

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

**UMA ABORDAGEM BASEADA EM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS
PARA A ESTIMAÇÃO DE DENSIDADE DE SOLO**

MARIA EIKO NAGAOKA

Tese apresentada à Faculdade de Ciências
Agronômicas da UNESP – Campus de
Botucatu para obtenção do título de Doutor
em Agronomia – Área de Concentração em
Energia na Agricultura

BOTUCATU – SP
Dezembro de 2003

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

**UMA ABORDAGEM BASEADA EM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS
PARA A ESTIMAÇÃO DE DENSIDADE DE SOLO**

MARIA EIKO NAGAOKA

Orientador : Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva

Co-Orientador: Prof. Dr. Kléber Pereira Lanças

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

BOTUCATU – SP
Dezembro - 2003

Aos meus pais

YATARO NAGAOKA e

ASAKO NAGAOKA (*in memoriam*)

Dedico

Aos meus irmãos, amigos e a todos que trabalham e estudam

Ofereço

AGRADECIMENTOS

À Faculdade de Ciências Agronômicas da UNESP, Campus de Botucatu, pela oportunidade de participar do curso;

Ao Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva, pela orientação, ensinamento, atenção, paciência e acompanhamento durante a realização deste trabalho;

Ao Prof. Dr. Kléber Pereira Lanças, Coordenador do Curso de Pós Graduação em Agronomia, Área de Concentração em Energia na Agricultura, pela confiança, apoio, co-orientação, ensinamento e estímulo em todas as fases do curso;

A todos os docentes do curso de Pós-graduação pelos ensinamentos transmitidos;

Aos Professores Doutores: Ângelo Catâneo, Pedro Castro Neto, Antonio José da Silva Maciel, Alfredo Covolan Ulson, pelas valiosas críticas e sugestões apresentadas no exame da tese;

A todos os colegas de Curso, especialmente a Saulo Guerra pela amizade, fornecimento de dados, auxílio e sugestões, Gilmar Donizete Lazarini pelo fornecimento de dados, Magali Regina e Letícia Vilela pela amizade e convivência;

Às secretárias do Departamento de Engenharia Rural, Rosângela Cristina Moreci e da Seção de Pós-graduação Marilena do Carmo Santos e Jaqueline de Moura Gonçalves pela atenção no atendimento;

Ao meu irmão Alberto Kazushi Nagaoka, pelo incentivo, apoio, sugestões e críticas.

Aos amigos Jorge Tadashi Hiratsuka, Jurandyr Campos, Elisa Yoshiko Takada, Fernanda Cardona e Maria Cristina Bonome Barufi pelo auxílio e incentivo.

Enfim, a todas as pessoas, que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho.

ÍNDICE

	Página
1 RESUMO	01
2 SUMMARY	03
3 INTRODUÇÃO.....	05
3.1 Motivação e Relevância	05
3.2 Objetivos do Trabalho	07
4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	08
4.1 Compactação do Solo	08
4.2 Física do Solo	12
4.2.1 Textura do Solo	12
4.2.2 Densidade do Solo	15
4.2.3 Teor de Água no Solo	17
4.3 Resistência do Solo à Penetração	19
4.4 Redes Neurais Artificiais.....	22
4.4.1 Introdução.....	22
4.4.2 Histórico das Redes Neurais Artificiais.....	24
4.4.3 Topologia de Redes Neurais Artificiais	25
4.4.4 Treinamento das Redes Neurais Artificiais	31
4.4.5 Perceptron Multicamadas	34
4.4.6 Processo de Aprendizagem de Redes Perceptrons	35
4.4.7 Método de Levenberg-Marquardt.....	41
4.4.8 Aplicações de Redes Neurais na Área Agrícola.....	45
5. MATERIAL E MÉTODOS.....	51
5.1 Descrição dos trabalhos	52
5.1.1 Lazarini et al. (2002)	52
5.1.2 Castro Neto (2001)	53
5.1.3 Guerra et al. (2000)	54
5.1.4 Levien (1999)	54
5.1.5 Ralish (1999)	55

5.1.6 Santos (1998)	56
5.1.7 Gabriel Filho (1998)	57
5.1.8 Ralish (1995)	58
5.1.9. Salvador (1992)	59
5.2 Tratamento dos Dados	60
5.3 Definição da Entrada e Saída da Rede.....	61
5.4 Validação da Rede	63
6. RESULTADOS E DISCUSSÃO	65
6.1. Resultados da rede-1.....	66
6.2. Resultados da rede-2.....	73
6.3. Resultados da rede-3.....	78
6.4. Resultados da rede-4.....	82
6.5. Resultados da rede-5.....	87
6.6. Resultados da rede-6.....	90
6.7. Resultados da rede-7.....	94
6.8. Resultados da rede-8.....	96
6.9. Resultados da rede-9.....	99
6.10. Resultados gerais	102
6.11. Considerações finais	105
7. CONCLUSÃO.....	108
8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	110
APÊNDICES	116



Figura	Página
1 – Triângulo textural adotado pela Sociedade Brasileira de Ciência do Solo	14
2 – Neurônios biológicos	24
3 – Modelo simples de um neurônio artificial.....	23
4 – Gráfico da função sinal.....	27
5 – Gráfico da função rampa	28
6 – Gráfico da função sigmóide.....	28
7 – Gráfico da função tangente hiperbólica.....	29
8 – Rede Feedforward de uma camada de entrada e três neurônios de saída.....	30
9 – Rede Feedforward de múltiplas camadas	30
10 – Redes recorrentes de múltiplas camadas	31
11 – Fluxo do algoritmo backpropagation.....	35
12 – Diagrama esquemático de rede perceptron.....	36
13 – Arquitetura da rede neural	61
14 – Densidades obtidas pela rede-1 e densidade obtida experimentalmente	67
15 – Gráfico do erro quadrático médio da rede-1	73
16 – Densidades obtidas pela rede-2 e densidade obtida experimentalmente	74
17 – Gráfico do erro quadrático médio da rede-2.....	78
18 – Densidades obtidas pela rede3 e densidade obtida experimentalmente	79
19 – Gráfico do erro quadrático médio da rede-3.....	82
20 – Densidades obtidas pela rede-4 e densidade obtida experimentalmente	83
21 – Gráfico do erro quadrático médio de rede-4.....	86
22 – Densidades obtidas pela rede-5 e densidade obtida experimentalmente	88
23 – Gráfico do erro quadrático médio da rede-5.....	90
24 – Densidades obtidas pela rede-6 e densidade obtida experimentalmente	91
25 – Gráfico do erro quadrático médio da rede-6.....	93
26 – Densidades obtidas pela rede-7 e densidade obtida experimentalmente	95
27 – Gráfico do erro quadrático médio da rede-7.....	96
28 – Densidades obtidas pela rede-8 e densidade obtida experimentalmente	97
29 – Gráfico do erro quadrático médio de rede-8.....	99

30 – Densidades obtidas pela rede-9 e densidade obtida experimentalmente	100
31 – Gráfico do erro quadrático médio de rede-9.....	102



Quadro	Página
1 – Frações granulométricas no sistema de classificação USDA e ISS	13
2 – Relacionamento entre textura do solo e parâmetros físicos	15
3 – Classificação do solo conforme a porcentagem de argila.....	60
4 – Resultados da rede-1.....	66
5 – Resultados da rede-1 para solo tipo 1 (preparado)	67
6 – Resultados da rede-1 para solo tipo 1 (não preparado)	69
7 – Resultados da rede-1 para solo tipo 2 (não preparado)	70
8 – Resultados da rede-1 para solo tipo 3 (preparado)	70
9 – Resultados da rede-1 para solo tipo 3 (não preparado)	72
10 – Resultados da rede-2.....	74
11 – Resultados da rede-2 para solo tipo 1 (preparado)	75
12 – Resultados da rede-2 para solo tipo 3 (preparado)	76
13 – Resultados da rede-3.....	79
14 – Resultados da rede-3 para solo tipo 1 (não preparado)	80
15 – Resultados da rede-3 para solo tipo 2 (não preparado)	80
16 – Resultados da rede-3 para solo tipo 3 (não preparado)	81
17 – Resultado da rede-4	83
18 – Resultados da rede-4 para solo tipo 1 (preparado)	84
19 – Resultados da rede-4 para solo tipo 3 (preparado)	85
20 – Resultados da rede-5.....	88
21 – Resultados da rede-5 para solo tipo 1 (preparado)	89
22 – Resultados da rede-6.....	91
23 – Resultados da rede-6 para solo tipo 3 (preparado)	92
24 – Resultados da rede-7.....	94
25 – Resultados da rede-7 para solo tipo 1 (não preparado)	95
26 – Resultado da rede-8	97
27 – Resultados da rede-8 para solo tipo 2 (não preparado)	98
28 – Resultados da rede-9.....	100
29 – Resultados da rede-9 para solo tipo 3 (não preparado)	101

30 – Média e variância do erro relativo do solo tipo 1 (preparado)	103
31 – Média e variância do erro relativo do solo tipo 3 (preparado)	104
32 – Média e variância do erro relativo do solo tipo 1(não preparado).....	104
33 – Média e variância do erro relativo do solo tipo 2 (não preparado).....	105
34 – Média e variância do erro relativo do solo tipo 3 (não preparado)	105

1 RESUMO

Este trabalho apresenta a aplicação de um sistema inteligente utilizando redes neurais artificiais para estimar valores de densidade do solo, a partir de parâmetros referentes à resistência do solo à penetração. Foram considerados solos preparados e não preparados, os não preparados foram os seguintes : teor de argila menor que 30 % (solo tipo 1), de 30 a 50 % (solo tipo 2) e maior que 50 % (solo tipo 3). Os preparados foram os seguintes: um com teor de argila menor que 30 % (solo tipo 1) e o outro com teor de argila maior que 50 % (solo tipo 3).

O objetivo principal deste trabalho foi implementar diversas redes neurais do tipo perceptron multicamadas, alimentando-as com resistência do solo à penetração, teor de água e teor de argila, tendo como variável de saída a densidade do solo.

Cada rede foi treinada variando o número de camadas escondidas e também variando o número de neurônios, de 10 a 40, em cada camada. Para cada arquitetura, a rede foi treinada 10 vezes, escolhendo-se no final do treinamento a arquitetura com menor erro relativo médio e menor variância em relação aos dados de validação.

As análises realizadas mostraram que as arquiteturas de rede com apenas uma camada escondida forneceram melhores resultados. Todas as redes tiveram melhor desempenho em solo não preparado do que em solo preparado. A rede de arquitetura

de 3 entradas, uma camada escondida com 30 neurônios e 1 saída forneceu excelente resultado para solo não preparado (com teor de argila entre 30 e 50 %). Constatou-se que a rede quando treinada com dados do solo preparado, juntamente com dados do solo não preparado, melhorou os resultados de estimação para o solo preparado, mas piorou para os solos não preparados. Constatou também que a rede quando treinada junto com dados que contém solo solto fornece resultados imprecisos. O mesmo ocorreu para dados com teor de água elevado.

AN APPROACH BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO ESTIMATE SOIL DENSITY. Botucatu, 2003,125p. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista.

Author: MARIA EIKO NAGAOKA

Adviser: IVAN NUNES DA SILVA

Co-adviser: KLEBER PEREIRA LANÇAS

2 SUMMARY

This work presents the development of an intelligent system using artificial neural networks to estimate values of soil density. Prepared and non-prepared soils were considered in this work. The non-prepared soils were the following ones: clay content lesser than 30 % (soil type 1), 30 to 50 % (soil type 2) and larger than 50 % (soil type 3). The prepared soils were the following ones: soil with clay content lesser than 30 % (soil type 1) and soil with clay content larger than 50 % (soil type 3).

The main objective of this work was to implement several neural networks of type multilayer perceptron, feeding them with data concerning to the soil compaction characteristics. The output computed by the neural network was the respective density of these soils.

Each neural network was trained varying both number of hidden layers and number of neurons, which was changed from 10 to 40 neurons in each layer. In each architecture the network was trained 10 times and selected architecture was always that having either the least mean relative error or the least variance in relation to validation data.

The carried out analyses showed that the neural architectures having only a hidden layer were those that provided the best results. All neural networks have presented more efficient results for non-prepared soils than prepared soils. The neural network constituted by three inputs and one output, having 30 neurons at hidden layer, has provided excellent results for non-prepared soils (clay content between 30 and 50 %). It was also

verified that the neural network when trained with data referent to non-prepared and soils, which were put in the same data set, it became the results referent to prepared soils more efficient, but the results for non-prepared soils become worse. Another observed point was when the network had been trained with data constituted by soft soil. In this case, the network has also provided inefficient results. This fact was also verified in soils having high water content.

Keywords: Artificial neural network, soil density, water content, cone index, soil texture, soil compaction.

3 INTRODUÇÃO

3.1 Motivação e relevância

A compactação do solo, um dos assuntos muito discutidos na área agrícola, é caracterizada pela deformação na estrutura física do solo, e que tem ocasionado sérios problemas, tais como a deficiência no crescimento radicular das plantas, a redução na infiltração da água no solo, a restrição nas trocas de gases e a redução da produtividade agrícola.

O tráfego intenso, pisoteios de animais e o uso excessivo de máquinas e implementos agrícolas são as principais causas da compactação do solo.

A correção da compactação do solo pode ser executada por escarificadores ou subsoladores. Sendo que o uso desses implementos implicam em operações agrícolas extremamente caras, deve-se portanto antes, avaliar o nível de compactação do solo para decidir se deve ou não fazer tal correção.

A compactação do solo pode ser avaliada a partir de diversos atributos do solo, tais como a porosidade, a densidade do solo, a infiltração de água, a resistência do solo à penetração e outros parâmetros correlatos. Vários autores consideram, com certa restrição, que a densidade do solo é a medida quantitativa mais direta da compactação.

A determinação da densidade do solo exige tempo e trabalho, pois a maioria dos métodos é feita em laboratório. Assim, a avaliação da compactação é realizada freqüentemente por resistência do solo à penetração por ser o método mais rápido. Esse método é efetuado diretamente no campo, mas tem suas limitações, pois é muito variável em função de outros fatores como o teor de água e o tipo de solo.

O desenvolvimento de um modelo matemático para prever a compactação do solo torna-se muito complicado, porque os parâmetros referentes à compactação do solo (densidade do solo, teor de água, resistência do solo à penetração, teor de argila) são complexos e não lineares. Vários autores na literatura indicam as redes neurais artificiais como excelente ferramenta na predição de parâmetros que envolvem dados com tais características. Uma rede neural artificial é um conjunto de elementos processadores (neurônios) interligados por um grande número de conexões, os quais são capazes de aprender, armazenar conhecimentos e adaptar a novas situações. Uma das principais vantagens da abordagem de redes neurais é a capacidade de aprender através de um conjunto de exemplos (padrões), e posteriormente, fornecer respostas adequadas para dados que não estão no conjunto de exemplos. Com isso possibilita solucionar problemas complexos sem a necessidade de definições explícitas entre dados de entradas e saídas. Além disso, as redes neurais fornecem bons resultados para as saídas, mesmo se os dados de entradas estiverem afetados por ruídos.

Posto isso, propõe-se no presente trabalho determinar a densidade do solo utilizando redes neurais artificiais, alimentando-as com parâmetros característicos referentes à respectiva compactação do solo, resistência do solo à penetração, teor de água, teor de argila, solo preparado ou não preparado.

3.2 Objetivos do trabalho

O objetivo deste trabalho consiste em desenvolver um sistema inteligente utilizando redes neurais artificiais para obter a densidade do solo de forma a permitir:

- a) alimentar a rede com indicativos da compactação e suas variáveis dependentes (resistência do solo à penetração, teor de água, teor de argila);
- b) estimar valores da densidade do solo em função de outros parâmetros conhecidos;
- c) disponibilizar uma ferramenta que auxilia na obtenção de valores de densidade do solo em campo;
- d) utilizar abordagens que usam técnicas de processamento inerentemente paralelas e adaptativas;
- e) dispor de uma técnica alternativa que permite fornecer valores aproximados de densidade de solo sem a necessidade de realização de ensaios experimentais.

4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

4.1 Compactação do solo

A compactação do solo é um dos problemas freqüentes no solo agrícola, e é causada pelo tráfego intenso de veículos e implementos agrícolas, os quais provocam alterações nas propriedades físicas do solo. O estado de compactação do solo é muito importante no desenvolvimento das plantas, pois elas dependem de certos atributos do solo que afetam o seu desenvolvimento (CAMARGO; ALEONI, 1997; LANÇAS, 2000; FERREIRA, 1993; LAZARINI et al., 2000; CASTRO NETO, 2001; PREVEDELLO, 1996)

De acordo com Lanças (2000), 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. O mesmo autor afirma que este fenômeno pode afetar diversas características do solo, tais como a condutividade hidráulica, a temperatura, a infiltração de água e outras características ligadas à porosidade.

Marshall e Raney (1960) definem as zonas compactadas do solo como sendo o resultado da deterioração da sua estrutura, tendo como principal consequência a diminuição da porosidade, principalmente nas camadas logo abaixo da profundidade de

trabalho dos órgãos ativos das máquinas. Solos com pouca matéria orgânica ou estrutura “fraca”, são mais susceptíveis à compactação pelo tráfego e ação das máquinas e implementos.

Camargo e Alleoni (1997) afirmaram que um solo ideal na capacidade de campo 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 de poros, dos quais 33,5% é água e 16,5% é ar. Os mesmos autores concluíram que um aumento na densidade do solo provoca diminuição da porosidade total.

A compactação altera a estrutura física do solo trazendo inúmeros efeitos nocivos, citados por Lanças (1996): impedimento do crescimento das raízes, diminuição da ação capilar do solo, e redução da infiltração da água provocando erosão em solos declivosos.

Pesquisadores têm demonstrado claramente o efeito da compactação nas propriedades físicas do solo. Conforme citado por Dias Júnior (1996), a compactação aumenta a densidade do solo, aumenta a sua resistência mecânica e diminui a porosidade total, o tamanho e a continuidade dos poros. As reduções mais significativas ocorrem principalmente no volume dos macroporos, enquanto os microporos permanecem inalterados.

Conforme Chancellor (1977), a compactação do solo pode ser avaliada em função da porosidade total, da densidade e da infiltração da água no solo; pode, também, ser medida pela da resistência à penetração, determinada pelo índice de cone. Ferreira (1993) afirmou que a determinação da densidade do solo se constitui no método bastante seguro de avaliação de compactação do solo. O mesmo autor observou o comportamento de mudas de eucaliptos em vários níveis de compactação do solo, observando que à medida que aumentava o valor da densidade do solo, as mudas diminuía seus tamanhos, ficando mais raquíticas e produzindo menor quantidade de matéria seca, tanto da parte aérea quanto do sistema radicular.

Silva et al. (1998) afirmaram que o teor de água do solo é um fator indispensável para que ocorra a compactação. Segundo Larson et al. (1980 apud KONDO; DIAS JÚNIOR, 1999), no solo úmido a capacidade de suporte de carga é baixa, tornando-o vulnerável ao processo de compactação.

Castro Neto (2001) desenvolveu e avaliou equipamentos e metodologia para a determinação de parâmetros físicos do solo (em Latossolo Roxo) relacionados a dias trabalháveis com máquinas, com ênfase nas características do conjunto trator-implemento e na pressão máxima aplicável ao solo sem que este sofra compactação adicional. Neste trabalho, o autor observou incrementos na densidade do solo (exercendo pressão dinâmica de 116,9 kPa no solo) de 25 %, 19 % e 15 %, respectivamente, para condições de tráfego a um, dois e quatro dias após a chuva, não ocorrendo incremento significativo para seis dias após a chuva.

Lazarini et al. (2002) estudaram as propriedades físicas importantes na avaliação da compactação em quatro tipos de solos: solos com textura média, média argilosa, argilosa e muito argilosa. Neste trabalho, os autores concluíram que o teor de água é fundamental na determinação do índice de cone do solo, pois modifica as condições de atrito entre o cone e o solo, facilitando a penetração da haste, tornando o solo mais plástico, devido à sua ação lubrificante entre partículas. Concluíram, também, conforme os autores Klein et al. (1998), que não é recomendável a determinação da resistência do solo à penetração quando o solo se encontra na capacidade de campo ou próximo dela, pois a água diminui a capacidade de detecção das diferenças existentes nos resultados obtidos.

Guerra et al (2000) utilizou DGPS Ag132 e um penetrômetro hidráulico eletrônico para, respectivamente, localizar os pontos amostrais e estudar 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 teor de água mais elevado e a outra com solo seco. O número de passadas influenciou na compactação do solo. Na primeira e na segunda passadas do rolo compactador é que foram causados os maiores aumentos de compactação. O estudo concluiu, ainda, que o teor de água é de fundamental importância na determinação do índice de cone.

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.

Nagaoka (2001) pesquisou dois tipos de pneus (radial e diagonal), com diversos valores de cargas e constatou que, os tipos de pneus apresentaram influência significativa na compactação do solo, concluindo que o pneu diagonal causou maior índice de cone nas profundidades de 20 a 30 cm.

Camargo e Aleoni (1997) afirmaram que um atributo importante que se deve levar em conta ao avaliar o efeito da compactação no aumento da densidade é o teor de matéria orgânica do solo, pois seu alto teor pode promover aumento no limite de plasticidade do solo, dificultando o aumento da densidade.

O cultivo é outro fator que modifica a estrutura do solo, alterando a densidade e, em consequência disso, a porosidade, a distribuição do tamanho dos poros e, a resistência à penetração, também são alterados (KLEIN et al., 1998).

Pedrotti et al. (2001) avaliaram o estado de compactação de um Planossolo, submetido a diferentes sistemas de cultivo de arroz irrigado por meio de resistência do solo à penetração. De maneira geral, todos os sistemas de cultivo aumentaram os valores da resistência mecânica do solo à penetração, em relação à testemunha, os quais foram mais notados na camada de 0,1 a 0,20 m, principalmente, quando foi submetido ao sistema de cultivo contínuo de arroz.

Furlani et al. (2002) avaliaram a resistência do solo à penetração de 0 a 0,45 m (de 0,03 em 0,03 m) em um Nitosolo Vermelho Distrófico Latossólico, após três anos sob diferentes preparos do solo: convencional com arados de discos e grade niveladora, escarificação e semeadura direta. Os autores concluíram que até 0,12 m de profundidade o sistema de semeadura direta apresentou maiores valores de resistência do solo à penetração que os demais preparos, atingindo o valor máximo em 0,09 m de profundidade. Para escarificação obtiveram o valor máximo de resistência do solo à penetração em 0,39 m de profundidade, enquanto que no preparo convencional foi de 0,33 m de profundidade.

4.2 Física do solo

O solo é constituído de um sistema composto de três fases: sólida, líquida e gasosa. A fase sólida é formada por matéria inorgânica (matéria mineral) e matéria orgânica. A porção mineral consiste de partículas de vários tamanhos, resultantes da decomposição de rochas que deram origem ao solo. A fração orgânica tem sua origem no acúmulo dos resíduos vegetais e animais, ocorrendo no solo diferentes estágios de decomposição. A fase líquida é constituída pela solução do solo ou água do solo e compõe-se de água, sais em dissolução e matéria coloidal em suspensão. A fase gasosa é o ar do solo (KIEHL, 1979).

