20	11,67	25	1,43	254	1372,80	11,67	25	1,18
212	1533,70	12,21	25	1,40	255	1749,10	12,21	25	1,17
213	1846,80	12,09	25	1,31	256	2314,80	11,67	25	1,17
214	2024,10	11,67	25	1,38	257	2526,40	12,21	25	1,14
215	1398,10	12,21	25	1,43	258	1504,30	12,09	25	1,15

continua

**continuação - Solo preparado do tipo I**

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm-3)		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm-3)
259	1890,30	11,67	25	1,18	297	4972,50	12,09	25	1,52
260	1802,80	12,21	25	1,17	298	1835,60	11,67	25	1,50
261	2835,10	12,09	25	1,14	299	2260,80	12,21	25	1,38
262	2762,40	11,67	25	1,15	300	1029,60	12,09	25	1,31
263	3195,60	12,21	25	1,18	301	1014,80	11,67	25	1,38
264	3679,80	12,09	25	1,17	302	1429,00	12,21	25	1,43
265	5391,40	12,09	25	1,18	303	2156,30	12,09	25	1,40
266	1532,90	11,67	25	1,17	304	1914,10	11,67	25	1,31
267	2379,20	12,21	25	1,14	305	2539,20	12,09	25	1,46
268	4300,50	12,09	25	1,15	306	2179,30	11,67	25	1,43
269	2684,80	11,67	25	1,18	307	1825,70	12,21	25	1,52
270	4603,80	12,21	25	1,17	308	2370,90	12,09	25	1,50
271	2492,40	12,09	25	1,14	309	2155,00	11,67	25	1,46
272	3317,80	11,67	25	1,15	310	1035,40	12,21	25	1,43
273	1606,70	12,21	25	1,18	311	532,90	12,09	25	1,40
274	601,20	12,09	25	1,17	312	418,00	11,67	25	1,31
275	455,80	10,65	25	1,38	313	472,00	12,21	25	1,38
276	471,60	8,79	25	1,38	314	685,20	12,09	25	1,43
277	555,00	9,77	25	1,39	315	1013,80	12,09	25	1,50
278	800,70	10,43	25	1,32	316	1754,30	12,09	25	1,59
279	1215,80	9,07	25	1,40	317	1026,70	11,67	25	1,55
280	1163,20	8,66	25	1,43	318	503,80	12,21	25	1,46
281	920,00	11,10	25	1,44	319	422,20	12,09	25	1,44
282	675,10	10,16	25	1,38	320	176,30	10,81	25	1,12
283	1298,10	10,66	25	1,41	321	349,30	10,81	25	1,12
284	538,50	9,25	25	1,41	322	201,50	10,09	25	1,11
285	991,60	9,43	25	1,44	323	257,90	8,65	25	1,20
286	1000,90	9,88	25	1,41	324	563,60	9,06	25	1,06
287	1137,70	9,07	25	1,40	325	2048,00	12,09	25	1,14
288	796,90	9,38	25	1,44	326	2030,70	11,67	25	1,15
289	1046,30	9,43	25	1,44	327	1477,00	12,21	25	1,18
290	956,70	10,43	25	1,32	328	2975,50	12,09	25	1,17
291	573,90	10,65	25	1,38	329	1565,70	12,09	25	1,18
292	482,10	8,79	25	1,38	330	762,70	9,07	25	1,40
293	502,10	9,77	25	1,39	331	696,00	9,38	25	1,44
294	696,20	10,43	25	1,32	332	834,90	9,43	25	1,44
295	901,80	11,17	25	1,30	333	2761,60	11,67	25	1,38
296	291,40	12,66	25	1,28	334	4046,60	12,21	25	1,40