A física do solo é o ramo da ciência do solo que trata da definição dos fenômenos físicos, das características e propriedades do solo, bem como da descrição, medição e controle das modificações físicas que ocorrem no solo. As características são atributos intrínsecos ao objeto, que servem para defini-lo, independente do meio ambiente. Já as propriedades são resultantes da interação entre suas características e o meio ambiente (ASSIS, 2001; FERREIRA, 1993).

4.2.1 Textura do solo

A textura do solo constitui uma das características mais estáveis e representa a distribuição quantitativa das partículas sólidas do solo, quanto ao tamanho (FERREIRA, 1993). Segundo Kiel (1979), a textura do solo é estudada pela análise granulométrica, a qual permite classificar os componentes sólidos em classes de acordo com seus diâmetros. As partículas sólidas minerais do solo são divididas em três frações, chamadas frações texturais: areia, argila e silte. Conforme Prevedello (1996) existem várias classificações para definir as escalas de tamanho dessas partículas, e as mais usadas são o do

sistema norte americano, desenvolvido pelo Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (USDA) e o Sistema Internacional de Ciência do Solo (ISSS).

O Quadro 1 mostra as frações granulométricas nos dois sistemas de classificação.

Quadro 1. Frações granulométricas nos sistemas de classificação USDA e ISSS.

Frações	USDA (diâmetro em mm)	ISSS (diâmetro em mm)
Areia muito grossa	2 – 1	-----
Areia grossa	1 – 0,5	2 – 0,2
Areia média	0,5 – 0,2	-----
Areia fina	0,25 – 0,1	0,2 – 0,02
Areia muito fina	0,1 – 0,05	-----
Silte	0,05 – 0,002	0,02 – 0,002
Argila	< 0,002	< 0,002

Conforme Ferreira (1993), a textura do solo pode ser determinada de dois modos:

- a) teste de campo que correlaciona a sensibilidade ao tato com o tamanho e a distribuição das partículas unitárias do solo;
- b) análise textural que é realizada em laboratório e tem por finalidade fornecer a distribuição das partículas menores que 2,0 mm. Esta análise pode ser realizada pelo método da pipeta ou densímetro.

Conhecidas as proporções de areia, argila e silte, determina-se a classificação do solo através de triângulos texturais. Existem vários modelos de triângulos para auxiliar na classificação textural, sendo os mais utilizados no Brasil o da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo baseado no sistema USDA, e o outro, do Instituto Agrônomo

de Campinas com base no sistema de classificação ISSS. A Figura 1 mostra o triângulo da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo.

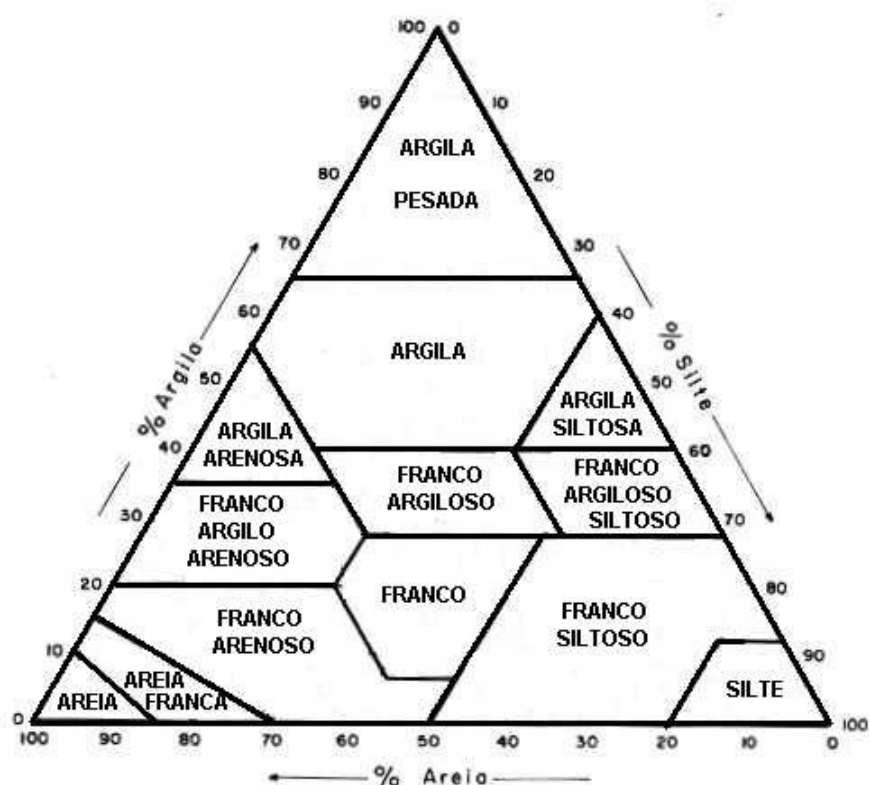


Figura 1. Triângulo textural adotado pela Sociedade Brasileira de Ciência do Solo (FERREIRA,1993) .

O estudo da textura do solo é de grande importância na identificação do solo, e que permite prever o comportamento e o manejo adequado do solo. Guerra et al. (2000), estudando a compactação em dois tipos de solos, um de textura argilosa (Nitossolo Háplico) e outra de textura média (Latossolo Vermelho), verificou que os efeitos da compactação são maiores para solo de textura mais argilosa .

O Quadro 2 mostra o relacionamento existente entre a textura do solo e os parâmetros físicos (SANTOS, 1998).

Quadro 2. Relacionamento entre textura do solo e parâmetros físicos.

PARÂMETROS FÍSICOS	Solo de textura média		Solo de textura argilosa	
	Normal	Compactado	Normal	Compactado
Resistência à penetração (kPa)	1377,60	7353,00	1078,44	4117,68
Densidade global (kg/m ³)	1,47	1,57	0,83	1,00
Poros totais (%)	45,00	39,00	62,00	55,00

4.2.2 Densidade do solo

A densidade do solo (D_S) é também conhecida como densidade aparente ou densidade global, representando a relação entre a massa de terra seca (m_s) em gramas e o volume total do solo (V_t) em centímetros cúbicos, ou seja:

$$D_S = \frac{m_s}{V_t} \text{ kg/m}^3 \quad (1)$$

onde V_t inclui o espaço ocupado pela água e pelo ar.

Existem inúmeros métodos de determinação da densidade do solo que podem ser agrupados em métodos destrutivos e não destrutivos. Os métodos destrutivos são aqueles que dependem da retirada de uma amostra representativa do solo, sendo que esta amostra além de ser representativa, deve-se apresentar com mínimo possível de perturbação (FERREIRA, 1993). Dentre os métodos destrutivos empregados na determinação da densidade do solo, pode-se citar: o método do balão volumétrico, método do anel ou cilindro volumétrico e o método do torrão impermeabilizado (KIEL, 1979). Os métodos não destrutivos consistem em determinar os valores da densidade do solo no próprio campo, através de técnicas como moderação de nêutrons e absorção de raios gama (FERREIRA, 1993)

De acordo com Kiehl (1979), a densidade do solo geralmente aumenta com a profundidade do perfil, pois as pressões exercidas pelas camadas superiores sobre as

subjacentes provocam o fenômeno de compactação, reduzindo a porosidade. Conforme o mesmo autor, a densidade depende da natureza, das dimensões e da forma como se acham dispostas as partículas do solo. A fase líquida também afeta o volume aparente, fazendo variar a densidade do solo conforme a umidade.

Segundo Camargo e Alleoni (1997), devido à forma e ao tamanho diferenciado das partículas de areia e argila, os valores médios de densidade de solos arenosos ($1,2$ a $1,4 \text{ kg/m}^3$) são maiores do que nos solos argilosos ($1,0$ a $1,2 \text{ kg/m}^3$). Por isso, alertam os autores, deve-se tomar muito cuidado ao considerar o valor absoluto como referência para concluir se um solo está ou não compactado. Bowen (1981 apud CAMARGO; ALLEONI, 1997) considera críticos os valores $1,55 \text{ kg/m}^3$ para solos franco-argilosos a argilosos e $1,85 \text{ kg/m}^3$ para solos arenosos a franco arenosos, ocorrendo restrição ao desenvolvimento de raízes quando os solos estiverem na “capacidade de campo”.

Segundo Ferreira (1993), não existem valores característicos de densidade do solo, pois para diferentes grupos de solos são encontrados valores oscilando entre $0,90 \text{ kg/m}^3$ a $1,5 \text{ kg/m}^3$, dependendo da estrutura e do manejo do solo. Assim, os solos poderão ter seus valores de densidade aumentados pelo processo de compactação e diminuídos pela incorporação de matéria orgânica e práticas de preparo do solo.

Machado e Brun (1978, apud BALLESTERO, 1984), afirmaram que a variação na densidade ocorre devido a uma combinação entre manejo e causas naturais associados à variação genética do perfil em profundidade.

Conforme Pedrotti et al. (1998), diferentes sistemas de cultivo afetam diretamente os parâmetros físicos do solo, mais especificamente a sua densidade. Estes autores avaliaram a compactação de um Planossolo cultivado sob diferentes sistemas de manejo pela medida da densidade do solo, que foi determinada pelo método da tomografia computadorizada, e concluíram que o sistema que apresentou maior densidade do solo foi o cultivo contínuo de arroz irrigado; e o menor valor foi obtido no sistema de cultivo de plantio direto sob a resteva do azevém. Os sistemas que envolveram maior mobilização do solo acarretaram maiores valores de densidade do solo em relação aos sistemas de preparo reduzido do solo. O sistema de rotação de culturas apresentou o perfil de densidade do solo mais

heterogêneo. Em contrapartida o sistema de plantio direto de arroz na resteva de azevén foi o perfil mais homogêneo.

Assis (2002), avaliou o efeito do tempo de adoção do sistema de plantio direto (1, 4, 5 e 12 anos), comparativamente com área de mata nativa e preparo convencional, usando atributos físicos do solo e os modelos de compressibilidade do solo em Nitossolo Vermelho distrófico. Um dos resultados obtidos mostrou que o tempo de adoção no sistema de plantio direto proporcionou diminuição na densidade do solo e no grau de compactação na profundidade de 0 a 0,05 m e não causou alterações na densidade do solo na profundidade de 0,10 a 0,15 m.

Alves Sobrinho et. al (2002) estudaram por três anos consecutivos o perfil da densidade e porosidade nas diferentes profundidades em sistema de plantio direto irrigado e não irrigado em Latossolo Roxo distroférrico. Os autores concluíram que houve aumento na compactação do solo no sistema de plantio direto irrigado nas camadas de 10 a 30 cm de profundidade. No sistema de plantio direto não irrigado houve comportamento semelhante, mas apresentando maior compactação. Na camada de 0 a 0,10 m de profundidade apresentou tendência maior de valores médios de densidade do solo para o sistema irrigado. Os autores justificam a causa pelo impacto da gota de água proveniente de irrigação que podem ter efeito desagregador do solo ou pelo tráfego de máquinas no solo úmido. Os resultados da porosidade ficaram dentro da faixa aceitável de 30 a 60% para solos minerais.

Di Prinzio et al. (1998) pesquisaram a velocidade de deslocamento de máquinas agrícolas e relataram que a nível superficial de um solo de textura franco argilosa, as velocidades baixa (0,44 m/s) e a intermediária (1,64 m/s) apresentaram maior densidade do solo.

4.2.3 Teor de água no solo

A água é a fase líquida do solo, sendo constituída pela solução do solo ou água do solo. O componente líquido nem sempre fica totalmente armazenado no solo, uma parte fica na superfície do solo e a outra parte caminha para as camadas mais profundas, e as que permanecem nas camadas superiores podem ser perdidas pela evaporação ou transpiração

das plantas. Um solo agrícola deve ser ocupado tanto pela fase líquida como pela fase gasosa, sendo que a máxima presença de uma implica na ausência da outra. O equilíbrio entre ambas visa a um adequado suprimento de água e ar para as plantas, constituindo assim um dos mais importantes fatores do solo, indicando a sua adequação como meio de desenvolvimento radicular (PREVEDELLO, 1996).

De acordo com Fontes et al. (1992), normalmente a quantidade de água no solo é expressa percentualmente sob forma de massa de água por massa de solo, ou ainda, em termos de volume de água por volume de solo e sua determinação faz-se por meio da seguinte expressão:

$$A = \frac{m_a}{m_s} \quad (2)$$

onde A é o teor de água, m_a é a massa de água (kg) e m_s é a massa de solo seco (kg). Em termos de volume, a quantidade de água pode ser dada por:

$$\theta = \frac{v_a}{v_t} \quad (3)$$

onde θ é o teor de água, v_a é o volume de água e v_t é o volume de solo. Para a conversão dos resultados basta utilizar a fórmula:

$$\theta = D_s \cdot A \quad (4)$$

onde D_s é a densidade do solo.

Reichardt (1987 apud FERREIRA, 1993), mencionou que muitos fatores afetam a retenção da água no solo, sendo que o principal é a textura do solo, pois ela determina a área de contato entre as partículas sólidas e a água, e determina as proporções de poros de diferentes tamanhos. A estrutura também afeta a retenção da água, pois ela determina o arranjo das partículas que vai determinar a distribuição dos poros.

Quanto maior o teor de argila e de matéria orgânica, maior a adsorção de água na superfície desses componentes (CAMARGO; ALLEONI, 1997). Nos solos argilosos de textura fina, a infiltração da água é mais lenta do que nos arenosos de textura grosseira (KIEHL, 1979).

Lazarini et al. (2002) em sua pesquisa concluiu através de análise estatística que quando o teor de água (nos solos de textura média, média / argilosa, argilosa e muito argilosa) está entre 14,91% e 21,29%, o índice de cone diminuirá linearmente com o aumento do teor de água.

Klein et al. (1998) estudaram a influência do teor de água e da densidade do solo com relação à resistência do solo à penetração, medida em amostras indeformadas de um Latossolo Roxo sob mata, e cultivado sob plantio direto em área irrigada e não irrigada. Através de resultados, e analisando o efeito dos manejos nas propriedades físico-hídricas do solo, observaram-se que a intensidade do manejo associada a maiores valores de teor de água do solo (área irrigada), acarreta um incremento significativo na densidade do solo até a profundidade de 40 cm com conseqüente incremento na resistência à penetração do solo.

Figueiredo et al. (2000) recomendaram que as operações motomecanizadas num Latossolo Roxo sejam executadas quando o teor de água for menor do que 29%, pois neste caso minimiza a compactação do solo. Sediya et al. (1979 apud FIGUEIREDO, 2000) , verificou que os dias favoráveis ao tráfego de máquinas no solo são aqueles em que a umidade esteja inferior ou igual a 90% da capacidade de campo.

4.3 Resistência do solo à penetração

A resistência à penetração é uma das medidas quantitativas para avaliar a compactação do solo. Conforme Lanças (2000), a resistência à penetração é um indicador intermediário de compactação, não sendo uma medição física direta das condições do solo, pois é muito variável em função de outros fatores, principalmente o teor de água e tipo de solo. Os penetrômetros e penetrógrafos são aparelhos utilizados para avaliar a compactação do solo. De acordo com Camargo e Alleoni (1997), o princípio do penetrômetro

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 Lanças (2000), os penetrômetros fornecem resultados em números (kPa, kgf/cm², psi) e os penetrógrafos fornecem gráficos desses resultados em função da profundidade de penetração do cone no solo.

Baver et al (1972 apud PEDROTTI et al., 2001), destacaram que a resistência do solo à penetração está relacionada com a textura, apresentando os solos arenosos menor resistência do solo à penetração do que os solos argilosos graças à menor manifestação da coesão entre as partículas de areia em relação às de argila. Conforme Klein (1998), a resistência do solo à penetração aumenta com a densidade e diminui com o teor de água.

Orlando et al. (1998) analisaram a uniformidade e o comportamento da resistência do solo à penetração para cinco faixas de teores de água (25%, 30%, 35%, 40% e 45%), num Podzólico Vermelho Amarelo fase terraço, de textura argilosa a muito argilosa, e com densidade 1,25 g/cm³. Na análise dos dados os autores verificaram que as maiores médias dos valores de índice de cone ocorreram para os menores teores de água, tendo um decréscimo linear com o aumento da umidade do solo. A maior homogeneidade dos dados de índice de cone ocorrem na faixa de teor de água de 35%.

Como já citado por Lanças (2000), a resistência do solo à penetração varia muito com o teor de água e o tipo de solo. De acordo com Camargo e Alleoni (1997) uma série de cuidados devem ser tomados, quando se utiliza um penetrômetro, listando-se alguns itens, que se observados, poderão evitar problemas:

- a resistência do solo é influenciada pela textura do solo;
- a utilidade do penetrômetro na medida da compactação é limitada a medidas feitas para o mesmo solo à mesma umidade;
- a maioria dos penetrômetros tem diâmetro maior do que as porções das raízes que estão se alongando;
- a resistência real exercida pelo solo à penetração radicular é, geralmente, menor que a resistência medida pelo penetrômetro;

- a ponta das raízes tem normalmente camadas de mucilagem que reduzem o coeficiente de fricção da superfície de contato com o solo comparado ao penetrômetro;
- a raiz 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, fornecem medidas diferentes da resistência do solo.

Apesar das limitações, segundo Lanças (1991), a resistência à penetração é freqüentemente utilizada para a indicação comparativa de compactação em solos de mesmo tipo e mesmo teor de água, por causa da facilidade e rapidez na qual numerosas medidas podem ser realizadas.

Santos (1998) construiu um penetrômetro hidráulico-eletrônico para determinação do solo à penetração. O sistema foi composto por um pistão hidráulico, uma célula de carga, uma haste de aço contendo uma ponteira cônica de ângulo sólido 30° (conforme norma ASAE S 313.2). Este penetrômetro é acionado pelo sistema hidráulico do trator (“controle remoto”) para a obtenção da pressão necessária para cravar o cone na direção normal (perpendicular) ao solo. A velocidade constante de 0,0303 m/s, independentemente da resistência do solo, é obtida através da instalação de uma válvula de controle de vazão no circuito hidráulico.

A obtenção de registro e armazenamento dos dados de resistência à penetração do solo são realizados por um sistema eletrônico, formado pelos seguintes componentes: sensor de força (célula de carga), potenciômetro utilizado como sensor de profundidade no sistema de aquisição de dados (“microllogger”), sistema de armazenamento de dados, microcomputador e programa para análise dos dados ou planilha eletrônica (SANTOS,1998).

Visando uma análise comparativa, os equipamentos foram utilizados em quatro solos da Fazenda Experimental Lageado: Latossolo Vermelho Amarelo, Latossolo Vermelho Escuro, Latossolo Roxo e Terra Roxa estruturada. Dados com penetrômetro

hidráulico-eletrônico e com penetrógrafo manual SC-60 foram obtidos e comparados em duas condições de solo: seco e úmido. Dados de teor de água e da densidade do solo foram levantados. Os dados obtidos pelo penetrômetro hidráulico-eletrônico permitiram concluir que houve sensibilidade suficiente do aparelho para diferenciar os tipos e teores de água dos solos ensaiados. Concluiu também que houve uma correlação entre os resultados obtidos pelo penetrômetro manual, sendo que o primeiro apresentou valores menores em todas as situações (SANTOS, 1998).

Beutler e Centurion (2002) utilizaram vários penetrômetros para comparar os valores da resistência do solo à penetração, obtidos com penetrômetros de impacto, de anel dinamométrico e eletrônico, determinados em três níveis de compactação, em Latossolo Vermelho de textura média, e Latossolo Vermelho argiloso. Os autores relataram que os três penetrômetros utilizados foram eficientes na diferenciação dos três níveis de compactação, nos dois solos. Concluíram que o penetrômetro de impacto determinou valores superiores de resistência à penetração, em relação aos penetrômetros de anel dinamométrico e ao eletrônico, concordando com os resultados obtidos por Santos (1998). As diferenças foram maiores no solo argiloso e aumentaram com o incremento do estado de compactação. Os resultados obtidos com o penetrômetro de anel dinamométrico e eletrônico foram semelhantes.

4.4 Redes neurais artificiais

4.4.1 Introdução

O cérebro humano consiste de um grande número (aproximadamente 100 bilhões de neurônios). Esses neurônios têm três componentes principais: dendritos, corpo da célula e axônio (HAGAN et al. 1996). Os dendritos apresentam poucos milímetros de comprimento e o corpo do neurônio alguns milésimos de milímetros. Os dendritos têm como

função receber as informações ou impulsos nervosos, oriundos de outros neurônios e conduzi-las até o corpo celular. No corpo celular, a informação é processada e novos impulsos são gerados. Estes impulsos são transmitidos a outros neurônios, passando através do axônio até os dendritos dos neurônios seguintes. O ponto de contato entre um axônio de uma célula e o dendritos de outra célula é chamado sinapse. (BRAGA et al., 2000; HAGAN et al., 1996) conforme a Figura 2.

Conforme Silva (1997), as sinapses transmitem estímulos através de diferentes concentrações de Na^+ (Sódio) e K^+ (Potássio), e os resultados delas podem ser estendidos por todo o corpo humano. Conforme o mesmo autor, esta grande rede proporciona uma fabulosa capacidade de processamento e armazenamento de informação.

As sinapses controlam o fluxo de informações entre o neurônio pré-sináptico e o pós-sináptico. Dependendo do tipo de neurotransmissor liberado por cada sinapse, esta pode ser excitatória ou inibitória, caso facilite ou dificulte a geração do impulso pelo neurônio pós-sináptico ((SOARES; BRAGA, 2001)

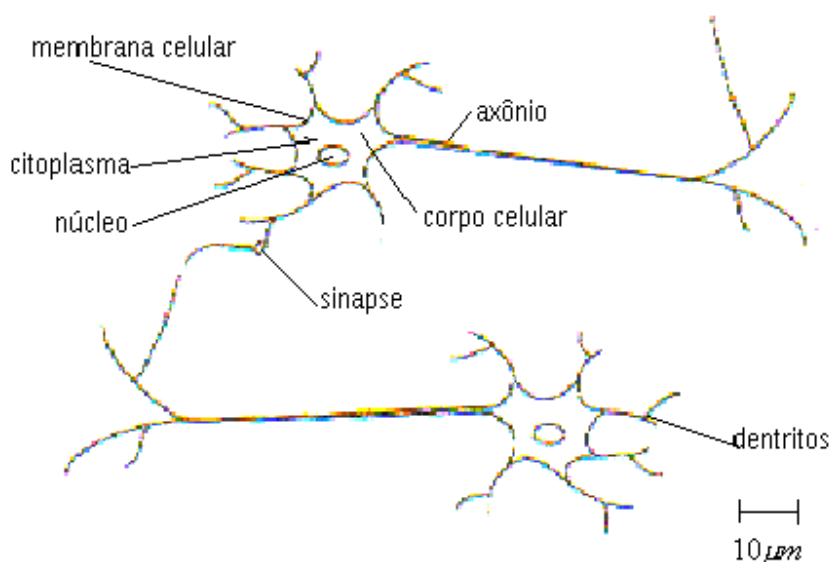


Figura 2. Componentes do neurônio biológico (Hagan, 1996).

4.4.2 Histórico das redes neurais artificiais

As pesquisas sobre redes neurais artificiais são relativamente recentes, tendo iniciado por volta de 1943, com o trabalho de McCulloch e Pitts (1943 apud BRAGA et al., 2000). Neste trabalho, os autores descreveram o cálculo lógico das redes neurais que unificavam os estudos da neurofisiologia e lógica matemática (HAYKIN, 2001).

Em 1949, Donald Hebb propôs uma regra de aprendizagem para redes neurais (hoje conhecida como regra de Hebb) mostrando que a aprendizagem de redes neurais é conseguida através de variação de pesos sinápticos dos nós de entradas (HAYKIN, 2001)

A primeira aplicação prática de redes neurais ocorreu no final de 1950, com a criação da rede *perceptron*. Frank Rosenblatt e seus colegas construíram a rede *perceptron* e demonstraram que a rede poderia ser treinada para realizar reconhecimento de padrões (HAGAN, 1996).

Em 1960, Widrow e Hoff introduziram o algoritmo de treinamento baseado nos mínimos quadrados (conhecido como Regra Delta) e usaram a rede ADALINE (ADaptive LINEar Element) para treinar. A diferença entre o Perceptron e o ADALINE está no procedimento de aprendizagem. Mais tarde, Widrow e seus estudantes introduziram a generalização multidimensional, o MADALINE (Multiple ADALINE) (HAYKIN, 2001).

A rede *perceptron* foi recebida na época com grande entusiasmo devido à sua simplicidade, mas infelizmente tanto a rede de Rosenblatt como a de Widrow têm suas limitações. Em 1969 Minsk e Papert provaram matematicamente que o *perceptron* não pode ser usado no mapeamento de funções lógicas complexas. O *perceptron* resolve somente problemas linearmente separáveis, isto é, problemas cujas soluções podem ser obtidas dividindo-se o espaço de entrada em duas regiões através de uma reta. Muitos pesquisadores foram influenciados por Minsk e Papert, e também pelo fato de não existir máquinas potentes na época, as pesquisas na área de redes neurais ficaram paralisadas durante a década de 70 (BRAGA et al., 2000; FUKUDA; SHIBATA, 1992; HAGAN, 1996).

Embora, poucos pesquisadores continuassem trabalhando na área durante a década de 70, os mesmos apresentaram contribuições significativas.

Nos anos 80, muitos pesquisadores passaram a publicar diversas propostas para a exploração de desenvolvimento de redes neurais, bem como suas aplicações. Esta retomada de interesse em redes neurais artificiais foi, por vários fatores e entre as quais, ressaltam-se melhores conhecimentos da estrutura real do cérebro, disponibilidade de computadores com maior capacidade de cálculo e, sobretudo, o desenvolvimento de novos algoritmos de aprendizado (SILVA, 1997).

Vários artigos foram publicados na década de 80, mas os mais influentes para o ressurgimento da área foi o artigo de John Hopfield em 1982, com a modelagem de redes neurais com realimentação, e o desenvolvimento do algoritmo de aprendizado *backpropagation* para redes neurais de múltiplas camadas (HAYKIN, 2001).

As redes neurais de múltiplas camadas com algoritmo *backpropagation* são capazes de resolver problemas complexos, superando as críticas de Minsk e Papert (HAYKIN, 2002). A partir deste novo algoritmo, várias aplicações vêm sendo feitas através de mapeamento de redes neurais em diversas áreas, inclusive na área agrícola.

4.4.3 Topologia de redes neurais artificiais

As redes neurais artificiais são sistemas computacionais inspirados na rede neural biológica. Assim como os cérebros humanos, as redes neurais artificiais são capazes de aprender, armazenar conhecimentos e adaptar a novas situações.

Um modelo de neurônio simples proposto por McCulloch e Pitts é constituído dos seguintes componentes: sinais de entradas $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$, pesos sinápticos $(w_1, w_2, w_3, \dots, w_n)$, função de ativação $g(\cdot)$ e saída y . A Figura 3 ilustra um neurônio artificial proposto por McCulloch e Pitts.

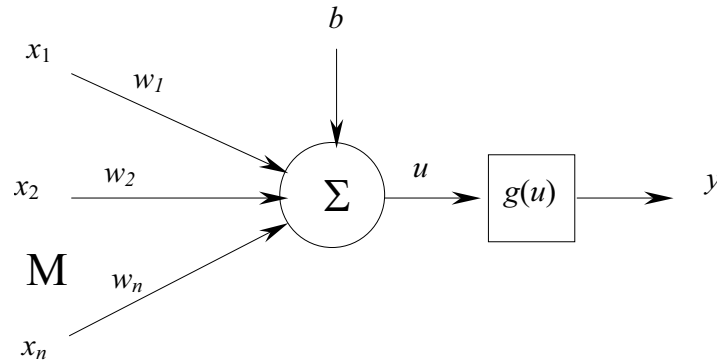


Figura 3. Modelo simples de um neurônio artificial.

Os sinais de entrada representam os dendritos, os pesos representam as sinapses, o somador e a função de ativação correspondem ao corpo da célula, e a saída representa o axônio (BRAGA et al., 2000; HAGAN et al., 1996).

O neurônio recebe um conjunto de sinais de entrada, cada sinal é multiplicado pelo respectivo peso sináptico, calculando em seguida a soma ponderada.

No modelo de McCulloch e Pitts, se a soma ponderada atingir a um determinado nível de ativação (limiar b), a saída do neurônio recebe 1, e caso contrário, recebe 0, isto é,

$$y = g(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } u \geq 0 \\ 0, & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (5)$$

onde:

$$u = \sum_{j=1}^n w_j \cdot x_j + b \quad (6)$$

A partir do modelo proposto por McCulloch e Pitts, foram derivados vários outros modelos que permitem a produção de uma saída qualquer, não necessariamente 0 ou 1, e com diferentes funções de ativação (BRAGA et al., 2000).

A escolha da função de ativação deve ser feita de acordo com o problema a ser tratado pela rede neural. Conforme Silva (1997), as funções de ativação mais comuns são:

a) Função sinal

Conforme mostra a Figura 4, a função sinal fornece valores de saída no domínio discreto 1 ou 0, ou seja:

$$g(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } u \geq 0 \\ 0, & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (7)$$

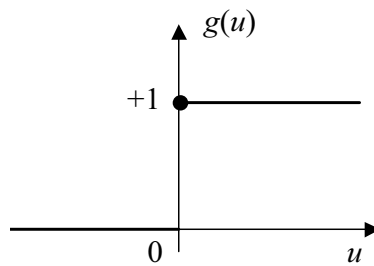


Figura 4. Gráfico da função sinal.

b) Função rampa

Conforme mostra a Figura 5, a função rampa fornece valores no intervalo $[-1, 1]$, ou seja:

$$g(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } u \geq a \\ u, & \text{se } |u| < a \\ -1, & \text{se } u \leq -a \end{cases} \quad (8)$$

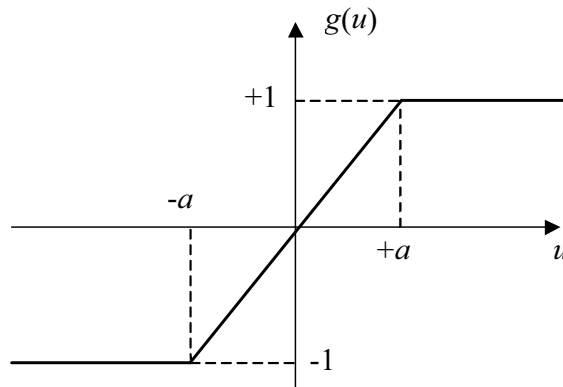


Figura 5. Gráfico da função rampa.

c) Função sigmóide

Conforme mostra a Figura 6, a função sigmóide fornece valores de saída no intervalo aberto entre 0 e 1, onde β define o nível de inclinação da função sigmóide.

$$g(u) = \frac{1}{1 + e^{(-\beta u)}} \quad (9)$$

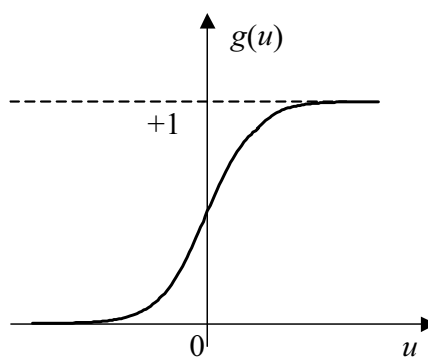


Figura 6. Gráfico da função sigmóide.

d) Função tangente hiperbólica

Conforme mostra a Figura 7, a função tangente hiperbólica fornece valores de saída no intervalo aberto entre -1 e 1. Assim, tem-se:

$$g(u) = \tanh(u) = \frac{1 - e^{-u}}{1 + e^{-u}} \quad (10)$$

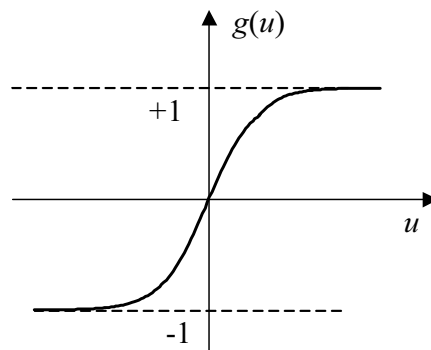


Figura 7. Gráfico da função tangente hiperbólica.

A maneira de como os neurônios de uma rede neural estão estruturados está intimamente ligada com o algoritmo de aprendizagem usado para treinar a rede. Os parâmetros que definem a arquitetura de uma rede são: número de camadas da rede, número de neurônios em cada camada, tipos de conexão entre nós e topologia da rede. Em geral, identificam-se três classes de arquiteturas fundamentalmente diferentes (HAYKIN, 2001; BRAGA et al., 2000), a seguir explicitadas:

a) Redes feedforward de camada única

Esta rede é sempre alimentada para frente e tem uma camada de entrada e uma de saída. A Figura 8 mostra a arquitetura de uma rede com n entradas, cuja camada de saída contém m neurônios.

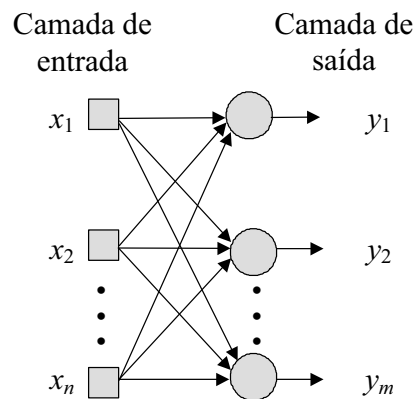


Figura 8. Rede *Feedforward* de uma camada de entrada e m neurônios de saída .

b) Redes *Feedforward* de múltiplas camadas

A alimentação da rede é sempre feita para frente. A rede contém uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias e uma camada de saída. A Figura 9 ilustra uma rede *Feedforward* com uma camada de entrada com n neurônios, duas camadas intermediárias, e uma camada de saída com m neurônios.

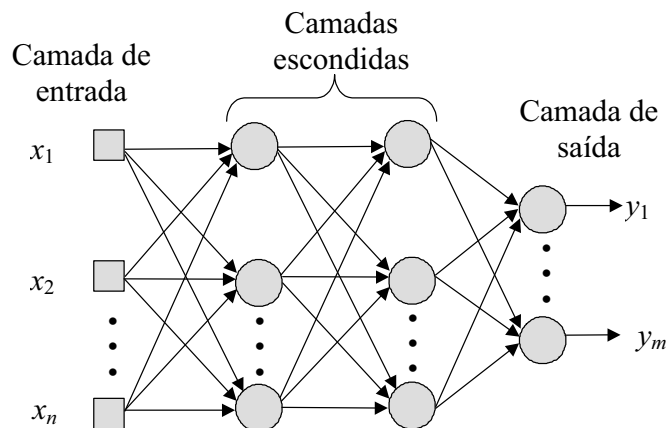


Figura 9. Redes *Feedforward* de múltiplas camadas.

c) Redes Recorrentes

São redes que tem pelo menos uma realimentação entre neurônios de camadas diferentes. A Figura 10 ilustra uma destas redes, e que é composta de realimentação entre as camadas.

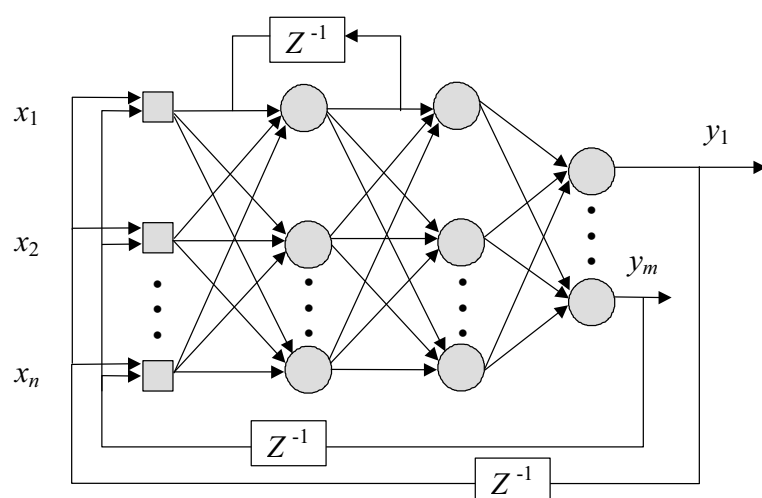


Figura 10. Redes Recorrentes de múltiplas camadas.

4.4.4 Treinamento das redes neurais artificiais

Antes da utilização de uma rede neural artificial na solução de problemas, ela passa por uma fase de aprendizagem (treinamento). A aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros livres (pesos) de uma rede neural são adaptados através de estímulos do ambiente em que a rede está inserida. O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira na qual a modificação dos parâmetros ocorre (HAYKIN, 2001).

O ajuste de pesos é feito através de algoritmo de aprendizado, que consiste de um conjunto de procedimentos bem definidos que visam ajustar os pesos da rede. De acordo com Soares e Braga (2001) existem várias técnicas de aprendizado, sendo que estas

técnicas são classificadas em um dos três principais paradigmas de aprendizado, conforme apresentado a seguir:

a) Aprendizado supervisionado

Neste aprendizado, são apresentados à rede um par de vetores de entrada e de saída desejada. A rede nos fornece uma saída que será avaliada por um agente externo que analisará o comportamento da rede. A saída da rede é então comparada com a saída desejada e calcula-se o erro. O ajuste dos pesos é feito através de um dos algoritmos de aprendizagem e o seu objetivo é minimizar o erro. O processo de treinamento é repetido para cada padrão de dados, até alcançar um valor de erro pré-fixado ou atingir um determinado número de iterações.

b) Aprendizado não supervisionado

Não é apresentado à rede o vetor de saída desejada. Durante o treinamento, o vetor de entrada é apresentado, e a rede se ajusta às regularidades representativas dos dados de entrada, desenvolve habilidades de formar representações internas para codificar as características intrínsecas da entrada e, deste modo, criar novas classes (HAYKIN, 2001).

c) O aprendizado por reforço

No lugar da saída desejada (supervisor), um crítico externo avalia o desempenho da rede e fornece direções para o ajuste dos pesos sem necessidade de cálculo de erro (SOARES; BRAGA, 2001).

Para obter a solução de um problema utilizando a metodologia de redes neurais artificiais, devem seguir algumas etapas, tais como as seguintes:

a) Coleta de dados

É a etapa inicial do processo de desenvolvimento da rede neural. Esta etapa, conforme Silva (1997), requer uma análise cuidadosa do problema visando a minimização das ambigüidades e dos erros nos dados, pois estes devem ser significativos e

cobrir amplamente o domínio do problema, não devendo cobrir apenas as operações normais ou rotineiras, mas também as exceções e as condições nos limites do domínio do problema.

b) Separação dos conjuntos de dados

O conjunto de dados é dividido aleatoriamente em dois conjuntos: de 80 % a 90 % para o conjunto de treinamento e os 10% a 20% restantes são para o conjunto de teste. O conjunto de treinamento é utilizado para escolher a arquitetura da rede com melhor desempenho, e o conjunto de dados de testes será utilizado para a validação da arquitetura escolhida. Deve-se ressaltar que o conjunto de testes não participa do treinamento da rede. (HAYKIN, 1999; SILVA, 1997).

c) Configuração da rede

Escolhe-se o modelo da rede neural de acordo com o problema a ser resolvido, e sua arquitetura deve ser escolhida em função das características dos dados do problema. A configuração do modelo da rede deve explicitar o número de entradas e saídas da rede, o número de camadas escondidas e o número de neurônios nas camadas escondidas.

d) Treinamento da rede

Nesta etapa, são feitos ajustes de pesos através do algoritmo de aprendizagem. Alguns aspectos importantes devem ser considerados conforme aqueles citados por Silva (1997):

- ❑ Uma boa escolha dos valores iniciais dos pesos da rede pode diminuir o tempo de treinamento.
- ❑ A duração do treinamento pode depender de vários fatores, porém, é necessário utilizar algum critério de parada. Os principais critérios de parada do algoritmo de aprendizagem são número máximo de épocas (apresentação de todos os N pares de entrada e saída) e o erro quadrático médio por épocas.
- ❑ Pode ocorrer que em um determinado instante de treinamento a generalização comece a degenerar causando problema de *overfitting* (rede especializa no conjunto de dados e perde a capacidade de generalização).

- ❑ O treinamento deve encerrar quando a rede apresentar boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena.
- ❑ Após a aprendizagem ser concluída, o conjunto de teste deverá ser utilizado para testar a eficiência da rede.

Na próxima seção, apresenta -se o algoritmo de treinamento da rede neural a ser utilizada neste trabalho.

4.4.5 Perceptron multicamadas

As redes neurais de uma camada têm suas limitações, pois elas são capazes de solucionar apenas problemas que são linearmente separáveis.

Com o desenvolvimento do algoritmo de treinamento (*backpropagation*) foi possível treinar redes com camadas intermediárias, sendo atualmente a rede *perceptron* multicamadas uma das mais utilizadas em problemas de identificação de sistemas.

As camadas intermediárias funcionam como extratoras de características, seus pesos são codificações das informações apresentadas nos padrões de entrada e permitem que a rede crie sua própria representação, mais rica e detalhada, do problema (SILVA, 1997).

Cibenko (1989 apud SILVA 1997), provou a partir de extensões do teorema de Kolmogorov, que são necessárias no máximo duas camadas intermediárias, com um número suficiente de neurônios por camada, para se produzir quaisquer mapeamentos. Foi provado também que apenas uma camada intermediária é suficiente para aproximar qualquer função contínua.

4.4.6 Processo de aprendizagem de redes perceptrons

O processo de aprendizagem da rede *perceptron* multicamadas é feito através do algoritmo *backpropagation*, também chamado de regra delta generalizada, e que é um algoritmo de treinamento supervisionado, cujo o mesmo ocorre em dois passos: passo para frente (forward) e passo para trás (backward).

No passo para frente, a entrada é apresentada à primeira camada. Para cada camada calcula-se a saída, e esta saída será utilizada como entrada da camada seguinte, e assim sucessivamente, até chegar na última camada, onde terão as saídas da rede comparadas com as saídas desejadas.

No passo para trás, na camada de saída, calcula-se o erro entre a saída desejada e a saída da rede, este erro é propagado para trás e os pesos são ajustados de forma a reduzir seus erros (BRAGA et al., 2000; HAYKIN, 2001). A Figura 11 ilustra estas duas fases.

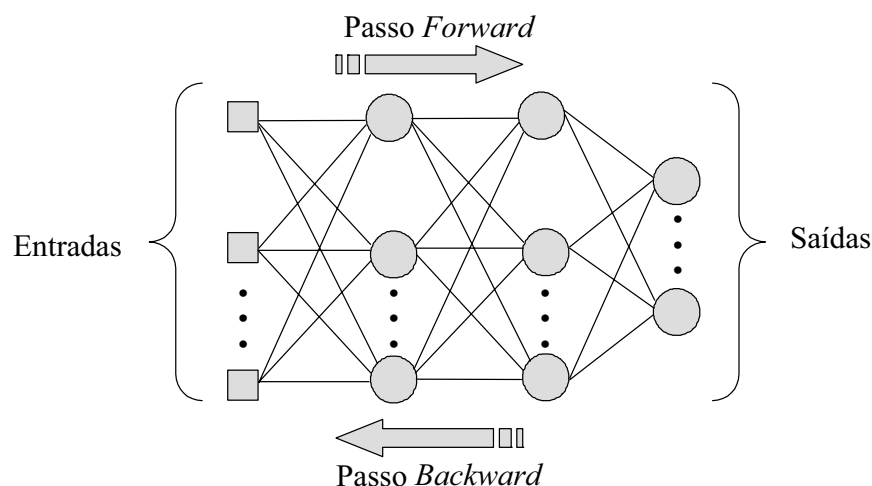


Figura 11. Fluxo do algoritmo *backpropagation*.

Conforme Silva (1997), a derivação do algoritmo *backpropagation* para redes *perceptron* com uma única camada escondida é realizada conforme a notação apresentada na Figura 12.

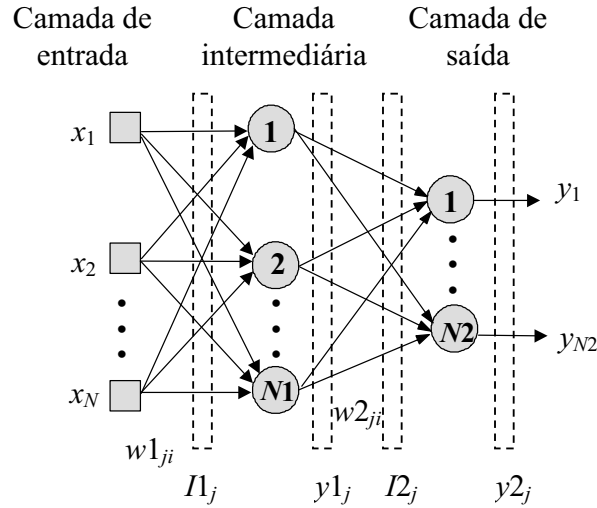


Figura 12. Diagrama esquemático da rede *Perceptron* (SILVA, 1997)

A partir da Figura 12, adota-se a seguinte convenção:

- i) o parâmetro N representa o número de variáveis de cada vetor de entrada;
- ii) o parâmetro $N1$ representa o número de neurônios existentes na camada neural escondida;
- iii) o parâmetro $N2$ representa o número de variáveis de cada vetor de saída, e conseqüentemente representa também o número de neurônios na camada neural de saída;
- iv) o vetor $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ denota o vetor de entrada da rede;
- v) o vetor $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_{N2}]^T$ denota o vetor de saída da rede;
- vi) o símbolo w_{ji}^l fornece o valor do peso sináptico do j -ésimo neurônio da camada (l) ao i -ésimo neurônio da camada $(l-1)$;
- vii) o símbolo I_{lj} fornece o valor correspondente à entrada ponderada do j -ésimo neurônio da camada (l) , ou seja:

$$I_{lj} = \sum_{i=1}^N w_{ji}^l x_i \quad ; \quad j = 1, \dots, N1 \quad (11)$$

Para facilitar a representação vetorial a equação (11) incorpora o termo bias em w_{1ji} quando o valor de i é igual a zero, sendo que neste caso a entrada x_0 seria o valor -1.

De semelhante forma, a expressão para I_{2j} é dada por:

$$I_{2j} = \sum_{i=0}^N w_{2ji} y_{1i} \quad ; \quad j = 1, \dots, N_2 \quad (12)$$

viii) o símbolo y_{lj} fornece o valor correspondente à saída do j -ésimo neurônio da camada (l), ou seja:

$$y_{1j} = g(I_{1j}) \quad ; \quad j = 1, \dots, N_1 \quad (13)$$

$$y_{2j} = g(I_{2j}) \quad ; \quad j = 1, \dots, N_2 \quad (14)$$

(SILVA, 1997)

A função erro quadrático, definida pela equação (15), fornece o valor instantâneo da soma dos erros de cada padrão k de todos os neurônios da camada de saída da rede.