### Apêndice 5. Solo preparado do tipo III

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
1	2122,00	27,20	59,50	1,16	44	2296,00	30,70	59,50	1,12
2	1692,00	30,60	59,50	1,14	45	2688,00	32,00	59,50	1,17
3	2594,00	26,90	59,50	1,21	46	2727,00	31,40	59,50	1,19
4	1979,00	25,90	59,50	1,15	47	2158,00	31,40	59,50	1,11
5	2612,00	31,60	59,50	1,17	48	3002,00	30,30	59,50	1,09
6	2187,00	28,80	59,50	1,18	49	2629,00	23,40	59,50	1,16
7	2028,00	28,20	59,50	1,17	50	3394,00	26,40	59,50	1,16
8	1570,00	28,00	59,50	1,18	51	2413,00	30,60	59,50	1,14
9	2116,00	29,60	59,50	1,12	52	2413,00	28,50	59,50	1,06
10	1847,00	30,90	59,50	1,20	53	851,20	18,66	60,00	1,33
11	1625,00	28,60	59,50	1,25	54	859,10	17,82	60,00	1,26
12	1681,00	30,90	59,50	1,11	55	863,10	16,37	60,00	1,29
13	2579,00	27,40	59,50	1,14	56	899,00	18,66	60,00	1,33
14	1658,00	31,90	59,50	1,15	57	1151,60	16,15	60,00	1,40
15	1668,00	32,60	59,50	1,20	58	1519,90	16,45	60,00	1,40
16	2043,00	28,80	59,50	1,09	59	1118,80	16,93	60,00	1,43
17	1733,00	29,90	59,50	1,19	60	1026,70	16,18	60,00	1,47
18	2004,00	29,20	59,50	1,18	61	1119,80	16,15	60,00	1,40
19	2294,00	30,70	59,50	1,22	62	1354,90	16,45	60,00	1,40
20	1541,00	26,60	59,50	1,20	63	1594,20	16,93	60,00	1,43
21	2256,00	28,30	59,50	1,24	64	1502,80	16,18	60,00	1,47
22	2011,00	30,50	59,50	1,06	65	1453,60	16,15	60,00	1,40
23	1842,00	32,40	59,50	1,16	66	690,40	16,59	60,00	1,37
24	2060,00	28,60	59,50	1,17	67	665,40	13,31	60,00	1,28
25	1416,00	28,70	59,50	1,17	68	828,10	16,89	60,00	1,31
26	1875,00	29,70	59,50	1,15	69	739,10	28,66	60,00	1,31
27	3384,00	27,40	59,50	1,24	70	881,20	16,59	60,00	1,37
28	3532,00	30,00	59,50	1,02	71	772,70	13,31	60,00	1,28
29	3708,00	28,30	59,50	1,23	72	849,30	16,89	60,00	1,31
30	3532,00	29,00	59,50	1,10	73	977,00	28,66	60,00	1,31
31	2541,00	31,90	59,50	1,10	74	921,40	16,59	60,00	1,37
32	3512,00	31,30	59,50	1,06	75	422,80	17,22	60,00	1,17
33	4101,00	30,20	59,50	1,15	76	926,40	17,42	60,00	1,17
34	3885,00	28,00	59,50	1,17	77	1047,00	16,45	60,00	1,12
35	2727,00	28,90	59,50	1,23	78	921,90	16,81	60,00	1,17
36	3855,00	25,50	59,50	1,19	79	791,40	17,22	60,00	1,17
37	2188,00	29,10	59,50	1,28	80	904,90	17,42	60,00	1,17
38	2384,00	27,70	59,50	1,00	81	844,20	16,45	60,00	1,12
39	3414,00	33,50	59,50	1,22	82	927,40	16,81	60,00	1,17
40	1658,00	32,40	59,50	1,02	83	453,00	17,22	60,00	1,17
41	1481,00	30,90	59,50	1,23	84	642,70	17,26	60,00	1,42
42	3669,00	31,00	59,50	1,06	85	956,60	17,92	60,00	1,47
43	2590,00	31,10	59,50	1,07	86	1034,20	15,65	60,00	1,43