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_2} (d_j(k) - y_{2j}(k))^2 \quad (15)$$

Já o erro quadrático médio E_M é obtido a partir da soma dos erros quadráticos de todos os padrões contidos no conjunto de treinamento, ou seja:

$$E_M = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p E(k) \quad (16)$$

onde p representa o número total de padrões de treinamento (SILVA, 1997).

O erro quadrático médio E_M é utilizado como medida de desempenho de aprendizado no treinamento e também como critério de parada do processo de treinamento. critério de parada O objetivo do processo de aprendizado do algoritmo *backpropagation* é ajustar as matrizes de pesos w_1 e w_2 da rede para minimizar o erro quadrático médio E_M . No passo para frente, determina-se a saída da rede y_{lj} em cada camada, e neste passo, os pesos

permanecem fixos. Os ajustes dos pesos são feitos no passo para trás, iniciando-se da camada de saída até a camada de entrada em dois estágios, conforme mostra as duas subseções seguintes.

a) Ajuste dos Pesos dos Neurônios da Camada de Saída (1ª Etapa)

Embora, o ajuste dos pesos dos neurônios da camada de saída seja feito a partir da minimização dos erros quadráticos médios E_M , será feita a minimização do erro para cada padrão k , individualmente, pois desta forma, podemos, também, chegar à minimização do erro quadrático médio (BRAGA et al., 2000).

Conforme Silva (1997), nesta parte do processo de treinamento, os pesos sinápticos dos neurônios da camada de saída são ajustados. Este ajuste é realizado a partir da minimização da função erro quadrático em relação aos pesos w_{2ji} . Assim, usando a regra de diferenciação em cadeia, tem-se:

$$\nabla E_{(w_{2ji})} = \frac{\partial E}{\partial w_{2ji}} = \frac{\partial E}{\partial y_{2j}} \cdot \frac{\partial y_{2j}}{\partial I_{2j}} \cdot \frac{\partial I_{2j}}{\partial w_{2ji}} \quad (17)$$

onde: $\frac{\partial I_{2j}}{\partial w_{2ji}} = y_{1i}$ (18)

$$\frac{\partial y_{2j}}{\partial I_{2j}} = g'(I_{2j}) \quad (19)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_{2j}} = -(d_j - y_{2j}) \quad (20)$$

Substituindo (18), (19) e (20) em (17), obtém-se:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{2ji}} = -(d_j - y_{2j}) \cdot g'(I_{2j}) \cdot y_{1i} \quad (21)$$

Portanto, o ajuste deverá ser realizado na direção oposta ao gradiente com o objetivo de que haja a minimização da função do erro quadrático, ou seja:

$$\Delta w_{2_{ji}} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{2_{ji}}} \quad (22)$$

$$\Delta w_{2_{ji}} = -\eta \cdot \delta 2_j \cdot y_{1_i}$$

ou ainda:

$$w_{2_{ji}}(t+1) = w_{2_{ji}}(t) + \eta \cdot \delta 2_j \cdot y_{1_i} \quad (23)$$

onde η é uma constante que determina a taxa de aprendizagem do algoritmo *backpropagation*, e $\delta 2_j$ representa o gradiente local, dado por:

$$\delta 2_j = (d_j - y_{2_j}) \cdot g'(I_{2_j}) \quad (24)$$

(SILVA, 1997)

b) Ajuste dos Pesos da Camada Intermediária (2ª Etapa)

Conforme Silva (1997), nesta etapa, faz-se o ajuste dos pesos sinápticos da camada intermediária, ou seja, da primeira camada da rede, utilizando-se a função erro quadrático em relação aos pesos $w_{1_{ji}}$. Desta forma, usando a regra de diferenciação em cadeia, tem-se:

$$\nabla E_{(w_{1_{ji}})} = \frac{\partial E}{\partial w_{1_{ji}}} = \frac{\partial E}{\partial y_{1_j}} \cdot \frac{\partial y_{1_j}}{\partial I_{1_j}} \cdot \frac{\partial I_{1_j}}{\partial w_{1_{ji}}} \quad (25)$$

onde: $\frac{\partial I_{1_j}}{\partial w_{1_{ji}}} = x_i \quad (26)$

$$\frac{\partial y_{1_j}}{\partial I_{1_j}} = g'(I_{1_j}) \quad (27)$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial E}{\partial y_{1j}} &= \sum_{k=1}^{N2} \frac{\partial E}{\partial I_{2k}} \cdot \frac{\partial I_{2k}}{\partial y_{1j}} \\
&= \sum_{k=1}^{N2} \frac{\partial E}{\partial I_{2k}} \cdot \frac{\partial (\sum_{k=1}^{N2} w_{2kj} \cdot y_{1j})}{\partial y_{1j}}
\end{aligned} \tag{28}$$

Considerando-se o resultado da multiplicação de (19) por (20) em (28), obtém-se:

$$\frac{\partial E}{\partial y_{1j}} = - \sum_{k=1}^{N2} \delta_{2k} \cdot w_{2kj} \tag{29}$$

Substituindo (26), (27) e (29) em (25), obtém-se:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{1ji}} = (- \sum_{k=1}^{N2} \delta_{2k} \cdot w_{2kj}) \cdot g'(I_{1j}) \cdot x_i \tag{30}$$

Como o ajuste dos pesos, deve ser feito na direção oposta ao gradiente, a equação (30) torna-se:

$$\Delta w_{1ji} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{1ji}} \tag{31}$$

$$\Delta w_{1ji} = -\eta \cdot \delta_{1j} \cdot x_i$$

ou ainda:

$$w_{1ji}(t+1) = w_{1ji}(t) + \eta \cdot \delta_{1j} \cdot x_i \tag{32}$$

onde δ_{1j} representa o gradiente local, dado por:

$$\delta_{1j} = g'(I_{1j}) \cdot (\sum_{k=1}^{N2} \delta_{2k} \cdot w_{2kj}) \tag{33}$$

Portanto, o aprendizado através do algoritmo *backpropagation*, de uma rede *Perceptron* multicamadas, é realizado executando-se seqüencialmente a 1ª e 2ª etapa de treinamento, descritas anteriormente, até que o erro quadrático médio da rede atinja a precisão requerida pelo processo ou sistema ao qual se está inferindo. Para redes com mais de uma camada escondida, repete-se em todas as camadas escondidas os passos executados na primeira etapa do treinamento (SILVA, 1997).

4.4.7 Método de Levenberg-Marquardt

O algoritmo *backpropagation* apresentado na Seção 2.4.6 utiliza a primeira derivada para ajustar cada um dos pesos. A direção e o sentido oposto do gradiente sempre garante a chegada a um mínimo local ou mínimo global, o qual representa uma solução aceitável. Porém, o uso prático deste algoritmo é limitado, pois a convergência é muito lenta, exigindo elevado esforço computacional. Para contornar este problema, várias técnicas de otimização têm sido incorporadas ao algoritmo *backpropagation*, a fim de reduzir seu tempo de convergência e esforço computacional. Uma das técnicas de otimização que ajusta convenientemente ao treinamento de redes neurais, onde o desempenho é feito através do erro quadrático médio, é o algoritmo de Levenberg-Marquadt (SILVA, 1997; BRAGA, 2000; HAGAN, 1996).

O método de Levenberg-Marquadt é uma variação do método de Newton para minimizar funções que são somas de quadrados de outras funções não lineares (Hagan, 1996). Conforme o mesmo autor, o método de Newton para otimizar o desempenho de um funcional $F(x)$, utiliza-se a seguinte equação iterativa:

$$x_{k+1} = x_k - A_k^{-1} \cdot g_k \quad 34)$$

onde $A_k = \nabla^2 F(x) | x = x_k$ e $g_k = \nabla F(x) | x=x_k$.

Supondo $F(x)$ a soma de quadrados, $F(x) = \sum v_i(x)^2 = v^T(x) \cdot v(x)$, então o j -ésimo elemento do gradiente é dado por:

$$[\nabla F(x)]_j = \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\sum v_i(x)^2 \right) = 2 \cdot \sum v_i(x) \cdot \frac{\partial v_i(x)}{\partial x_j} \quad (35)$$

A forma matricial da equação (35) é fornecida por:

$$\nabla F = 2 \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{v}(\mathbf{x}) \quad (36)$$

onde $\mathbf{J}(\mathbf{x})$ é a matriz Jacobiana definida por:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_2} & \Lambda & \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_2} & \Lambda & \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_n} \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{O} & \mathbf{M} \\ \frac{\partial v_N(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_N(x)}{\partial x_2} & \Lambda & \frac{\partial v_N(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (37)$$

Os elementos da matriz Hessiana, representada por $\nabla^2 F(\mathbf{x})$, podem ser obtidos pelas seguinte equação:

$$\nabla^2 F(\mathbf{x})_{ij} = \frac{\partial}{\partial x_k} \left(2 \sum_i v_i(\mathbf{x}) \cdot \frac{\partial v_i(\mathbf{x})}{\partial x_j} \right) = 2 \sum_i \left(\frac{\partial v_i(\mathbf{x})}{\partial x_k} \cdot \frac{\partial v_i}{\partial x_j} + v_i(\mathbf{x}) \cdot \frac{\partial^2 v_i(\mathbf{x})}{\partial x_j \partial x_k} \right) \quad (38)$$

A matriz Hessiana pode ser representada por:

$$\nabla^2 F(\mathbf{x}) = 2 \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x}) + 2 \cdot \mathbf{S}(\mathbf{x}) \quad (39)$$

onde $\mathbf{S}(\mathbf{x}) = \sum_i v_i(\mathbf{x}) \cdot \nabla^2 v_i(\mathbf{x})$.

Substituindo (37) e (39) em (34), tem-se:

$$x_{k+1} = x_k - \left[2 \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x}) + 2 \cdot \mathbf{S}(\mathbf{x}) \right]^{-1} 2 \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{v}(\mathbf{x}) \quad (40)$$

$$x_{k+1} = x_k - \left[\mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x}) + \mathbf{S}(\mathbf{x}) \right]^{-1} \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{v}(\mathbf{x}) \quad (41)$$

Supondo $\mathbf{S}(\mathbf{x})$ suficientemente pequeno, tem-se que:

$$\nabla^2 F(\mathbf{x}) \cong 2 \cdot \mathbf{J}^T \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x}) \quad (42)$$

Substituindo (42) em (34), obtém-se o método de Gauss Newton:

$$x_{k+1} = x_k - \left[\mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x}) \right]^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{v}(\mathbf{x}) \quad (43)$$

Um dos problemas do método de Gauss-Newton é que a matriz $\mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x})$ pode não ser inversível. Para contornar este problema, é feita a modificação desta matriz para $\mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x}) + \mu \mathbf{I}$, onde $\mathbf{I}$ é a matriz identidade. Substituindo esta expressão em (43), obtém-se o método de Levenberg- Marquadt:

$$x_{k+1} = x_k - \left[\mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x}) + \mu \cdot \mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{v}(\mathbf{x}) \quad (44)$$

$$\text{ou ainda: } \Delta x_k = - \left[\mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{x}) + \mu \cdot \mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{v}(\mathbf{x}) \quad (45)$$

onde μ é um parâmetro que é ajustado conforme o valor de $F(\mathbf{x})$.

No treinamento de redes neurais multicamadas, o objetivo é minimizar o erro quadrático médio E_M , referente aos p -padrões de treinamento, ou seja:

$$E_M = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p E(k) = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N2} (d_j(k) - y_{2j}(k))^2 \quad (46)$$

Fazendo $e_j(k) = d_j(k) - y_{2j}(k)$, a equação (46) torna-se:

$$E_M = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p \mathbf{e}^T(k) \cdot \mathbf{e}(k) = \frac{1}{2p} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^{N2} e_j(k)^2 \quad (47)$$

Como no Método de Levenberg-Marquadt a função $F(\mathbf{x})$ a ser minimizada é a soma de quadrados de funções, então pode-se relacionar a equação (47) com a equação (45), ou seja:

$$F(x) = E_M = \frac{1}{2p} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^{N2} e_j(k)^2 = \sum_{i=1}^p v_i^2 \quad (48)$$

onde $e_j(k)$ é o erro do j -ésimo neurônio de saída em relação ao k -ésimo padrão de treinamento.

Os vetores $\mathbf{v}^T$ e $\mathbf{x}^T$ são então dados por:

$$\mathbf{v}^T = [v_1 \ v_2 \ v_3 \ \Lambda \ v_N] = [e_1(1)K \ e_{N2}(1) \ e_1(2)K \ e_{N2}(2) \ e_1(p)K \ e_{N2}(p)] \quad (49)$$

$$\mathbf{x}^T = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \Lambda \ x_N] = [w1_j \ | \ w2_j] = [w1_{1,1} K \ w1_{1,N} \ w1_{2,1} K \ w1_{2,N} \ w1_{N1,1} K \ w1_{N1,N} \ | \ w2_{1,1} K \ w2_{1,N1} \ w2_{2,1} K \ w2_{2,N1} \ w2_{N2,1} K \ w1_{N2,N1}] \quad (50)$$

A matriz Jacobiana em (37) passa a ser escrita da seguinte forma:

$$\mathbf{J}(\mathbf{wI}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(1)}{\partial w1_{1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(1)}{\partial w1_{1,N}} & \frac{\partial e_1(1)}{\partial w1_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(1)}{\partial w1_{2,N}} & \frac{\partial e_1(1)}{\partial w1_{N1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(1)}{\partial w1_{N1,N}} \\ \text{M} & & \text{M} & \text{M} & & \text{M} & \text{M} & & \text{M} \\ \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w1_{1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w1_{1,N}} & \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w1_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w1_{2,N}} & \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w1_{N1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w1_{N1,N}} \\ & & & & & & & & \\ \frac{\partial e_1(2)}{\partial w1_{1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(2)}{\partial w1_{1,N}} & \frac{\partial e_1(2)}{\partial w1_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(2)}{\partial w1_{2,N}} & \frac{\partial e_1(2)}{\partial w1_{N1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(2)}{\partial w1_{N1,N}} \\ \text{M} & & \text{M} & \text{M} & & \text{M} & \text{M} & & \text{M} \\ \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w1_{1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w1_{1,N}} & \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w1_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w1_{2,N}} & \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w1_{N1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w1_{N1,N}} \\ & & & & & & & & \\ \frac{\partial e_1(p)}{\partial w1_{1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(p)}{\partial w1_{1,N}} & \frac{\partial e_1(p)}{\partial w1_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(p)}{\partial w1_{2,N}} & \frac{\partial e_1(p)}{\partial w1_{N1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(p)}{\partial w1_{N1,N}} \\ \text{M} & & \text{M} & \text{M} & & \text{M} & \text{M} & & \text{M} \\ \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w1_{1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w1_{1,N}} & \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w1_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w1_{2,N}} & \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w1_{N1,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w1_{N1,N}} \end{bmatrix} \quad (51)$$

onde $\mathbf{J}(\mathbf{wI})$ é uma matriz de ordem $(N2.p) \times (N1.N)$.

$$\mathbf{J}(\mathbf{w2}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(1)}{\partial w_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(1)}{\partial w_{2,1,N1}} & \frac{\partial e_1(1)}{\partial w_{2,2}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(1)}{\partial w_{2,2,N1}} & \frac{\partial e_1(1)}{\partial w_{2,N2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(1)}{\partial w_{2,N2,N1}} \\ \mathbf{M} & & \mathbf{M} & \mathbf{M} & & \mathbf{M} & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w_{2,1,N1}} & \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w_{2,2}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w_{2,2,N1}} & \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w_{2,N2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(1)}{\partial w_{2,N2,N1}} \\ & & & & & & & & \\ \frac{\partial e_1(2)}{\partial w_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(2)}{\partial w_{2,1,N1}} & \frac{\partial e_1(2)}{\partial w_{2,2}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(2)}{\partial w_{2,2,N1}} & \frac{\partial e_1(2)}{\partial w_{2,N2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(2)}{\partial w_{2,N2,N1}} \\ \mathbf{M} & & \mathbf{M} & \mathbf{M} & & \mathbf{M} & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w_{2,1,N1}} & \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w_{2,2}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w_{2,2,N1}} & \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w_{2,N2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(2)}{\partial w_{2,N2,N1}} \\ & & & & & & & & \\ \frac{\partial e_1(p)}{\partial w_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(p)}{\partial w_{2,1,N1}} & \frac{\partial e_1(p)}{\partial w_{2,2}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(p)}{\partial w_{2,2,N1}} & \frac{\partial e_1(p)}{\partial w_{2,N2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_1(p)}{\partial w_{2,N2,N1}} \\ \mathbf{M} & & \mathbf{M} & \mathbf{M} & & \mathbf{M} & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w_{2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w_{2,1,N1}} & \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w_{2,2}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w_{2,2,N1}} & \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w_{2,N2,1}} & \Lambda & \frac{\partial e_{N2}(p)}{\partial w_{2,N2,N1}} \end{bmatrix} \quad (52)$$

onde a matriz $\mathbf{J}(\mathbf{w2})$ é de ordem $(N2.p) \times (N1.N2)$.

A equação (45) do processo iterativo para ajuste de pesos no algoritmo de Levenberg-Marquadt passa a ser dada por:

$$\Delta \mathbf{w} = -[\mathbf{J}^T(\mathbf{w}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{w}) + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}(\mathbf{w}) \cdot \mathbf{e}(\mathbf{w}) \quad (53)$$

onde $\mathbf{e}(\mathbf{w})$ é o vetor erro referente aos p -padrões de treinamento.

Os elementos das matrizes $\mathbf{J}(\mathbf{w1})$ e $\mathbf{J}(\mathbf{w2})$ são obtidos respectivamente nas etapas 1 e 2 do algoritmo *backpropagation*. Com estas modificações o algoritmo de Levenberg-Marquadt torna-se de 10 a 100 vezes mais rápido do que o algoritmo *backpropagation* convencional (SILVA, 1997).

4.4.8 Aplicações de redes neurais na área agrícola

As aplicações de redes neurais artificiais na área agrícola ainda é recente, tendo poucos trabalhos publicados, principalmente quando se tratam de pesquisas em solos agrícolas. Dentre esses trabalhos, apresenta-se, nos próximos parágrafos, algumas das principais pesquisas realizadas na área agrícola.

- Parmar et al. (1997) treinaram redes neurais multicamadas com algoritmo *backpropagation* para estimar o nível de aflatoxina, e também determinar as variáveis que afetam o processo de contaminação na pré-colheita de amendoim. Conforme o mesmo autor, vários fatores bióticos e abióticos envolvem o processo de contaminação por aflatoxina. Experimentos provaram que, época tardia de secagem (4 a 6 semanas antes da colheita) e elevada temperatura do solo, constituem condições favoráveis para a contaminação. Embora, época tardia de secagem e elevada temperatura são reconhecidos como os principais fatores para conduzir a contaminação por aflatoxina nos amendoins, os efeitos do nível de contaminação não são quantificados (PARMAR et al., 1997). Thai et al. (1990 apud PARMAR et al. 1997) desenvolveram modelo para prever a contaminação por aflatoxina na pré-colheita de amendoim aproximando o processo de contaminação pelo modelo cinético de 1ª ordem, incluindo a taxa de crescimento dependente da temperatura geocarposfera média diária. Esse modelo prediz a tendência geral da contaminação por aflatoxina com precisão numérica limitada. Parmar et al. (1997) tendo como hipótese de que o nível da aflatoxina na pré-colheita de amendoim teria melhor precisão nessa pesquisa se a maioria ou todas as variáveis envolvidas no processo da contaminação fossem conhecidas e os efeitos da contaminação fossem quantificados. Para esse fim, referidos autores treinaram redes, empregando diversos valores de números de neurônios na camada intermediária e fazendo combinações de 1 a 4 variáveis de entradas. Modelos de regressão linear foram desenvolvidos para cada combinação de variáveis de entradas e comparados com os resultados obtidos pela rede. A rede que obteve melhor resultado para o nível de aflatoxina foi a de 4 variáveis de entrada e 8 neurônios na camada intermediária. Para o modelo de análise de regressão, foi também o de 4 variáveis, sendo as mesmas utilizadas pela rede. Os resultados obtidos pelas redes foram mais precisos do que os obtidos pela regressão linear.

Batchelor et al. (1996) treinaram redes neurais artificiais com algoritmo *backpropagation* de três camadas (entrada, intermediária e saída) para prever a porcentagem de doença na soja, mais especificamente a ferrugem de soja (*Phakospora pachyrhizi*). As redes foram treinadas variando o número de neurônios na camada intermediária de 10 a 48. Para avaliar o desempenho da rede em relação às variáveis de entrada e de saída, foram treinadas com todos os padrões (total de 577). Para a validação, do

total desses 577 dados, foi dividido em 70% para treinamento, 15% para teste e 15% para validação. Os resultados obtidos tanto na avaliação como na validação foram excelentes, sendo escolhida a arquitetura de 32 neurônios na camada intermediária, tanto na avaliação como no teste, tendo como erro médio de 2,4% com máximo de 15,7%. Esse trabalho, teve excelente contribuição, pois a técnica tradicional utilizada é baseada no modelo matemático, o que torna limitado, pois deve-se desenvolver matematicamente cada processo biológico do sistema, e qualquer limitação na informação, é introduzido erro na predição. Os autores afirmam que a técnica de redes neurais é muito eficaz na aprendizagem de informações biológicas complexas, fornecendo bons resultados.

- Ulson et al. (2001) estudaram um sistema de controle inferencial baseado em redes neurais artificiais do tipo perceptron multicamadas para a identificação da taxa de aplicação de fertilizante fluido a taxas variáveis.

Os sistemas de controle para a aplicação de fertilizante fluido a taxas variáveis, tanto os baseados em mapas quanto aqueles baseados em tempo real, são implementados através de técnicas de controle convencionais em malha fechada (com realimentação), com medição de vazão na variável controlada (variável primária) que impõe, necessariamente, o uso de instrumentos de medição de vazão no circuito hidráulico de aplicação (Ulson et al., 2001). Entretanto, e em razão do comportamento dinâmico do sistema aplicador, do medidor de vazão (normalmente do tipo magnético indutivo) e dos atuadores, diversos problemas e desvantagens surgem, destacando-se: i) sistema demasiadamente lento ou marginalmente instável para aplicações a grande velocidade, ii) medidores comerciais desse tipo não são apropriados para operarem embarcados nos equipamentos aplicadores agrícolas e, alto custo de instalação, manutenção complicada e onerosa quando-se considera, em particular, a agricultura brasileira. Além desses fatores, os sistemas hidráulicos são não lineares, portanto difíceis de serem modelados por técnicas convencionais (ULSON et al., 2001). Assim, os autores propuseram uma nova abordagem de controle, baseada em redes neurais artificiais.

O treinamento da rede foi realizado através do algoritmo de Levenberg-Marquardt (algoritmo backpropagation otimizado) com dados experimentais. O resultado obtido pela rede neural de arquitetura formada por 5 entradas, 1 camada escondida com 10

neurônios e uma saída foi de 0,00028 de erro médio quadrático e 1,7736 % de erro médio relativo (validação cruzada). Os autores concluíram que o método proposto no estudo forneceu uma abordagem alternativa e eficiente aos modelos de controle convencionais para aplicação de fertilizante fluido a taxas variáveis ao longo do campo.

Yang et al. (1998) pesquisaram aplicações de redes neurais artificiais com algoritmo de aprendizado *backpropagation* para imitar o convencional modelo matemático DRAINMOD na simulação da quantidade de água em função da profundidade. Como a quantidade de água em função da profundidade, em um dado dia, é dependente das condições dos dias anteriores, foram treinadas 3 redes neurais com atraso de tempo. A rede-1 com nenhum dia de atraso (os dados de entrada não dependem dos dias anteriores), a rede-2 com três dias de atraso (os dados de entrada dependem dos dados de um período de três dias anteriores) e rede-3 com cinco dias de atraso (os dados dependem de um período de cinco dias anteriores). As variáveis de entradas da rede foram: evapotranspiração, precipitação pluviométrica e quantidade da água em função da profundidade. Os resultados obtidos foram comparados com o método tradicional DRAINMOD, tendo resultados muito próximos. A rede com nenhum dia de atraso ajustou melhor no período de seca, e para período com tempestade foi a de três dias de atraso.

- Levine et al (1996) treinaram redes neurais artificiais *feedforward* com algoritmo *backpropagation* para classificar três tipos de estruturas de solo (granular, bloco e maciço).

As informações sobre dados do solo são qualitativos e quantitativos. Medidas quantitativas das propriedades do solo (PH, tamanho das partículas, conteúdo de carbono orgânico) são medidos no laboratório (LEVINE et al., 1996). As propriedades qualitativas (cor, estrutura, consistência, espessura) são determinadas no campo por cientistas treinados (LEVINE et al., 1996). Modelos estatísticos (função pedotransferência) e mecânicos têm sido desenvolvidos para descrever a relação entre parâmetros quantitativos do solo. As técnicas padrões estatísticas apresentam vários problemas como: insuficientes números de amostras, perda da aleatoriedade no esquema da amostra durante a coleta, perda e invalidação de dados, mistura de dados descritivos e quantitativos e complexa interação não linear entre as propriedades do solo (LEVINE et al., 1996). Os autores afirmaram que as

informações das caracterizações do solo tornam excelentes conjunto de dados para o uso de redes neurais artificiais. Assim, várias redes foram treinadas para definir o conjunto de variáveis de entrada importantes na classificação da estrutura do solo. Foram testadas combinações de 12 variáveis de entradas com redes de uma camada intermediária. Foi escolhida a rede com maior precisão tanto no treinamento como no teste, e com ambas as precisões aproximadamente da mesma ordem. A arquitetura escolhida nesse trabalho foi a rede com três variáveis de entrada, dois neurônios na camada intermediária e três neurônios na camada de saída. A precisão na referida rede foi da ordem de 79%.

- Conforme Young et al. (2001), o uso de redes neurais na pesquisa do solo é relativamente novo, tendo os mesmos aplicados na predição da retenção da água. Os mesmos autores afirmaram que as vantagens da utilização das redes neurais artificiais em relação aos modelos convencionais são: não requer informações prévias relativas à natureza do conjunto de dados e a facilidade para instruir uma rede. Hoekkoek & Booltink (1999 apud YOUNG et al., 2001), compararam a eficiência entre o modelo de uma rede neural e a função pedotransferência (FPT) na predição da umidade retida pelo solo. Tais autores afirmaram que uma das principais vantagens das redes neurais é que não são necessárias suposições prévias como no clássico modelo de regressão, que são requeridas para a função (FPT). Nesse trabalho, o modelo de regressão obteve melhor resultado, mas os autores relataram que a aplicação de redes neurais tem muito sucesso no reconhecimento de padrões.

- Já na engenharia civil, ao contrário do solo agrícola, a compactação do solo é uma característica bastante almejada, pois melhora as qualidades mecânicas e hidráulicas do solo, como por exemplo, o aumento na resistência ao cisalhamento e a redução de compressibilidade e permeabilidade. Os parâmetros importantes no estudo da compactação, nessa área, são a umidade ótima (teor de água que proporciona maior densidade aparente) e a densidade aparente máxima, e que são parâmetros são determinados experimentalmente.

Conforme Najjar et al. (1995), Na literatura, vários modelos com equações de regressão foram desenvolvidos para relacionar umidade ótima e densidade máxima aparente no estudo da compactação do solo, tendo quase todos os modelos, coeficientes de determinação R^2 acima de 0,75. Os referidos autores treinaram redes neurais feedforward de múltiplas camadas com algoritmo *backpropagation* para determinar os

parâmetros umidade ótima e densidade aparente máxima. As redes foram treinadas fazendo-se diferentes combinações de variáveis de entradas de 1 a 11 variáveis em dois tipos solos (sintético e natural). Os resultados obtidos pelas redes foram comparados com os resultados fornecidos por análise de regressão, tendo bons resultados para ambos os solos.

- Para o presente trabalho, o desenvolvimento de um modelo matemático para prever a densidade do solo torna-se muito difícil e limitado devido à complexidade dos dados do solo e a não linearidade entre as variáveis de entrada (resistência do solo à penetração, teor de água, teor de argila, solo preparado ou não preparado) e saída (densidade do solo).

Na literatura, vários autores indicam as redes neurais artificiais e o sistema *fuzzy* como excelentes ferramentas quando se tratam de sistemas complexos, como no caso do solo (YOUNG et al., 2001; ATTOH-OKINE&FEKPE, 1996; LEVINE et al., 1995; McBRATNEY et al., 1997). Conforme McBratney et al. (1997), o sistema *fuzzy* fornece rica e significativa melhoria da lógica convencional. Conforme o mesmo autor, a matemática gerada por essa teoria é consistente e considerada uma generalização da clássica teoria dos conjuntos. As aplicações da ciência do solo que podem ser adaptadas para o sistema *fuzzy* são diversas, tais como: classificação e mapeamento do solo, evolução do solo, modelos e simulação de processos físicos do solo e problemas com aplicação de geoestatística no estudo do solo (McBRATNEY et al., 1997). A proposta feita no presente trabalho também pode ser adaptada para resolver pelo sistema *fuzzy*, tendo como dados de entrada: resistência do solo à penetração, teor de água e teor de argila e a saída a densidade do solo. A utilização de redes neurais conforme proposto neste trabalho, apresenta várias vantagens em relação ao sistema *fuzzy*, tais como: simplicidade na implementação; pode-se treinar uma única rede para vários tipos de solos, sem a necessidade de desenvolvimento de modelos de processos; não necessita de base de regras formais como requer no sistema *fuzzy* para sua confecção. Por essa razão, utilizou-se redes neurais artificiais para determinar a densidade d

5 MATERIAL E MÉTODOS

Este trabalho foi desenvolvido no Laboratório Didático de Informática do Departamento de Engenharia Rural da Faculdade de Ciências Agronômicas da Universidade Estadual Paulista (UNESP), Campus de Botucatu, Estado de São Paulo.

Os dados foram extraídos de trabalhos científicos referentes à compactação dos solos agrícolas, tais como dissertações, teses, livros, periódicos e outros.

Para desenvolvimento do sistema foi utilizado o software Matlab (versão 5.2) e um computador com processador Pentium 4 de 2 GHz e disco rígido de 40 GB.

A seguir, apresenta-se uma breve descrição dos trabalhos em que foram retirados os dados contendo informações das características dos solos e apresentados no Apêndice.

5.1 Descrição dos trabalhos

5.1.1 Lazarini et al. (2002)

O trabalho teve por objetivos:

- 1 - correlacionar o teor de água em diversos tipos de solo com sua resistência do solo à penetração;
- 2 - determinar a densidade do solo, porcentagem de areia e argila, a porcentagem de micro e macro poros, a velocidade da infiltração de água e a condutividade hidráulica em diversos tipos de solo;
- 3 - realizar uma análise multivariada da densidade em função da resistência à penetração, porcentagem de areia e argila, porcentagem de macro e micro poros, velocidade de infiltração de água e condutividade hidráulica.

A pesquisa foi realizada nos Campus da Faculdade de Ciências Agronômicas- UNESP, Campus de Botucatu/ SP, localizada geograficamente em 22°51' de Latitude sul e 48°26' de Longitude oeste e altitude média de 840 metros acima do nível do mar.

O clima do município de Botucatu, segundo a classificação Köppen, é Cfa. A precipitação média anual normal é de 1300 mm, sendo que o mês mais seco apresenta uma amplitude compreendida entre 30 e 60 mm.

Os solos analisados neste trabalho foram classificados da seguinte forma:

Patrulha: Latossolo Vermelho Escuro álico – Textura média;

Irrigação: Terra Roxa Estruturada “intergrade” para Latossolo Vermelho Escuro – Textura média / argilosa;

Pista: Latossolo Roxo – Textura argilosa;

Terreiro: Terra Roxa Estruturada – Textura muito argilosa.

Para levantamento textural dos solos, foi utilizado o método do densímetro de Boyoucos, segundo metodologia da EMBRAPA (1997). Foram analisados em duas profundidades: 0 a 0,20 e 0,20 a 0,40 m.

Para obtenção do teor de água do solo, utilizou-se o método da pesagem e da secagem em estufa, em 3 profundidades, ou seja 0 a 0,15; 0,15 a 0,30 e 0,30 a 0,45 m.

Para a determinação da densidade do solo, utilizou-se o método do Anel Volumétrico descrito por Kiehl (1979), em duas profundidades: 0 a 0,20 e 0,20 a 0,40 m.

A determinação da resistência do solo à penetração foi feita em duas profundidades: 0 a 0,20 e 0,20 a 0,40 m, utilizando um penetrômetro hidráulico eletrônico, descrito e construído por Santos (1998), com sistema de navegação DGPS que permite retorno ao local estabelecido nas diversas fases do experimento.

5.1.2 Castro Neto (2001)

O trabalho teve como objetivo o desenvolvimento e avaliação de equipamentos e metodologia para a determinação de parâmetros físicos do solo, relacionados à dias trabalháveis com máquinas agrícolas, com ênfase nas características do conjunto trator implemento e na pressão máxima aplicável ao solo, sem que este sofra compactação adicional.

O ensaio foi conduzido na pista de testes do NEMPA, localizada na FCA-UNESP, com latitude de 22°50' Sul, longitude de 48°25' Oeste e altitude média de 770 m. O solo da área foi classificado como Latossolo Roxo.

O resultado da análise física do solo foi realizado no laboratório de Física de Solos do Departamento de Engenharia Rural da FCA-UNESP.

Foram apresentados a análise granulométrica em duas profundidades: 0 a 0,15 e 0,15 a 0,30 m, o teor de água em duas profundidades 0 a 0,15 e 0,15 a 0,30 m, o

índice de cone nas profundidades 0,10; 0,15; 0,20 e 0,30 m. Apresentou também a densidade do solo. Foi utilizado um sistema de aquisição de dados fabricado por Campbell Scientific, Inc., modelo CR23X Micrologger.

5.1.3 Guerra et al (2000)

O trabalho teve como objetivo avaliar o efeito na compactação do solo pelo tráfego de um rolo compactador, em dois tipos de solo, e em duas épocas (uma em janeiro, com solo mais úmido e outra em maio com solo mais seco), variando-se o número de passadas do rolo (0, 1, 2, 3, 5 e 10).

A pesquisa desenvolveu-se na Faculdade de Ciências Agronômicas – UNESP, Campus de Botucatu/SP. Dois solos foram estudados, sendo um deles de textura Argilosa (Nitossolo háplico) e outro de textura média (Latosolo Vermelho). As caracterizações do solo foram realizadas no Departamento de Ciências do Solo (FCA UNESP). Foram coletadas amostras de solo em duas profundidades (0 a 0,20m e 0,20 a 0,40 m) para a sua caracterização química e física. Para a determinação da densidade foi utilizado o método do anel volumétrico em duas profundidades (0 a 0,05 m e 0,10 a 0,15 m). A resistência do solo à penetração foi obtida através do equipamento construído por Santos (1998) em profundidades de 0 a 0,10 m, 0,10 a 0,20 m e 0,20 a 0,30 m.

5.1.4 Levien (1999)

O trabalho teve como objetivo estudar diferentes métodos de preparo (convencional, escarificação e plantio direto); combinados com condições de cobertura do solo (aveia dessecada, aveia rolada, aveia triturada e sem cobertura).

O experimento foi conduzido na Fazenda Experimental Lageado, da Faculdade de Ciências Agrônômicas, Campus de Botucatu / UNESP, no município de Botucatu, Estado de São Paulo, na gleba denominada de Capela, no período compreendido entre maio de 1996 a março de 1998.

A área experimental está situada lateralmente à rodovia Alcides Soares (Botucatu - Vitoriana) e possui declividade entre 0,0 e 0,4 m.m⁻¹. Foi classificada como Terra Roxa Estruturada, textura muito argilosa, com relevo plano a suave ondulado e com boa drenagem. A composição granulométrica foi apresentada nas profundidades: 0 a 0,12 m; 0,12 a 0,40 m ; 0,40 a 0,85 m; 0,85 a 1,35 m e 1,35 a 2,00 m. O teor de água foi determinado pelo método gravimétrico descrito em EMBRAPA (1979), e foi apresentado em duas profundidades 0 a 10 cm e 10 a 20 cm. A densidade do solo foi determinada pelo método do Anel Volumétrico, descrito em EMBRAPA (1979), sendo obtidas nas camadas de duas profundidades 0 a 0,10 m e 0,10 a 0,20 m. A resistência do solo à penetração foi obtida com o uso de penetrômetro da marca Soil Control, modelo SC-60, nas profundidades: 0,03 em 0,03 m de 0,03 a 0,45 m.

5.1.5 Ralisch (1999)

Os objetivos deste trabalho foram: diagnosticar a relação do surgimento de uma camada compactada na superfície dos solos de origem basálticos de uma dada região do Paraná com os sistemas de produção mais empregados pelos produtores da mesma região, bem como analisar a demanda energética e os efeitos obtidos pela operação comumente empregada pelos produtores, visando minimizar esta compactação.

O experimento foi realizado na Fazenda Escola da Universidade Estadual de Londrina (FEUEL). Esta área tem as seguintes características:

Localização geográfica a 23°20' S e 51°00' O; a altitude está estimada em 590 m. O solo foi classificado como Latossolo Roxo Distrófico. O clima da região classificado como Cfa baseado em Köppen (Iapar, 1994). A declividade na área do ensaio é de 3%.

Neste trabalho, avaliou-se a resistência do solo à penetração através do penetrógrafo de leitura direta PENETROGRAFER SC-60 da Soil Control com ponteira de 1,2 cm², diâmetro da haste de 0,95 cm e penetração máxima de 0,60 m, em 7 profundidades: 0 a 0,05 m; 0,05 a 0,10 m; 0,10 a 0,15 m; 0,15 a 0,20 m; 0,20 a 0,25 m; 0,25 a 0,30 m e 0,30 a 0,35 m.

A densidade do solo foi obtida utilizando-se a metodologia do Anel Volumétrico (EMBRAPA/SNLCS). As amostras foram coletadas em três profundidades: 0 a 0,10 m; 0,10 a 0,20 m e 0,20 a 0,30 m. Foi determinado o teor de água do solo no momento da implantação do ensaio em três profundidades: (0 a 0,10 m; 0,10 a 0,20 m e 0,20 a 0,30 m) e também a análise granulométrica nestas três profundidades.

5.1.6 Santos (1998)

O trabalho teve como objetivo, projetar e construir um penetrômetro hidráulico eletrônico para a determinação da resistência à penetração do solo.

O experimento foi realizado na Fazenda Experimental Lageado, pertencente à Faculdade de Ciências Agrônômicas da Universidade Estadual Paulista, Campus de Botucatu, UNESP, Estado de São Paulo.

Para validar o equipamento, um ensaio de campo foi instalado em quatro solos da Fazenda Experimental Lageado: Latossolo Vermelho Amarelo, Latossolo Vermelho Escuro, Latossolo Roxo e Terra Roxa Estruturada. Dados com penetrômetro hidráulico eletrônico e com penetrógrafo manual SC – 60 nas profundidades: de 0,05 em 0,05 m de 0 a 0,50 m foram obtidos e comparados em duas condições de solo: seco e úmido.

Dados de física do solo também foram levantados, teor de água e densidade do solo em 3 profundidades: 0 a 0,10 m; 0,10 a 0,20 m e 0,20 a 0,30 m.

5.1.7 Gabriel Filho (1998)

O trabalho objetivou o estudo de diferentes tipos de arados de discos e de aivecas, operando em dois tipos de solo, avaliando-se a demanda energética, as alterações físicas na camada de solo mobilizada, o desenvolvimento e o rendimento da cultura do milho e as alterações nas condições químicas dos solos, devido à incorporação do calcário.

O experimento foi conduzido em dois locais distintos, pertencentes à Faculdade de Ciências Agronômicas da Universidade Estadual Paulista – UNESP. A primeira área está localizada na Fazenda Experimental Lageado, cidade de Botucatu, Estado de São Paulo. O segundo local encontra-se na Fazenda Experimental São Manuel, município de São Manuel, Estado de São Paulo.

Os solos foram classificados como Terra Roxa Estruturada distrófica, textura muito argilosa e Latossolo Vermelho Escuro álico, textura média, respectivamente para as áreas das Fazendas Experimentais Lageado e São Manuel.

O teor de água no solo foi determinado pela diferença de peso da amostra de solo úmido e do peso da amostra de solo seco em estufa, a 105°C durante 48 h aproximadamente, utilizando-se o método gravimétrico padrão, em três profundidades: 0 a 0,10 m ; 0,10 a 0,20 m e 0,20 a 0,30 m.

Para a determinação da densidade do solo foi utilizado o método do torrão impermeabilizado em parafina, descrito por Kiehl (1979). Para cada parcela foram retiradas duas amostras nas camadas de 0 a 0,10 m; 0,10 a 0,20 m e 0,20 a 0,30 m de profundidade.

A análise granulométrica do solo para ambos os locais foi determinada pelo método de Bouyoucos, descrito por Kiehl (1979). Foram obtidas em três profundidades: 0 a 0,10 m; 0,10 a 0,20 m e 0,20 a 0,30 m.

A resistência do solo à penetração no perfil foi determinada no gráfico traçado pelo penetrógrafo até a profundidade 0.30 m, da marca Soil Control.

5.1.8 Ralisch (1995)

O trabalho teve como objetivo estudar os efeitos de 3 tipos de manejo na organização estrutural de um Latossolo Roxo. As avaliações foram realizadas no experimento denominado “cultivo em faixas”, conduzido pela OCEPAR em Cascavel, Paraná, entre 1982 e 1991/92, em sua estação experimental Eloy Gomes, BR 467 km 19. A situação geográfica é a seguinte: latitude 24°56` S; longitude 53°26` O. A altitude média da estação experimental é de 760 m. O clima da região é classificado como Cfa, com as seguintes características:

- precipitação total média anual: 1900 mm;
- precipitação total média mensal média de menor intensidade: 350 a 400 mm em junho, julho e agosto;
- umidade relativa do ar: média anual de 75 a 80%;
- temperatura média anual das temperaturas atmosféricas mínimas: 12 a 13°C;
- temperatura média anual das temperaturas atmosférica máximas: 24 a 25°C;
- temperatura média anual 18 °C.

O solo foi classificado como Latossolo Roxo distrófico A moderado, textura argilosa, fase floresta subtropical perenifólia, relevo suave ondulado. A área do experimento possui uma declividade média de 6%, sem qualquer problema visível de erosão.

Neste trabalho, foram coletadas amostras para determinar teor de água em 5 profundidades: 0 a 0,05 m; 0,05 a 0,10 m; 0,10 a 0,20 m; 0,20 a 0,40 m e 0,40 a 0,60 m.

A análise granulométrica foi realizada pelo método de Bouyoucos (MALAVOLTA, 1976), em amostras obtidas em 3 profundidades: 0 a 0,05 m; 0,05 a 0,10 m e 0,10 a 0,20 m.

A densidade do solo foi obtida pelo método da impermeabilização dos torrões com parafina, segundo MELLO e TEIXEIRA (1973). Foi realizada em 5 profundidades; 0 a 0,10 m; 0,10 a 0,20 m; 0,20 a 0,30 m; 0,30 a 0,40 m e 0,40 a 0,50 m.

A resistência do solo à penetração foi feita com penetrômetro de impacto modelo IAA/PLANALSUCAR – STOF nas profundidades: de 0,02 m de 0 a 0,58 m.

5.1.9 – Salvador (1992)

O trabalho propôs-se a estudar o desempenho operacional de um conjunto tratorizado composto por trator e subsolador, o consumo de energia e os efeitos no solo na cultura do milho, quando na operação de subsolagem realizada antes e depois de 5 sistemas de preparo periódico do solo: aração, aração e gradagem de nivelamento, gradagem pesada, gradagem pesada e de nivelamento e escarificador.

A pesquisa foi desenvolvida na Faculdade de Ciências Agronômicas, Campus de Botucatu – SP, em um solo classificado como Terra Roxa Estruturada.

As análises físicas do perfil do solo foram realizadas pelos Departamento de Engenharia Rural e de Ciências do Solo, da FCA.

Para a determinação do teor de água no solo foi utilizado o método recomendado por Nogueira (1973) em 4 profundidades: 0 a 0,10 m; 0,10 a 0,20 m; 0,20 a 0,30 m e 0,30 a 0,40 m.

O método utilizado para a densidade do solo foi o de impermeabilização dos torrões com parafina, segundo MELLO e TEIXEIRA (1973).

A análise granulométrica das partículas do solo foi realizada segundo a norma NBR 7181 da Associação Brasileira de Normas Técnicas (1982b). Foram retiradas amostras de solo nas camadas de 0 a 0,20 m; 0,20 a 0,30 m e 0,30 a 0,40 m.

A resistência do solo à penetração foi obtida utilizando-se o penetrógrafo da marca Daiki, modelo DIK 5520, com cone padrão ASAE e precisão de $\pm 3 \text{ kgf/cm}^2$. Pela análise dos gráficos obteve-se resistência à penetração a 0,10, 0,20, 0,30, 0,40 e 0,50 m de profundidade.

Foi utilizado o *Neural Network Toolbox* do software Matlab para treinamento das redes neurais artificiais multicamadas com algoritmo *backpropagation* com otimização (Levenberg-Marquadt). As redes foram alimentadas com dados de entradas referentes aos parâmetros de compactação obtidos em diversos trabalhos descritos na seção anterior e obtendo como saída das mesmas a densidade do solo.

5.2 Tratamento dos dados

O solo foi dividido em solo preparado (solo arado, gradeado, escarificado, e outros) e solo não preparado (plantio direto ou solo sem nenhum tipo de preparo). Cada solo foi classificado conforme a porcentagem de argila: solo tipo 1 (menos de 30% de argila), solo tipo 2 (entre 30 e 50% de argila) e solo tipo 3 (com mais de 50% de argila), conforme mostra o Quadro 3.

Quadro 3. Classificação do solo conforme a porcentagem de argila.

Tipo de Solo	Solo Preparado	Solo Não Preparado
Solo 1	% de argila < 30	% de argila < 30
Solo 2	% de argila entre 30 e 50	% de argila entre 30 e 50
Solo 3	% de argila > 50	% de argila > 50

5.3 Definição da entrada e saída da rede

As variáveis de entradas da rede são resistência do solo à penetração (em kPa) na profundidade de 0 a 0,30 m, o teor de água (em %), o tipo do solo (preparado ou não preparado) e porcentagem de argila. A saída da rede é a densidade do solo (em kg/m^3). A ilustração das entradas e saídas da rede é mostrada na Figura 13.