continua

**continuação - Solo preparado do tipo III**

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
87	727,10	15,70	60,00	1,27	130	862,20	28,66	60,00	1,31
88	619,00	17,26	60,00	1,42	131	1051,70	16,59	60,00	1,37
89	747,00	17,92	60,00	1,47	132	1930,80	16,15	60,00	1,40
90	1008,70	15,65	60,00	1,43	133	155,60	16,45	60,00	1,40
91	1348,80	15,70	60,00	1,27	134	1591,00	16,93	60,00	1,43
92	1309,10	17,26	60,00	1,42	135	1630,10	16,18	60,00	1,47
93	672,40	17,22	60,00	1,17	136	1671,80	16,15	60,00	1,40
94	836,00	16,45	60,00	1,12	137	1635,30	17,92	60,00	1,47
95	593,60	16,81	60,00	1,17	138	1643,40	15,65	60,00	1,43
96	553,70	17,22	60,00	1,17	139	1858,40	15,70	60,00	1,27
97	1280,80	18,66	60,00	1,33	140	1547,30	17,26	60,00	1,42
98	1366,70	17,82	60,00	1,26	141	879,00	17,92	60,00	1,47
99	1286,40	17,16	60,00	1,22	142	786,80	15,65	60,00	1,43
100	1333,40	16,37	60,00	1,29	143	773,40	15,70	60,00	1,27
101	1390,00	18,66	60,00	1,33	144	842,80	17,26	60,00	1,42
102	1306,80	17,82	60,00	1,26	145	768,60	17,22	60,00	1,17
103	1361,20	17,16	60,00	1,22	146	592,90	17,42	60,00	1,17
104	1223,30	16,37	60,00	1,29	147	973,70	16,45	60,00	1,12
105	1162,00	18,66	60,00	1,33	148	800,90	16,81	60,00	1,17
106	871,00	16,59	60,00	1,37	149	1108,00	17,22	60,00	1,17
107	782,40	16,31	60,00	1,28	150	1014,20	17,42	60,00	1,17
108	1238,30	16,89	60,00	1,31	151	865,60	16,45	60,00	1,12
109	868,10	28,66	60,00	1,31	152	753,70	16,81	60,00	1,17
110	747,20	16,59	60,00	1,37	153	830,70	17,22	60,00	1,17
111	1213,00	16,31	60,00	1,28	154	1008,80	18,66	60,00	1,33
112	1071,90	16,89	60,00	1,31	155	1201,30	17,82	60,00	1,26
113	844,50	28,66	60,00	1,31	156	1065,00	17,16	60,00	1,22
114	1498,30	17,26	60,00	1,42	157	958,20	16,37	60,00	1,29
115	1440,20	17,92	60,00	1,47	158	879,40	18,66	60,00	1,33
116	1441,70	15,65	60,00	1,43	159	841,30	17,82	60,00	1,26
117	1272,90	16,18	60,00	1,47	160	812,10	17,16	60,00	1,22
118	1359,30	16,15	60,00	1,40	161	1044,50	16,37	60,00	1,29
119	1258,80	16,45	60,00	1,40	162	1141,00	18,66	60,00	1,33
120	1444,20	16,93	60,00	1,43	163	1611,20	20,71	60,00	1,32
121	1567,70	16,18	60,00	1,47	164	813,00	19,34	60,00	1,35
122	1743,30	16,15	60,00	1,40	165	570,40	13,90	60,00	1,38
123	716,90	16,59	60,00	1,37	166	1000,30	20,71	60,00	1,34
124	935,10	16,31	60,00	1,28	167	607,20	19,34	60,00	1,32
125	840,00	16,89	60,00	1,31	168	1456,80	13,90	60,00	1,35
126	956,30	28,66	60,00	1,31	169	790,90	20,71	60,00	1,38
127	960,70	16,59	60,00	1,37	170	486,90	19,34	60,00	1,34
128	954,20	16,31	60,00	1,28	171	472,30	13,90	60,00	1,32
129	959,60	16,89	60,00	1,31	172	3990,40	20,71	60,00	1,22