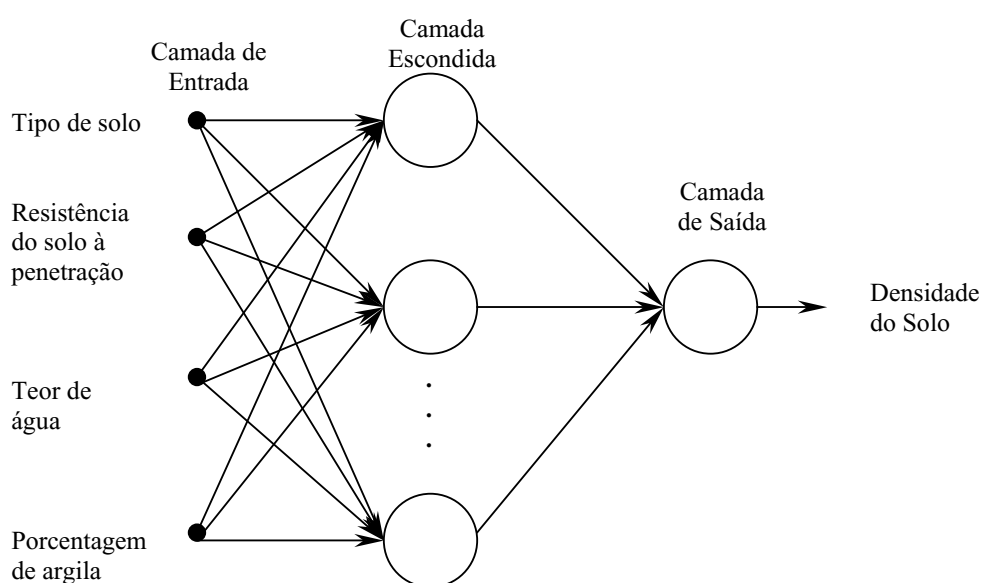


Figura 13. Arquitetura da rede neural.

Foram treinadas nove redes com as seguintes características:

rede-1:

dados de entrada: todos os tipos de solos (preparado e não preparado);
total de dados de treinamento: 1005.

rede-2:

dados de entrada: todos os tipos de solo (somente preparados);
total de dados de treinamento: 735.

rede-3:

dados de entrada: todos os tipos de solos (somente não preparados);

total de dados de treinamento: 269.

rede-4:

dados de entrada: todos os tipos de solos, somente preparados, excluindo-se os dados do solo sem nenhuma passagem do rolo compactador.

total de dados de treinamento: 636

rede-5:

dados de entrada: somente solo tipo 1, preparado, excluindo-se os dados do solo com nenhuma passagem do rolo compactador.

total de dados de treinamento: 285

rede-6:

dados de entrada: somente solo tipo 3 preparado, excluindo-se os dados do solo com nenhuma passagem do rolo compactador.

total de dados de treinamento: 358

rede-7:

dados de entrada: somente solo tipo 1 não preparado.

total de dados de treinamento: 62

rede-8:

dados de entrada: somente solo tipo 2 não preparado.

total de dados de treinamento: 104

rede-9:

dados de entrada: somente solo tipo 3 não preparado.

total de dados: 103

5.4 Validação da rede

Para cada rede, os dados do solo são divididos aleatoriamente em cerca de 80% dos dados para treinamento e 20 % dos dados restantes para validação. Assim, para cada rede temos:

rede-1: do total de 1005 dados, 817 foram utilizados para treinamento e os 188 restantes para validação.

rede-2: do total de 735 dados, 625 foram utilizados para treinamento e os 110 restantes para validação.

rede-3: do total de 270 dados, 217 foram utilizados para treinamento e os 53 restantes para validação.

rede-4: do total de 636 dados, 526 foram utilizados para treinamento e os 110 restantes para validação.

rede-5: do total de 285 dados, 235 foram utilizados para treinamento e os 50 restantes para validação.

rede-6: do total de 358 dados, 298 foram utilizados para treinamento e os 60 restantes para validação.

rede-7: do total de 62 dados, 48 foram utilizados para treinamento e os 14 restantes para validação.

rede-8: do total de 104 dados, 84 foram utilizados para treinamento e os 20 restantes para validação.

rede-9: do total de 103 dados, 79 foram utilizados para treinamento e os 24 restantes para validação .

A rede “rede-1”, tem quatro variáveis de entrada: tipo de solo (solo preparado (1) ou solo não preparado (2)), resistência do solo à penetração, teor de água e porcentagem de argila.

As redes: “rede-2”, “rede-3”, “rede-4”, “rede-6”, “rede-7”, “rede-8” e “rede-9” têm 3 variáveis de entrada: resistência do solo à penetração, teor de água e

porcentagem de argila e a "rede-5" tem 2 variáveis de entrada (resistência do solo à penetração e teor de água). Em todas as redes têm-se como saída a densidade do solo.

O treinamento foi feito variando o número de camadas e o número de neurônios em cada camada, e também o número de épocas. Como os pesos são elementos iniciados com valores aleatórios, para cada treinamento obtêm-se valores diferentes. Desta forma, treinou-se cada rede 10 vezes com a mesma arquitetura para selecionar o melhor resultado.

Em cada treinamento determinou-se o erro relativo médio através das seguintes equações:

$$\bar{E} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n E_i \quad (54)$$

onde n é a quantidade de padrões de teste e E_i é o erro relativo do i -ésimo padrão de teste ou seja:

$$E_i = \frac{|d_i - r_i|}{|d_i|} \cdot 100 \quad (55)$$

onde d_i é a saída desejada e r_i é a saída obtida pela rede.

A variância do erro relativo e o desvio padrão do mesmo são calculados, respectivamente, através das duas equações seguintes:

$$Var(E) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r_i - \bar{E})^2 \quad (56)$$

$$Desvio = \sqrt{Var(E)} \quad (57)$$

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Foram treinadas 9 redes com 3 camadas, de 10 a 40 neurônios na camada escondida, fazendo-se incremento de 5 neurônios. Para representar a arquitetura de uma rede foi utilizada a notação “ $NE \rightarrow NCE \rightarrow NS$ ”, onde NE é o número de entradas da camada de entrada da rede, NCE é o número de neurônios da camada escondida, e NS é o número de neurônios da camada de saída. Sendo os valores dos pesos iniciais atribuídos aleatoriamente, uma rede com a mesma arquitetura, fornece resultados diferentes em cada treinamento. Assim, para cada arquitetura, a rede foi treinada 10 vezes e escolhido o melhor resultado desta arquitetura. A escolha da arquitetura de uma rede deve ser feita com cautela, pois uma rede com muitas camadas escondidas ou muitos neurônios nestas camadas pode fornecer excelentes resultados para os dados de treinamento, mas para os dados de validação os resultados podem ser totalmente imprecisos (este problema chama-se *overfitting*). Desta forma, escolheu-se como melhor resultado a rede que obteve menor erro relativo percentual médio e menor variância em relação aos dados de validação. Havendo resultados próximos na escolha da arquitetura, selecionou-se aquela com menor erro quadrático médio e menor número de neurônios.

6.1 Resultados da rede-1

A rede-1 foi treinada com dados de entrada fornecidos pela resistência do solo à penetração, teor de água, porcentagem de argila, solo preparado ou não preparado (1 ou 2), e com saída sendo a densidade do solo. Os resultados desta rede com arquitetura $NE = 4$, $NCE = 10$ a 40 e $NS = 1$ são mostradas no Quadro 4.

Observa-se nesta rede que após 30 neurônios na camada escondida, à medida que aumenta o número de neurônios nesta camada, o erro quadrático médio diminui, mas aumenta o erro relativo médio e a variância. Isto é, o erro para os dados de treinamento diminui, mas aumenta para os de validação. Deve-se ter cuidado neste caso, pois a rede com muitos neurônios na camada intermediária pode memorizar os padrões de treinamento ao invés de extrair características para a generalização (produzir saídas adequadas para entradas que não estavam presentes no treinamento). Assim, a rede de arquitetura $4 \rightarrow 15 \rightarrow 1$ é a que fornece melhor resultado, pois é a que tem menor erro relativo médio e menor variância.

Quadro 4. Resultados da rede-1 (com todos os tipos de solo).

Arquitetura	Erro Quadrático Médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio (%) (Validação)	Variância (Validação)
$4 \rightarrow 10 \rightarrow 1$	0,078	6,071	35,425
$4 \rightarrow 15 \rightarrow 1$	0,077	5,578	31,119
$4 \rightarrow 20 \rightarrow 1$	0,068	6,835	46,372
$4 \rightarrow 25 \rightarrow 1$	0,070	6,190	34,531
$4 \rightarrow 30 \rightarrow 1$	0,076	6,082	31,920
$4 \rightarrow 35 \rightarrow 1$	0,067	6,328	34,972
$4 \rightarrow 40 \rightarrow 1$	0,065	6,789	48,289

A Figura 14 mostra o gráfico de dispersão da densidade obtida experimentalmente em relação à densidade calculada pela rede-1 ($4 \rightarrow 15 \rightarrow 1$) para os padrões de validação. Observa-se que existe grande dispersão dos pontos e vários deles estão distantes da reta de inclinação de 45° , sendo que quanto mais distantes estiverem os pontos desta reta, maior é o erro relativo.

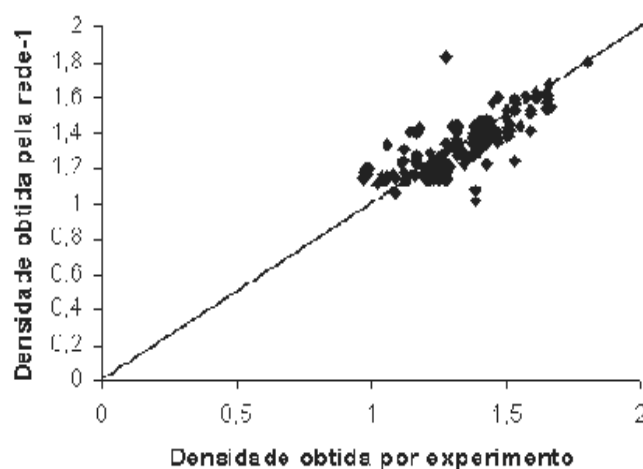


Figura 14. Densidades obtidas pela rede-1 e densidades obtidas experimentalmente.

Com relação aos resultados obtidos pela rede-1 ($4 \rightarrow 15 \rightarrow 1$) são explicitados alguns comentários baseados nos quadros seguintes, com as respectivas médias e variâncias dos erros relativos.

O Quadro 5 mostra os dados de teste da rede-1 para solo tipo 1 preparado (seção 3.2.1), os quais foram obtidos do trabalho de Guerra et al. (2000), citado na seção 5.1.3. Observa-se no quadro que os maiores erros relativos estão concentrados nas amostras 51 a 60, os quais são dados correspondentes ao solo preparado com nenhuma passagem do rolo compactador. O maior erro relativo para este solo está na amostra 55 com 25,33 %.

Quadro 5. Resultados da rede-1 para solo tipo 1 (preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Preparo	Densidade Experimento (kg / m ³)	Densidade rede-1 (kg / m ³)	Erro Relativo (%)
1	455,80	10,65	25,00	1	1,38	1,34	2,25
2	471,60	8,79	25,00	1	1,38	1,28	7,11
3	555,00	9,77	25,00	1	1,39	1,35	2,83
4	800,70	10,43	25,00	1	1,32	1,43	7,99
5	215,80	9,07	25,00	1	1,40	1,41	5,33
6	1163,20	8,66	25,00	1	1,43	1,47	2,87
7	920,00	11,1	25,00	1	1,44	1,44	0,12
8	875,10	10,16	25,00	1	1,38	1,40	1,21

Continuação do Quadro 5

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Preparo	Densidade Experimento (kg / m³)	Densidade rede-1 (kg / m³)	Erro Relativo (%)
9	1298,10	10,66	25,00	1	1,41	1,46	3,40
10	538,50	9,25	25,00	1	1,41	1,33	5,94
11	991,60	9,43	25,00	1	1,44	1,45	0,70
12	1000,90	9,88	25,00	1	1,41	1,45	2,94
13	1137,70	9,07	25,00	1	1,40	1,47	4,83
14	796,90	9,38	25,00	1	1,44	1,41	1,97
15	1046,30	9,43	25,00	1	1,44	1,46	1,18
16	9567,70	10,43	25,00	1	1,32	1,45	9,49
17	573,90	10,65	25,00	1	1,38	1,38	0,01
18	482,10	8,79	25,00	1	1,38	1,29	6,81
19	502,10	9,77	25,00	1	1,39	1,33	4,18
20	696,20	10,43	25,00	1	1,32	1,41	6,51
21	901,80	11,17	25,00	1	1,30	1,44	10,49
22	291,40	12,66	25,00	1	1,28	1,35	5,15
23	762,70	9,07	25,00	1	1,40	1,40	0,25
24	696,00	9,38	25,00	1	1,44	1,38	3,84
25	834,90	9,43	25,00	1	1,44	1,42	1,25
26	2761,60	11,67	25,00	1	1,38	1,40	1,30
27	4046,60	12,21	25,00	1	1,40	1,41	0,71
28	4972,50	12,09	25,00	1	1,52	1,45	4,65
29	1835,60	11,67	25,00	1	1,50	1,42	5,01
30	2260,80	12,21	25,00	1	1,38	1,39	1,37
31	1029,60	12,09	25,00	1	1,31	1,40	9,20
32	1014,80	11,67	25,00	1	1,38	1,44	4,11
33	1429,00	12,21	25,00	1	1,43	1,42	0,36
34	2156,30	12,09	25,00	1	1,40	1,40	0,32
35	1914,10	11,67	25,00	1	1,31	1,42	8,56
36	2539,20	12,09	25,00	1	1,46	1,39	4,47
37	2179,30	11,67	25,00	1	1,43	1,41	1,20
38	1825,70	12,21	25,00	1	1,52	1,41	7,06
39	2370,90	12,09	25,00	1	1,5	1,40	6,77
40	2155,00	11,67	25,00	1	1,46	1,41	3,17
41	1035,40	12,21	25,00	1	1,43	1,49	0,10
42	532,90	12,09	25,00	1	1,4	1,39	0,65
43	418,00	11,67	25,00	1	1,31	1,36	3,79
44	472,00	12,21	25,00	1	1,38	1,38	0,05
45	685,20	12,09	25,00	1	1,43	1,41	1,26
46	1013,80	12,09	25,00	1	1,5	1,43	4,65
47	1754,30	12,09	25,00	1	1,59	1,42	10,82
48	1026,70	11,67	25,00	1	1,55	1,44	7,88
49	503,80	12,21	25,00	1	1,46	1,39	5,02
50	422,20	12,09	25,00	1	1,44	1,37	4,91
51	176,30	10,81	25,00	1	1,12	1,25	11,37
52	349,30	10,81	25,00	1	1,12	1,31	17,23
53	201,50	10,09	25,00	1	1,11	1,23	10,74
54	257,90	8,65	25,00	1	1,20	1,20	0,230
55	563,60	9,06	25,00	1	1,06	1,33	25,33
56	2048,00	12,09	25,00	1	1,14	1,41	23,50
57	2030,70	11,67	25,00	1	1,15	1,42	23,30
58	1477,00	12,21	25,00	1	1,18	1,42	20,64
59	2971,50	12,09	25,00	1	1,17	1,39	18,81
60	1565,70	12,09	25,00	1	1,18	1,42	20,66
Média do erro relativo,							6,12
Variância							32,35

Quadro 7. Resultado da rede-1 para solo tipo 2 (não preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Preparo	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade rede-1 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
1	6419,40	13,05	41,00	2	1,59	1,52	4,48
2	4605,30	12,89	41,00	2	1,51	1,41	6,91
3	2676,90	16,63	41,00	2	1,59	1,53	3,97
4	4127,50	15,77	41,00	2	1,53	1,25	18,47
5	3839,80	16,20	41,00	2	1,51	1,38	8,29
6	2159,30	15,50	41,00	2	1,53	1,59	3,83
7	2413,00	15,50	41,00	2	1,53	1,58	3,42
8	2137,90	15,50	41,00	2	1,53	1,59	3,74
9	2652,60	15,50	41,00	2	1,53	1,53	0,33
10	3073,70	15,50	41,00	2	1,53	1,53	0,33
11	449,80	20,20	48,50	2	1,41	1,48	4,66
12	881,75	20,20	48,50	2	1,41	1,43	1,75
13	892,63	20,20	48,50	2	1,41	1,44	1,79
14	1062,50	20,20	48,50	2	1,41	1,44	2,45
15	794,04	20,20	48,50	2	1,41	1,43	1,44
16	3176,30	16,55	48,50	2	1,61	1,64	1,59
17	3971,80	14,73	48,50	2	1,66	1,61	3,19
18	1953,30	20,43	48,50	2	1,61	1,60	0,82
19	2141,10	20,08	48,50	2	1,66	1,67	0,75
20	2405,90	20,95	48,50	2	1,67	1,55	7,14
Média do erro relativo							3,97
Variância							16,03

Quadro 8. Resultado da rede-1 para solo tipo 3 (preparado)

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Preparo	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade rede-1 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
1	1913,00	24,40	59,50	1	1,13	1,13	0,31
2	1289,00	28,40	59,50	1	1,13	1,13	0,26
3	1737,00	28,70	59,50	1	1,21	1,14	6,03
4	2420,00	26,20	59,50	1	1,22	1,15	6,04
5	2175,00	25,30	59,50	1	1,21	1,14	5,87
6	2330,00	29,90	59,50	1	1,23	1,15	6,54
7	4169,00	29,00	59,50	1	1,06	1,16	9,44
8	4640,00	29,70	59,50	1	1,16	1,17	0,85
9	2953,00	29,00	59,50	1	1,04	1,15	10,79
10	3394,00	30,60	59,50	1	1,16	1,15	0,49
11	3522,00	30,10	59,50	1	1,08	1,15	6,92
12	2549,00	29,10	59,50	1	1,09	1,15	5,56
13	647,30	17,60	60,00	1	1,22	1,23	0,57
14	687,00	16,37	60,00	1	1,29	1,22	5,79
15	706,30	18,66	60,00	1	1,33	1,28	3,96
16	706,90	17,82	60,00	1	1,26	1,26	0,22
17	939,50	17,16	60,00	1	1,22	1,29	5,78
18	648,00	17,42	60,00	1	1,17	1,23	5,47
19	528,20	16,45	60,00	1	1,12	1,18	5,25
20	651,20	16,81	60,00	1	1,17	1,22	4,16
21	785,10	17,22	60,00	1	1,17	1,26	7,65
22	8450	17,42	60,00	1	1,17	1,28	9,16
23	808,70	16,59	60,00	1	1,37	1,25	8,83
24	1440,60	17,26	60,00	1	1,42	1,37	3,75

Continuação do Quadro 8 solo tipo 3 (preparado)

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Preparo	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade rede-1 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
25	1308,00	17,92	60,00	1	1,47	1,37	7,05
26	1044,40	15,65	60,00	1	1,43	1,23	10,70
27	1909,80	15,70	60,00	1	1,27	1,19	6,14
28	1786,30	15,70	60,00	1	1,27	1,29	1,49
29	1593,40	17,26	60,00	1	1,42	1,34	5,62
30	1374,70	16,15	60,00	1	1,4	1,35	3,75
31	1393,80	16,45	60,00	1	1,4	1,35	3,24
32	1535,00	16,93	60,00	1	1,43	1,36	4,46
33	1497,30	16,45	60,00	1	1,40	1,36	2,72
34	1369,40	16,93	60,00	1	1,43	1,36	4,97
35	1602,70	16,18	60,00	1	1,47	1,35	7,87
36	1738,70	16,15	60,00	1	1,40	1,30	7,08
37	1618,10	17,26	60,00	1	1,42	1,33	6,41
38	2779,20	19,34	60,00	1	1,25	1,16	7,55
39	3533,80	13,90	60,00	1	1,25	1,16	7,13
40	2886,90	20,71	60,00	1	1,22	1,16	4,66
41	3715,80	19,34	60,00	1	1,22	1,17	3,93
42	3424,00	13,90	60,00	1	1,25	1,16	7,41
43	2953,40	20,71	60,00	1	1,28	1,16	9,02
44	3413,90	19,34	60,00	1	1,26	1,17	7,17
45	3565,00	13,90	60,00	1	1,25	1,16	7,06
46	3395,00	20,71	60,00	1	1,28	1,17	8,53
47	488,00	20,71	60,00	1	1,32	1,28	3,02
48	2190,30	20,71	60,00	1	1,25	1,14	9,19
49	2428,50	19,34	60,00	1	1,28	1,14	10,94
50	3091,80	13,90	60,00	1	1,28	1,14	10,69
51	2502,50	20,71	60,00	1	1,26	1,15	8,67
52	2534,50	19,34	60,00	1	1,25	1,15	8,37
53	3488,70	19,34	60,00	1	1,08	1,17	8,37
54	3270,70	13,90	60,00	1	1,20	1,15	4,04
55	3167,50	20,71	60,00	1	1,15	1,17	1,59
56	5180,10	20,71	60,00	1	1,25	1,18	5,89
57	5783,30	19,34	60,00	1	1,28	1,83	7,60
58	333,90	15,86	60,00	1	1,02	1,11	8,81
59	312,30	16,39	60,00	1	1,05	1,12	6,72
60	272,20	14,81	60,00	1	1,09	1,06	2,82
61	3016,10	20,71	60,00	1	0,99	1,17	17,77
62	2614,50	19,34	60,00	1	0,97	1,15	18,46
63	5144,70	13,90	60,00	1	0,99	1,20	21,44
64	4770,80	20,71	60,00	1	0,97	1,17	21,00
65	2372,20	19,34	60,00	1	1,05	1,14	8,27
66	5128,50	13,90	60,00	1	0,98	1,20	22,47
67	4252,80	20,71	60,00	1	0,99	1,17	18,47
68	2549,00	36,60	80,50	1	1,35	1,22	9,309
69	2075,00	24,40	50,80	1	1,24	1,24	0,066
70	2436,10	21,20	50,80	1	1,28	1,23	3,815
Média do erro relativo							7,02
Variância							23,60

O Quadro 9 mostra os resultados da rede-1 para solo tipo 3 não preparado (seção 3.2.1), com maior erro relativo na amostra 22 com 27,13% , valor muito alto

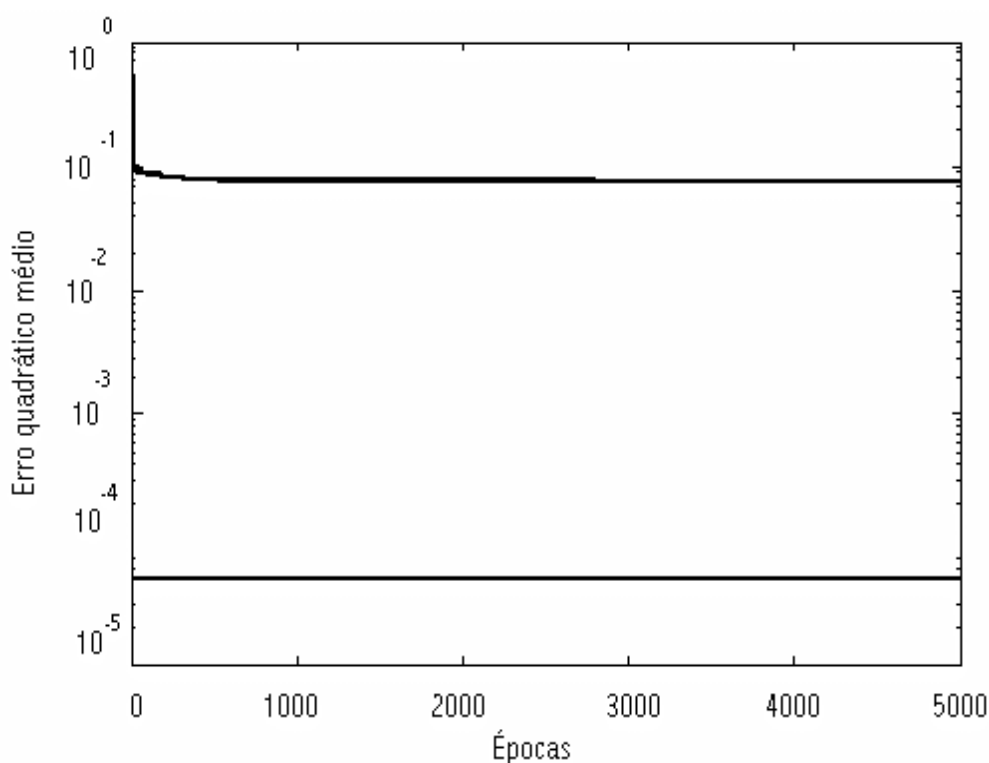


Figura 15. Gráfico do erro quadrático médio da rede-1.