continua



continuação - Solo preparado do tipo III

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
173	2544,70	20,71	60,00	1,25	216	3626,80	19,34	60,00	1,22
174	3867,90	19,34	60,00	1,22	217	3372,40	13,90	60,00	1,25
175	3167,00	13,90	60,00	1,22	218	4140,00	20,71	60,00	1,25
176	3189,00	20,71	60,00	1,25	219	3411,60	19,34	60,00	1,22
177	1836,00	20,71	60,00	1,08	220	3401,70	13,90	60,00	1,22
178	1940,60	19,34	60,00	1,07	221	4034,10	20,71	60,00	1,25
179	1788,90	13,90	60,00	1,08	222	3268,00	20,71	60,00	1,08
180	1745,50	20,71	60,00	1,08	223	4981,50	19,34	60,00	1,07
181	1721,00	19,34	60,00	1,08	224	3393,90	13,90	60,00	1,08
182	1857,00	13,90	60,00	1,07	225	3858,30	20,71	60,00	1,08
183	1752,50	20,71	60,00	1,08	226	3917,60	19,34	60,00	1,08
184	2121,40	19,34	60,00	1,08	227	3843,60	13,90	60,00	1,07
185	2060,60	13,90	60,00	1,08	228	3981,20	20,71	60,00	1,08
186	1586,60	20,71	60,00	1,07	229	5943,50	19,34	60,00	1,08
187	6187,20	20,71	60,00	1,20	230	3912,90	13,90	60,00	1,08
188	4542,30	19,34	60,00	1,15	231	3726,10	20,71	60,00	1,07
189	3522,10	13,90	60,00	1,15	232	2407,10	20,71	60,00	1,20
190	4758,30	20,71	60,00	1,08	233	1918,10	19,34	60,00	1,15
191	5156,20	19,34	60,00	1,20	234	2529,60	13,90	60,00	1,15
192	3965,10	13,90	60,00	1,15	235	3084,40	20,71	60,00	1,08
193	4998,00	20,71	60,00	1,15	236	3689,00	19,34	60,00	1,20
194	2444,30	19,34	60,00	1,08	237	3484,50	13,90	60,00	1,15
195	4244,00	13,90	60,00	1,20	238	2822,80	20,71	60,00	1,15
196	5383,90	20,71	60,00	1,15	239	677,80	19,34	60,00	1,08
197	3083,30	20,71	60,00	1,25	240	3389,70	13,90	60,00	1,20
198	2907,30	19,34	60,00	1,28	241	3948,00	20,71	60,00	1,15
199	3130,00	13,90	60,00	1,28	242	3138,60	13,90	60,00	1,28
200	2970,30	20,71	60,00	1,26	243	3080,40	20,71	60,00	1,28
201	2612,90	19,34	60,00	1,25	244	2035,80	19,34	60,00	1,26
202	4205,90	13,90	60,00	1,28	245	2063,10	13,90	60,00	1,25
203	712,00	19,34	60,00	1,35	246	3140,80	20,71	60,00	1,28
204	499,10	13,90	60,00	1,38	247	4627,90	20,71	60,00	1,32
205	1320,50	20,71	60,00	1,34	248	5381,50	19,34	60,00	1,35
206	1244,70	19,34	60,00	1,32	249	3636,20	13,90	60,00	1,38
207	867,40	13,90	60,00	1,35	250	5066,70	20,71	60,00	1,34
208	925,90	20,71	60,00	1,38	251	5505,20	19,34	60,00	1,32
209	850,40	19,34	60,00	1,34	252	5111,50	13,90	60,00	1,35
210	859,70	13,90	60,00	1,32	253	5005,80	20,71	60,00	1,38
211	497,90	20,71	60,00	1,35	254	3217,20	19,34	60,00	1,34
212	3274,70	20,71	60,00	1,22	255	5575,80	13,90	60,00	1,32
213	5221,90	19,34	60,00	1,25	256	4286,10	20,71	60,00	1,35
214	3152,80	13,90	60,00	1,25	257	4134,90	20,71	60,00	1,22
215	4445,30	20,71	60,00	1,22	258	6172,80	19,34	60,00	1,25

continua

**continuação - Solo preparado do tipo III**

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
259	4619,20	13,90	60,00	1,25	302	3448,80	13,90	60,00	1,05
260	7268,40	20,71	60,00	1,22	303	2556,90	20,71	60,00	0,98
261	4636,10	19,34	60,00	1,22	304	2617,50	19,34	60,00	0,99
262	5435,00	13,90	60,00	1,25	305	2243,50	13,90	60,00	0,97
263	4562,90	20,71	60,00	1,25	306	2054,60	20,71	60,00	1,05
264	5522,60	19,34	60,00	1,22	307	1614,60	20,71	60,00	0,98
265	4075,30	13,90	60,00	1,22	308	2628,70	19,34	60,00	0,99
266	2836,60	20,71	60,00	1,22	309	3653,20	13,90	60,00	0,97
267	2313,40	20,71	60,00	1,08	310	5165,40	20,71	60,00	0,99
268	1400,40	19,34	60,00	1,07	311	3240,30	19,34	60,00	0,97
269	2156,60	13,90	60,00	1,08	312	4351,30	13,90	60,00	1,05
270	1656,90	20,71	60,00	1,08	313	3465,90	20,71	60,00	0,98
271	1821,40	19,34	60,00	1,08	314	3432,70	19,34	60,00	0,99
272	2897,30	13,90	60,00	1,07	315	4682,20	13,90	60,00	0,97
273	1776,70	20,71	60,00	1,08	316	5730,80	20,71	60,00	1,05
274	1957,50	19,34	60,00	1,08	317	4109,90	19,34	60,00	0,98
275	2816,50	13,90	60,00	1,08	318	3697,90	13,90	60,00	0,99
276	2338,80	20,71	60,00	1,07	319	5057,00	20,71	60,00	0,97
277	1407,10	20,71	60,00	1,20	320	2224,40	20,71	60,00	1,05
278	3624,20	19,34	60,00	1,15	321	2635,60	19,34	60,00	0,98
279	4526,40	13,90	60,00	1,15	322	4121,60	19,34	60,00	0,97
280	4346,00	20,71	60,00	1,08	323	2221,10	13,90	60,00	1,05
281	3530,20	19,34	60,00	1,20	324	2802,20	20,71	60,00	0,98
282	3799,50	13,90	60,00	1,15	325	1970,58	37,80	76,40	1,34
283	2841,20	20,71	60,00	1,15	326	1872,10	19,00	50,80	1,22
284	4211,60	13,90	60,00	1,28	327	2382,30	18,90	50,80	1,19
285	4095,00	20,71	60,00	1,26	328	5345,80	24,40	50,80	1,54
286	3745,90	19,34	60,00	1,25	329	6018,00	21,20	50,80	1,53
287	3171,70	13,90	60,00	1,28	330	5047,00	19,00	50,80	1,40
288	2831,30	20,71	60,00	1,28	331	3105,60	18,90	50,80	1,27
289	2970,30	19,34	60,00	1,26	332	2075,00	24,40	50,80	1,24
290	3655,10	13,90	60,00	1,25	333	2436,10	21,20	50,80	1,28
291	4005,70	20,71	60,00	1,28	334	1913,00	24,40	59,50	1,13
292	241,70	16,39	60,00	1,09	335	1289,00	28,40	59,50	1,13
293	587,60	14,81	60,00	1,02	336	1737,00	28,70	59,50	1,21
294	375,20	16,67	60,00	1,02	337	2420,00	26,20	59,50	1,22
295	479,80	15,86	60,00	1,05	338	2175,00	25,30	59,50	1,21
296	344,40	14,81	60,00	1,02	339	2330,00	29,90	59,50	1,23
297	437,00	16,67	60,00	1,02	340	4169,00	29,00	59,50	1,06
298	809,20	15,86	60,00	1,02	341	4640,00	29,70	59,50	1,16
299	383,90	16,39	60,00	1,05	342	2953,00	29,00	59,50	1,04
300	673,50	14,81	60,00	1,09	343	3394,00	30,60	59,50	1,16
301	928,20	16,67	60,00	1,02	344	3522,00	30,10	59,50	1,08