6.2 Resultados da rede-2

Esta rede foi treinada somente para solo preparado, tipo1 e tipo2 com dados de entrada fornecidos pela resistência do solo à penetração, teor de água e teor de argila e tendo como saída a densidade do solo.

Os resultados desta rede estão apresentados no Quadro 10. Observa-se neste quadro que a partir de 35 neurônios na camada escondida o erro quadrático médio dos dados de treinamento diminuiu, mas o erro relativo médio e a variância dos dados de teste aumentam. A rede de arquitetura $3 \rightarrow 15 \rightarrow 1$ é a que tem menor erro relativo médio, porém tem variância alta. Já a rede de arquitetura $3 \rightarrow 10 \rightarrow 1$ tem erro relativo médio maior, mas tem variância menor e menos neurônios na camada escondida. Assim, para a rede-2, a arquitetura escolhida é $3 \rightarrow 10 \rightarrow 1$.

Quadro 10. Resultados da rede-2.

Arquitetura	Erro Quadrático médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio (%) (Validação)	Variância (Validação)
3 → 10 → 1	0.121	7.207	33.167
3 → 15 → 1	0.112	6.597	43.526
3 → 20 → 1	0.102	7.305	46.871
3 → 25 → 1	0.108	7.403	36.704
3 → 30 → 1	0.100	7.906	52.497
3 → 35 → 1	0.107	7.318	52.678
3 → 40 → 1	0.101	7.848	58.526

A Figura 16 mostra o gráfico de dispersão da densidade estimada pela rede e a densidade obtida experimentalmente. Observa-se que os pontos continuam dispersos e distantes da reta de inclinação de 45°.

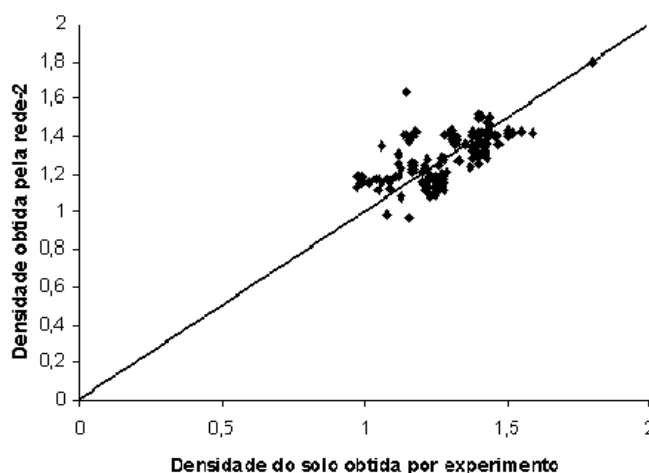


Figura 16. Densidade obtida pela rede-2 e densidade obtida experimentalmente.

Os resultados da rede-2 para a arquitetura escolhida estão explicitados nos quadros seguintes.

O Quadro 11 mostra os resultados da rede-2 para solo tipo 1 (preparado). Observa-se que mesmo treinando a rede somente com dados do solo preparado, não houve melhoria nos resultados. Concordando com os resultados do Quadro 5, os maiores erros estão ainda concentrados nas amostras 51 a 60, os quais correspondem aos dados do

solo com nenhuma passagem do rolo compactador. O maior erro relativo está na amostra 56 com 23,61 %.

Quadro 11. Resultados da rede-2 para solo tipo 1 (preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-2 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
1	455,80	10,65	25,00	1,38	1,32	4,08
2	471,60	8,79	25,00	1,38	1,29	6,44
3	555,00	9,77	25,00	1,39	1,35	2,77
4	800,70	10,43	25,00	1,32	1,38	4,34
5	1215,80	9,07	25,00	1,40	1,52	8,30
6	1163,20	8,66	25,00	1,43	1,48	3,53
7	920,00	11,10	25,00	1,44	1,41	1,79
8	675,10	10,16	25,00	1,38	1,34	2,88
9	1298,10	10,66	25,00	1,41	1,42	0,82
10	538,50	9,25	25,00	1,41	1,36	3,41
11	991,60	9,43	25,00	1,44	1,50	4,25
12	1000,90	9,88	25,00	1,41	1,51	7,02
13	1137,70	9,07	25,00	1,40	1,50	7,44
14	796,90	9,38	25,00	1,44	1,45	0,91
15	1046,30	9,38	25,00	1,44	1,51	4,92
16	956,70	10,43	25,00	1,32	1,40	5,88
17	573,90	10,65	25,00	1,38	1,35	2,17
18	482,10	8,79	25,00	1,38	1,29	6,20
19	502,10	9,77	25,00	1,39	1,32	4,92
20	696,20	10,43	25,00	1,32	1,36	3,01
21	901,80	11,17	25,00	1,30	1,41	8,82
22	291,40	12,66	25,00	1,28	1,41	9,98
23	762,70	9,07	25,00	1,40	1,41	1,01
24	696,00	9,38	25,00	1,44	1,42	1,06
25	834,90	9,43	25,00	1,44	1,47	1,88
26	2761,60	11,67	25,00	1,38	1,40	1,56
27	4046,60	12,21	25,00	1,40	1,26	10,22
28	4972,50	12,09	25,00	1,52	1,42	6,78
29	1835,60	11,67	25,00	1,50	1,42	5,65
30	2260,80	12,21	25,00	1,38	1,40	1,80
31	1029,60	12,09	25,00	1,31	1,43	9,43
32	1014,80	11,67	25,00	1,38	1,43	3,53
33	1429,00	12,21	25,00	1,43	1,43	0,12
34	2156,30	12,09	25,00	1,40	1,41	0,47
35	1914,10	11,67	25,00	1,31	1,41	7,83
36	2539,20	12,09	25,00	1,46	1,40	3,96
37	2179,30	11,67	25,00	1,43	1,41	1,70
38	1825,70	12,21	25,00	1,52	1,42	6,77
39	2370,90	12,09	25,00	1,50	1,40	6,44
40	2155,00	11,67	25	1,46	1,406	3,692
41	1035,40	12,21	25,00	1,43	1,43	0,32
42	532,90	12,09	25,00	1,40	1,41	0,80
43	418,00	11,67	25,00	1,31	1,38	5,51
44	472,00	12,21	25,00	1,38	1,41	2,14
45	685,20	12,09	25,00	1,43	1,42	0,58
46	1013,80	12,09	25,00	1,50	1,43	4,45
47	1754,30	12,09	25,00	1,59	1,42	10,71
48	1026,70	11,67	25,00	1,55	1,43	7,80
49	503,80	12,21	25,00	1,46	1,41	3,28

Continuação do Quadro 11 Resultados da rede-2 solo tipo 1 (preparado)

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-2 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
50	422,20	12,09	25,00	1,44	1,40	2,73
51	176,30	10,81	25,00	1,12	1,26	12,57
52	349,30	10,81	25,00	1,12	1,31	16,98
53	201,50	10,09	25,00	1,11	1,19	7,41
54	257,90	8,65	25,00	1,20	1,22	1,56
55	563,60	9,06	25,00	1,06	1,35	27,33
56	2048,00	12,09	25,00	1,14	1,41	23,61
57	2030,70	11,67	25,00	1,15	1,41	22,51
58	1477,00	12,21	25,00	1,18	1,43	21,22
59	2975,50	12,09	25,00	1,17	1,40	19,79
60	1565,70	12,09	25,00	1,18	1,43	20,94
Média do erro relativo						6,60
Variância						40,20

Os resultados da rede-2 para solo tipo 3 estão mostrados no Quadro 12. Para o solo tipo 3 (preparado) os resultados também não melhoraram. Os maiores erros relativos continuam concentrados entre as amostras 58 e 67. Estes dados correspondem aos dados do solo com nenhuma passagem do rolo compactador, já comentado no Quadro 8 da rede-1. O maior erro relativo está na amostra 64 com 22,46 %.

Quadro 12. Resultados da rede-2 para solo tipo 3 (preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-2 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
1	1913,0	24,4	59,5	1,13	1,080	4,415
2	1289,00	28,40	59,50	1,13	1,23	9,07
3	1737,00	28,70	59,50	1,21	1,25	2,95
4	2420,00	26,20	59,50	1,22	1,13	7,06
5	2175,00	25,30	59,50	1,21	1,11	8,26
6	2330,00	29,90	59,50	1,23	1,09	11,22
7	4169,00	29,00	59,50	1,06	1,16	9,34
8	4640,00	29,70	59,5	1,16	1,38	18,58
9	2953,00	29,00	59,50	1,04	1,17	12,85
10	3394,00	30,60	59,50	1,16	0,97	16,05
11	3522,00	30,10	59,50	1,08	0,99	8,32
12	2549,00	29,10	59,50	1,09	1,16	6,87
13	647,30	17,16	60,00	1,22	1,22	0,05
14	687,00	16,37	60,00	1,29	1,21	5,94
15	706,30	18,66	60,00	1,33	1,27	4,17
16	706,9	17,82	60,00	1,26	1,25	1,13
17	939,50	17,16	60,00	1,22	1,28	4,94
18	648,50	17,42	60,00	1,17	1,23	4,89
19	528,20	16,45	60,00	1,12	1,19	5,99
20	651,20	16,81	60,00	1,17	1,21	3,75
21	785,10	17,22	60,00	1,17	1,25	6,57

Continuação do Quadro 12 rede-2 solo tipo 3 (preparado)

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-3 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
22	845,30	17,42	60,00	1,17	1,26	7,92
23	808,70	16,59	60,00	1,37	1,24	9,28
24	1440,60	17,26	60,00	1,42	1,36	3,89
25	1308,00	17,92	60,00	1,47	1,36	7,57
26	1044,40	15,65	60,00	1,43	1,29	9,83
27	1909,80	15,70	60,00	1,27	1,20	5,37
28	1786,30	15,70	60,00	1,27	1,29	1,60
29	1593,40	17,26	60,00	1,42	1,33	6,56
30	1374,70	16,15	60,00	1,40	1,37	2,49
31	1393,80	16,45	60,00	1,40	1,37	2,31
32	1535,00	16,93	60,00	1,43	1,36	5,09
33	1497,30	16,45	60,00	1,40	1,37	2,09
34	1369,40	16,93	60,00	1,43	1,37	4,54
35	1602,70	16,18	60,00	1,47	1,36	7,55
36	1738,70	16,15	60,00	1,40	1,30	7,32
37	1618,10	17,26	60,00	1,42	1,31	7,42
38	2779,20	19,34	60,00	1,25	1,14	8,55
39	3533,80	13,90	60,00	1,25	1,17	6,58
40	2886,90	20,71	60,00	1,22	1,15	5,54
41	3715,80	19,34	60,00	1,22	1,18	3,50
42	3424,00	13,90	60,00	1,25	1,16	6,88
43	2953,40	20,71	60,00	1,28	1,16	9,71
44	3413,90	19,34	60,00	1,26	1,17	7,10
45	3565,00	13,90	60,00	1,25	1,17	6,51
46	3395,00	20,17	60,00	1,28	1,17	8,47
47	488,00	20,71	60,00	1,32	1,39	5,00
48	2190,30	20,71	60,00	1,25	1,10	12,22
49	2428,50	19,34	60,00	1,28	1,12	12,83
50	3091,80	13,90	60,00	1,28	1,15	10,24
51	2502,50	20,71	60,00	1,26	1,13	10,56
52	2534,50	19,34	60,00	1,25	1,13	9,99
53	3488,70	19,34	60,00	1,08	1,17	8,57
54	3270,70	13,90	60,00	1,20	1,16	3,51
55	3167,50	20,71	60,00	1,15	1,64	1,27
56	5180,10	20,71	60,00	1,25	1,19	4,82
57	5783,30	19,34	60,00	1,28	1,19	6,95
58	333,90	15,86	60,00	1,02	1,15	13,00
59	312,30	16,39	60,00	1,05	1,17	11,54
60	272,20	14,81	60,00	1,09	1,12	2,94
61	3016,10	20,71	60,00	0,99	1,16	17,02
62	2614,50	19,34	60,00	0,97	1,13	16,65
63	5144,70	13,90	60,00	0,99	1,19	19,98
64	4770,80	20,71	60,00	0,97	1,19	22,46
65	2372,20	19,34	60,00	1,05	1,11	5,76
66	5128,50	13,90	60,00	0,98	1,19	21,20
67	4252,80	20,71	60,00	0,99	1,18	19,67
68	2549,00	36,60	80,50	1,35	1,36	0,79
Média do erro relativo						7,82
Variância						26,29

A rede-2 foi treinada variando o número de épocas de 5000 a 10000 épocas. A figura 17 mostra o gráfico do erro quadrático médio da rede-2 para 10000 épocas

de treinamento. Observa-se neste gráfico que a convergência da rede foi bastante lenta durante quase todo o processo de treinamento.

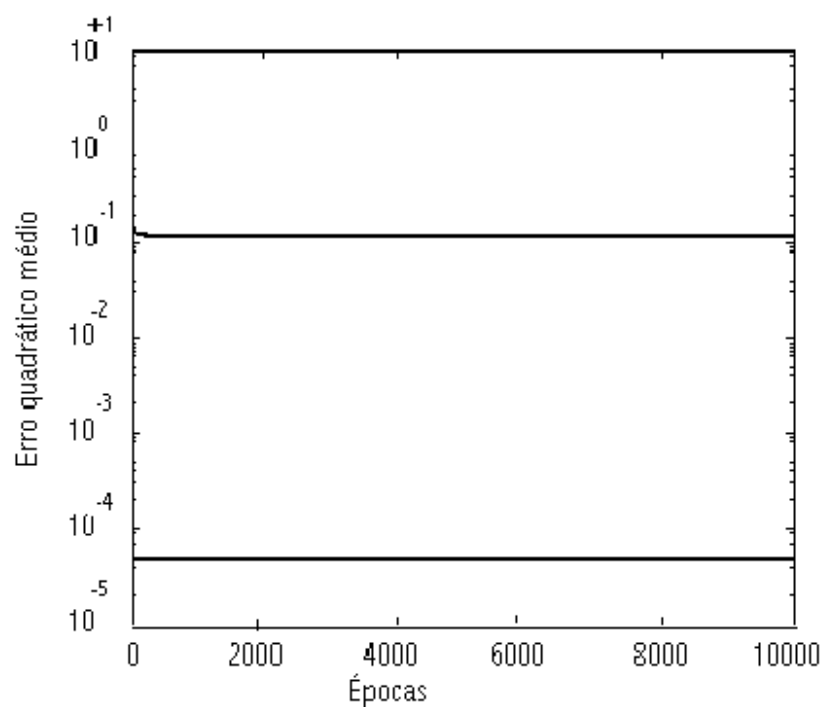


Figura 17. Gráfico do erro quadrático médio da rede-2.

Outras simulações da rede-2 com mais de uma camada intermediária também não forneceram resultados satisfatórios.

6.3 Resultados da rede-3

Os resultados da rede-3 (somente solo não preparado) são apresentados no Quadro 13. A rede de arquitetura $3 \rightarrow 10 \rightarrow 1$ é a que tem menor erro relativo médio e menor variância. Assim, a arquitetura escolhida é $3 \rightarrow 10 \rightarrow 1$. O maior erro relativo para esta arquitetura foi de 10,80 %.

Quadro 13. Resultados da rede-3.

Arquitetura	Erro Quadrático Médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio % (Validação)	Variância (Validação)
3 → 10 → 1	0,012	2,017	3,322
3 → 15 → 1	0,009	2,336	3,671
3 → 20 → 1	0,007	2,596	7,447
3 → 25 → 1	0,007	3,692	15,982
3 → 30 → 1	0,004	3,846	17,963
3 → 35 → 1	0,005	4,157	25,491
3 → 40 → 1	0,004	4,486	25,391

A Figura 18 mostra o gráfico de dispersão da densidade obtida experimentalmente e da densidade obtida pela rede-3. Observa-se que separando os dados em somente solo não preparado, a rede fornece resultados mais precisos.

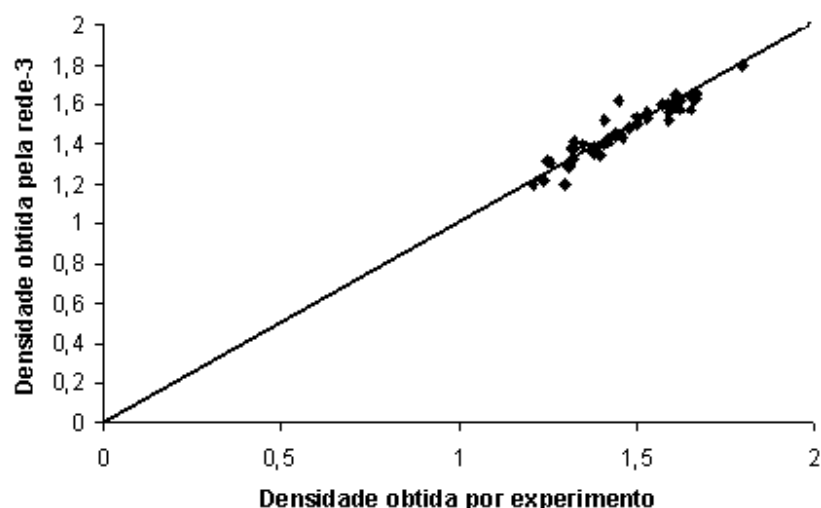


Figura 18. Densidade obtida pela rede-3 e densidades obtidas experimentalmente.

Os resultados da rede-3 para solo tipo 1 (não preparado), estão explicitados no Quadro 14. Comparando com os resultados da rede-1 (Quadro 6), observa-se que a média do erro relativo diminuiu, houve melhora, exceto na amostra 3 (solo com teor de água elevado), que tem erro relativo elevado, causando alto valor da variância. O maior erro relativo continua no solo úmido, na amostra 3, com valor de 10,80 %

Quadro 14. Resultados da rede-3 para solo tipo1 (não preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-3 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
1	1590,00	43,39	6,70	1,45	1,48	2,33
2	1850,00	43,39	6,70	1,47	1,48	0,63
3	1800,00	43,39	6,70	1,66	1,48	10,80
4	2484,00	15,90	21,50	1,50	1,50	0,04
5	1798,20	15,90	21,50	1,50	1,52	1,08
6	1426,30	15,90	21,50	1,50	1,52	1,59
7	1400,00	15,90	21,50	1,50	1,52	1,63
8	1823,50	15,90	21,50	1,50	1,52	1,04
9	6051,30	6,95	21,50	1,65	1,61	2,41
10	4810,10	7,65	21,50	1,62	1,61	0,72
11	3172,60	11,28	21,50	1,65	1,63	1,45
12	2332,50	12,37	21,50	1,62	1,63	0,39
13	2396,10	11,99	21,50	1,57	1,63	3,52
14	1828,20	11,28	21,50	1,65	1,62	1,96
Média do erro relativo						2,11
Variância						7,09

No Quadro 15, estão explicitados os resultados da rede-3 para solo tipo 2 (não preparado). Comparando com os resultados da rede-1 (Quadro 7), observa-se que houve grande melhora. O maior erro relativo neste quadro está na amostra 19 com valor de 6,19 %.

Quadro 15. Resultados da rede-3 para solo tipo 2 (não preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-3 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
1	6419,40	13,05	41,00	1,59	1,54	3,23
2	4605,30	12,89	41,00	1,51	1,54	1,67
3	2676,90	16,63	41,00	1,59	1,55	2,77
4	4127,50	15,77	41,00	1,53	1,55	1,29
5	3839,80	16,20	41,00	1,51	1,55	2,80
6	2159,30	15,50	41,00	1,53	1,53	0,00
7	2413,00	15,50	41,00	1,53	1,53	0,00
8	2137,90	15,50	41,00	1,53	1,53	0,00
9	2652,60	15,50	41,00	1,53	1,53	0,00
10	3073,70	15,50	41,00	1,53	1,54	0,41
11	1449,80	20,20	48,50	1,41	1,49	5,77
12	881,75	20,20	48,50	1,41	1,42	0,74
13	892,63	20,20	48,50	1,41	1,42	0,81
14	1062,50	20,20	48,50	1,41	1,44	2,01
15	794,04	20,20	48,50	1,41	1,41	0,24
16	3176,30	16,55	48,50	1,61	1,63	1,35
17	3971,80	14,73	48,50	1,66	1,64	1,22
18	1953,30	20,43	48,50	1,61	1,62	0,73
19	2141,10	20,08	48,50	1,66	1,56	6,19
20	2405,90	20,95	48,50	1,67	1,66	0,52
Média do erro relativo						1,60
Variância						3,17

No Quadro 16, estão explicitados os resultados da rede-3 para solo tipo 3 (não preparado). Comparando com os resultados da rede-1 (Quadro 9), observa-se que houve muita melhoria, pois a média do erro relativo diminuiu e houve um grande decréscimo no valor da variância. O maior erro relativo está na amostra 10 com valor de 6,30 %.

Quadro 16. Resultados da rede-3 para solo tipo 3 (não preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	T. de Água (%)	Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-3 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
1	3040,00	26,40	56,20	1,40	1,44	3,07
2	2960,00	26,40	56,20	1,40	1,43	2,15
3	2270,00	27,00	59,50	1,22	1,18	3,45
4	2465,00	28,70	59,50	1,25	1,22	2,31
5	1352,00	30,30	59,50	1,21	1,19	1,78
6	2180,00	27,00	59,50	1,24	1,18	5,16
7	4002,00	29,90	59,50	1,25	1,29	3,39
8	3895,00	27,30	59,50	1,30	1,23	5,43
9	2933,00	30,00	59,50	1,25	1,25	0,33
10	3806,00	28,50	59,50	1,35	1,264	6,30
11	3410,00	28,27	61,70	1,33	1,32	0,70
12	3160,00	28,27	61,70	1,31	1,32	0,65
13	2900,00	28,27	61,70	1,29	1,32	2,05
14	1976,50	31,90	62,40	1,23	1,22	0,74
15	4417,50	27,40	65,50	1,38	1,40	1,51
16	5014,00	27,40	65,50	1,38	1,41	1,88
17	2094,40	27,40	65,50	1,38	1,38	0,18
18	3052,60	27,40	65,50	1,38	1,39	0,71
19	2131,20	22,63	65,50	1,39	1,36	1,93
20	3378,10	23,85	65,50	1,32	1,36	3,21
21	2787,60	22,99	65,50	1,38	1,36	1,71
22	1982,70	22,63	65,50	1,39	1,37	1,74
23	3563,50	23,85	65,50	1,32	1,36	3,29
24	2053,80	25,40	65,50	1,39	1,37	1,75
Média do erro relativo						2,31
Variância						2,60

A rede-3 foi treinada com 10000 épocas, a convergência foi muito lenta a partir de 3000 épocas. A Figura 19 mostra o gráfico do erro quadrático médio.