continua

**continuação - Solo preparado do tipo III**

	Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )		Índice de Cone (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade do solo (kg.dm <sup>-3</sup> )
345	2549,00	29,10	59,50	1,09	374	3715,80	19,34	60,00	1,22
346	647,30	17,16	60,00	1,22	375	3424,00	13,90	60,00	1,25
347	687,00	16,37	60,00	1,29	376	2953,40	20,71	60,00	1,28
348	706,30	18,66	60,00	1,33	377	3413,90	19,34	60,00	1,26
349	706,90	17,82	60,00	1,26	378	3565,00	13,90	60,00	1,25
350	939,50	17,16	60,00	1,22	379	3395,00	20,71	60,00	1,28
351	648,50	17,42	60,00	1,17	380	488,00	20,71	60,00	1,32
352	528,20	16,45	60,00	1,12	381	2190,30	20,71	60,00	1,25
353	651,20	16,81	60,00	1,17	382	2428,50	19,34	60,00	1,28
354	785,10	17,22	60,00	1,17	383	3091,80	13,90	60,00	1,28
355	845,30	17,42	60,00	1,17	384	2502,50	20,71	60,00	1,26
356	808,70	16,59	60,00	1,37	385	2534,50	19,34	60,00	1,25
357	1440,60	17,26	60,00	1,42	386	3488,70	19,34	60,00	1,08
358	1308,00	17,92	60,00	1,47	387	3270,70	13,90	60,00	1,20
359	1044,40	15,65	60,00	1,43	388	3167,50	20,71	60,00	1,15
360	1909,80	15,70	60,00	1,27	389	5180,10	20,71	60,00	1,25
361	1786,30	15,70	60,00	1,27	390	5783,30	19,34	60,00	1,28
362	1593,40	17,26	60,00	1,42	391	333,90	15,86	60,00	1,02
363	1374,70	16,15	60,00	1,40	392	312,30	16,39	60,00	1,05
364	1393,80	16,45	60,00	1,40	393	272,20	14,81	60,00	1,09
365	1535,00	16,93	60,00	1,43	394	3016,10	20,71	60,00	0,99
366	1497,30	16,45	60,00	1,40	395	2614,50	19,34	60,00	0,97
367	1369,40	16,93	60,00	1,43	396	5144,70	13,90	60,00	0,99
368	1602,70	16,18	60,00	1,47	397	4770,80	20,71	60,00	0,97
369	1738,70	16,15	60,00	1,40	398	2372,20	19,34	60,00	1,05
370	1618,10	17,26	60,00	1,42	399	5128,50	13,90	60,00	0,98
371	2779,20	19,34	60,00	1,25	400	4252,80	20,71	60,00	0,99
372	3533,80	13,90	60,00	1,25	401	2549,01	36,60	80,50	1,35
373	2886,90	20,71	60,00	1,22					