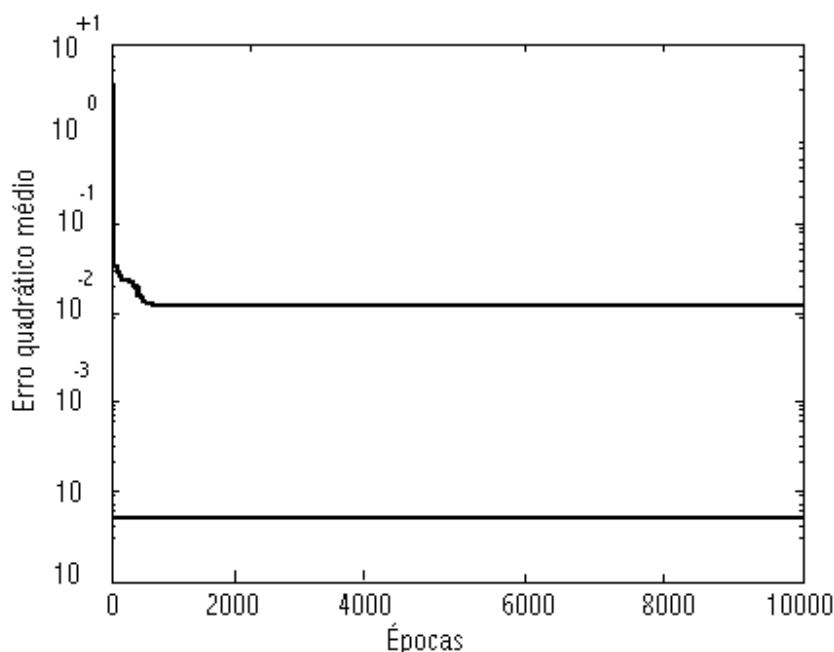


Figura 19. Gráfico do erro quadrático médio da rede 3.

Os resultados foram imprecisos tanto na rede-1 como na rede-2 para solo preparado com nenhuma passagem do rolo compactador. Uma das possíveis razões para a imprecisão pode ser devido à desagregação do solo, dificultando a rede extrair características para a generalização. Na prática, não se tem interesse em avaliar a compactação de um solo solto. Assim, excluindo os dados do solo solto tanto nos dados de treinamento como nos dados de teste da rede-2, treinou-se uma outra rede, a rede-4.

6.4 Resultados da rede-4

Os resultados da rede-4 são mostrados no Quadro 17. A rede de arquitetura $3 \rightarrow 10 \rightarrow 1$ é a que tem menor erro relativo médio, mas tem variância e erro quadrático médio maior do que as redes de arquitetura $3 \rightarrow 15 \rightarrow 1$ e $3 \rightarrow 20 \rightarrow 1$. A arquitetura escolhida é a rede que tem menor variância, ou seja, a rede $3 \rightarrow 20 \rightarrow 1$.

Quadro 17. Resultados da rede-4.

Arquitetura	Erro Quadrático Médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio (%) (Validação)	Variância (Validação)
3 → 10 → 1	0,070	4,695	17,090
3 → 15 → 1	0,058	4,811	14,675
3 → 20 → 1	0,066	4,898	12,907
3 → 25 → 1	0,057	4,830	19,144
3 → 30 → 1	0,050	6,083	108,04
3 → 35 → 1	0,104	6,741	41,821
3 → 40 → 1	0,055	11,330	128,38

A Figura 20 mostra o gráfico de dispersão da densidade obtida experimentalmente e da densidade obtida pela rede-4. Comparando com os gráficos das Figuras 14 e 16, observa-se que os pontos do gráfico de dispersão ficaram mais concentrados em torno da reta de inclinação de 45°.

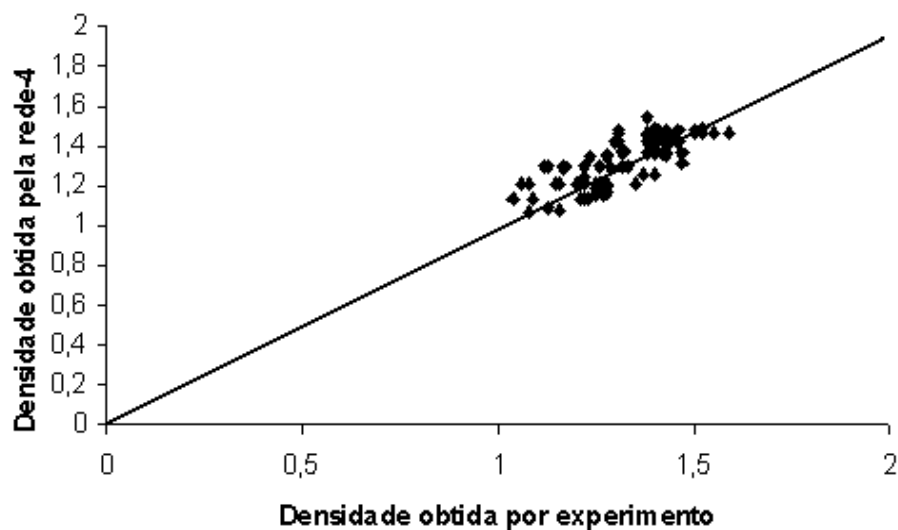


Figura 20. Densidade obtida pela rede-4 e densidades obtidas experimentalmente.

Os quadros seguintes explicitam os resultados da arquitetura escolhida na rede-4. O Quadro 18 mostra os resultados desta rede para solo tipo1 (preparado).

Comparando com os resultados do Quadro 10, rede-2 para solo tipo 1 (preparado), observa-se que os erros relativos diminuíram, sendo que na rede-4 o maior erro relativo para este solo está na amostra 31, tendo valor de 12,82 %.

O Quadro 19 mostra os resultados da rede-4 para solo tipo 3 (preparado). Para o solo tipo 3 também os resultados melhoraram, o maior erro relativo está na amostra 59, tendo o mesmo o valor de 26,09%.

Quadro 18. Resultados da rede-4 para solo tipo 1 (preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-4 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
1	455,80	10,65	25,00	1,38	1,34	2,56
2	471,60	8,79	25,00	1,38	1,40	1,57
3	555,00	9,77	25,00	1,39	1,37	1,70
4	800,70	10,43	25,00	1,32	1,41	6,84
5	1215,80	9,07	25,00	1,40	1,45	3,47
6	1163,20	8,66	25,00	1,43	1,45	1,42
7	920,00	11,10	25,00	1,44	1,43	0,45
8	675,10	10,16	25,00	1,38	1,38	0,27
9	1298,10	10,66	25,00	1,41	1,48	5,14
10	538,50	9,25	25,00	1,41	1,39	1,18
11	991,60	9,43	25,00	1,44	1,48	2,77
12	1000,90	9,88	25,00	1,41	1,48	4,88
13	1137,70	9,07	25,00	1,40	1,47	4,77
14	796,90	9,38	25,00	1,44	1,45	0,94
15	1046,30	9,38	25,00	1,44	1,48	2,90
16	956,70	10,43	25,00	1,32	1,45	10,20
17	573,90	10,65	25,00	1,38	1,36	1,51
18	482,10	8,79	25,00	1,38	1,41	1,87
19	502,10	9,77	25,00	1,39	1,35	2,77
20	696,20	10,43	25,00	1,32	1,38	4,69
21	901,80	11,17	25,00	1,30	1,43	10,08
22	291,40	12,66	25,00	1,28	1,29	0,54
23	762,70	9,07	25,00	1,40	1,46	3,94
24	696,00	9,38	25,00	1,44	1,43	0,68
25	834,90	9,43	25,00	1,44	1,46	1,36
26	2761,60	11,67	25,00	1,38	1,48	7,38
27	4046,60	12,21	25,00	1,40	1,51	7,68
28	4972,50	12,09	25,00	1,52	1,52	0,14
29	1835,60	11,67	25,00	1,50	1,46	2,62
30	2260,80	12,21	25,00	1,38	1,49	8,17
31	1029,60	12,09	25,00	1,31	1,48	12,82
32	1014,80	11,67	25,00	1,38	1,47	6,27
33	1429,00	12,21	25,00	1,43	1,41	1,09
34	2156,30	12,09	25,00	1,40	1,49	6,72
35	1914,10	11,67	25,00	1,31	1,46	11,6
35	2539,20	12,09	25,00	1,46	1,51	3,22
36	2179,30	11,67	25,00	1,43	1,47	2,91
37	825,70	12,21	25,00	1,52	1,46	4,23
38	2370,90	12,09	25,00	1,50	1,50	0,21
39	2155,00	11,67	25,00	1,46	1,47	0,74
40	1035,40	12,21	25,00	1,43	1,47	2,91

Continuação do Quadro 18 Resultado da rede-4 solo tipo 1 (preparado)

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-4 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
41	532,90	12,09	25,00	1,4	1,46	4,23
42	418,00	11,67	25,00	1,31	1,43	8,85
43	472,00	12,21	25,00	1,38	1,46	5,57
44	685,20	12,09	25,00	1,43	1,46	2,31
45	1013,80	12,09	25,00	1,50	1,48	1,51
46	1754,30	12,09	25,00	1,59	1,47	7,67
47	1026,70	11,67	25,00	1,55	1,47	5,30
48	503,80	12,21	25,00	1,46	1,46	0,18
49	422,20	12,09	25,00	1,44	1,46	1,20
Média do erro relativo						3,88
Variância						10,43

Quadro 19. Resultados da rede-4 para solo tipo 3 (preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-4 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
1	1913,00	24,40	59,50	1,13	1,05	7,03
2	1289,00	28,40	59,50	1,13	1,32	16,40
3	1737,00	28,70	59,50	1,21	1,22	1,14
4	2420,00	26,20	59,50	1,22	1,14	6,62
5	2175,00	25,30	59,50	1,21	1,15	5,26
6	2330,00	29,90	59,50	1,23	1,16	5,96
7	4169,00	29,00	59,50	1,06	1,07	1,25
8	4640,00	29,70	59,50	1,16	0,95	17,75
9	2953,00	29,00	59,50	1,04	1,13	8,56
10	3394,00	30,60	59,50	1,16	1,12	3,84
11	3522,00	30,10	59,50	1,08	1,12	3,60
12	2549,00	29,10	59,50	1,09	1,13	3,30
13	647,30	17,16	60,00	1,22	1,29	5,92
14	687,00	16,37	60,00	1,29	1,26	2,57
15	706,30	18,66	60,00	1,33	1,32	0,64
16	706,90	17,82	60,00	1,26	1,31	3,88
17	939,50	17,16	60,00	1,22	1,25	2,80
18	648,50	17,42	60,00	1,17	1,30	11,30
19	528,2	16,45	60,00	1,12	1,28	14,10
20	651,20	16,81	60,00	1,17	1,27	8,934
21	785,10	17,22	60,00	1,17	1,27	8,58
22	845,30	17,42	60,00	1,17	1,27	8,46
23	808,70	16,59	60,00	1,37	1,26	8,18
24	1440,60	17,26	60,00	1,42	1,36	4,41
25	1308,00	17,92	60,00	1,47	1,26	13,97
26	1044,40	15,65	60,00	1,43	1,38	3,53
27	1909,80	15,70	60,00	1,27	1,21	4,64
28	1786,30	15,70	60,00	1,27	1,27	0,13
29	1593,40	17,26	60,00	1,42	1,40	1,59
30	1374,70	16,15	60,00	1,40	1,42	1,17
31	1393,80	16,45	60,00	1,4	1,41	0,53
32	1535,00	16,93	60,00	1,43	1,41	1,55
33	1497,30	16,45	60,00	1,40	1,42	1,69
34	1369,40	16,93	60,00	1,43	1,37	4,36
35	1602,70	16,18	60,00	1,47	1,44	2,22
36	1738,70	16,15	60,00	1,40	1,32	5,95
37	1618,10	17,26	60,00	1,42	1,40	1,32
39	2779,20	19,34	60,00	1,25	1,28	2,63
40	3533,80	13,90	60,00	1,25	1,21	3,08
41	2886,90	20,71	60,00	1,22	1,20	1,82
42	3715,80	19,34	60,00	1,22	1,18	2,98

Continuação do Quadro 19 rede-4 solo tipo 3 (preparado)

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-4 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
43	3424,00	13,90	60,00	1,25	1,22	2,78
44	2953,40	20,71	60,00	1,28	1,20	6,03
45	3413,90	19,34	60,00	1,26	1,23	2,03
46	3565,00	13,90	60,00	1,25	1,201	3,22
47	3395,00	20,17	60,00	1,28	1,18	7,99
48	488,00	20,71	60,00	1,32	1,33	0,75
49	2190,30	20,71	60,00	1,25	1,06	15,26
50	2428,50	19,34	60,00	1,28	1,17	8,78
51	3091,80	13,90	60,00	1,28	1,21	5,85
52	2502,50	20,71	60,00	1,26	1,22	3,53
53	2534,50	19,34	60,00	1,25	1,26	0,82
55	3270,70	13,90	60,00	1,20	1,22	1,45
56	3167,50	20,71	60,00	1,15	1,20	4,37
57	5180,10	20,71	60,00	1,25	1,22	2,13
58	5783,30	19,34	60,00	1,28	1,22	4,70
59	2549,00	36,60	80,50	1,35	0,100	26,09
60	2075,00	24,40	50,80	1,24	1,18	4,70
61	2436,10	21,20	50,80	1,28	1,16	9,83
Média do erro relativo						5,62
Variância						25,38

A rede-4 foi treinada com 10000 épocas tendo começado a convergir muito lentamente a partir de 3800 épocas. A Figura 21 mostra o gráfico do erro quadrático médio da rede-4.

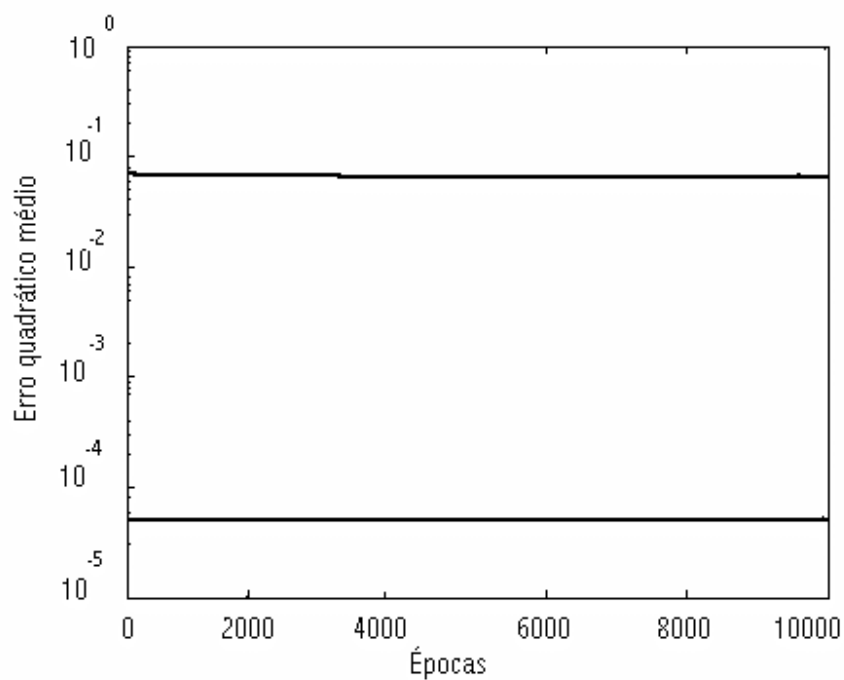


Figura 21. Gráfico de erro quadrático médio da rede-4

Em todos os casos as redes neurais artificiais tiveram melhor desempenho para o solo não preparado.

Para obter resultados mais detalhados a respeito de cada tipo de solo, foram treinadas as redes 5, 6, 7, 8 e 9, cada uma com apenas um tipo de solo, respectivamente solo tipo 1 preparado, solo tipo 3 preparado, solo tipo 1 não preparado, solo tipo 2 não preparado e solo tipo 3 não preparado.

6.5 Resultados da rede-5

Esta rede foi treinada com dados de entrada fornecidos pelo índice de cone e teor de água e tem como saída a densidade do solo.

Devido à dificuldade na obtenção dos dados do solo tipo1 preparado, foram encontrados somente dados com teor de argila igual a 25%. Não foi utilizada esta variável de entrada, pois a mesma tendo valor constante, impossibilita a normalização dos dados para o treinamento da rede.

Os resultados desta rede são mostrados no Quadro 20. A rede de arquitetura $2 \rightarrow 25 \rightarrow 1$ é a que tem menor erro relativo médio, porém tem variância e erro quadrático médio maior do que as redes de arquitetura $2 \rightarrow 20 \rightarrow 1$ e $2 \rightarrow 30 \rightarrow 1$. A arquitetura escolhida é a rede que tem menor variância, ou seja, a rede $2 \rightarrow 30 \rightarrow 1$. Comparando os resultados do Quadro 20 com os resultados do Quadro 17 da rede-4 (treinada para solo preparado tipo 1 e tipo 3), observa-se que houve melhora nos resultados ao treinar a rede somente com um tipo de solo preparado.

Quadro 20. Resultados da rede-5

Arquitetura	Erro Quadrático Médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio % (Validação)	Variância (Validação)
2 → 10 → 1	0,086	4,050	10,687
2 → 15 → 1	0,087	4,909	10,494
2 → 20 → 1	0,082	3,716	11,331
2 → 25 → 1	0,102	3,475	11,240
2 → 30 → 1	0,076	3,752	10,138
2 → 35 → 1	0,008	3,905	10,136
2 → 40 → 1	0,080	4,060	11,180

A Figura 22 mostra o gráfico de dispersão das densidades obtidas experimentalmente e pela rede-5.

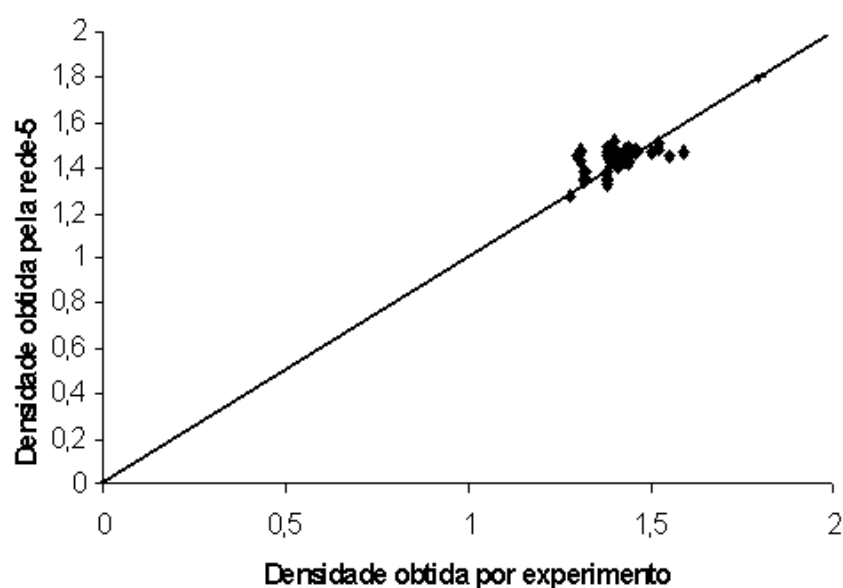


Figura 22. Densidade obtida pela rede-5 e densidades obtidas experimentalmente

O Quadro 21 explicita os resultados da arquitetura escolhida na rede-5 (solo tipo1 preparado). O maior erro relativo médio dos dados de teste para esta arquitetura está na amostra 35 com 12,66%. Comparando com os resultados do Quadro 18, da rede-4 para solo tipo 1 (preparado), observa-se que houve uma pequena melhora.

Quadro 21. Resultados da rede-5 para solo tipo 1 (preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-5 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
1	455,80	10,65	25,00	1,38	1,32	4,07
2	471,60	8,79	25,00	1,38	1,38	0,14
3	555,00	9,77	25,00	1,39	1,42	2,30
4	800,70	10,43	25,00	1,32	1,36	2,85
5	1215,80	9,07	25,00	1,40	1,48	5,41
6	1163,20	8,66	25,00	1,43	1,43	0,21
7	920,00	11,10	25,00	1,44	1,45	0,50
8	675,10	10,16	25,00	1,38	1,35	2,23
9	1298,10	10,66	25,00	1,41	1,46	3,51
10	538,50	9,25	25,00	1,41	1,40	0,76
11	991,60	9,43	25,00	1,44	1,48	2,47
12	1000,90	9,88	25,00	1,41	1,42	0,79
13	1137,70	9,07	25,00	1,40	1,48	5,40
14	796,90	9,38	25,00	1,44	1,42	1,51
15	1046,30	9,38	25,00	1,44	1,47	2,12
16	956,70	10,43	25,00	1,32	1,38	4,52
17	573,90	10,65	25,00	1,38	1,34	2,79
18	482,10	8,79	25,00	1,38	1,38	0,13
19	502,10	9,77	25,00	1,39	1,42	2,11
20	696,20	10,43	25,00	1,32	1,34	1,76
21	901,80	11,17	25,00	1,30	1,45	11,44
22	291,40	12,66	25,00	1,28	1,27	0,72
23	762,70	9,07	25,00	1,40	1,48	5,40
24	696,00	9,38	25,00	1,44	1,43	0,84
25	834,90	9,43	25,00	1,44	1,49	3,37
26	2761,60	11,67	25,00	1,38	1,49	8,20
27	4046,60	12,21	25,00	1,40	1,52	8,88
28	4972,50	12,09	25,00	1,52	1,51	0,60
29	1835,60	11,67	25,00	1,50	1,47	1,74
30	2260,80	12,21	25,00	1,38	1,49	7,65
31	1029,60	12,09	25,00	1,31	1,47	11,92
32	1014,80	11,67	25,00	1,38	1,45	5,16
33	1429,00	12,21	25,00	1,43	1,47	3,01
34	2156,30	12,09	25,00	1,40	1,47	5,10
35	1914,10	11,67	25,00	1,31	1,48	12,66
36	2539,20	12,09	25,00	1,46	1,48	1,06
37	2179,30	11,67	25,00	1,43	1,48	3,63
38	825,70	12,21	25,00	1,52	1,48	2,75
39	2370,90	12,09	25,00	1,50	1,47	1,76
40	2155,00	11,67	25,00	1,46	1,48	1,46
41	1035,40	12,21	25,00	1,43	1,47	2,78
42	532,90	12,09	25,00	1,40	1,47	4,82
43	418,00	11,67	25,00	1,31	1,43	9,30
44	472,00	12,21	25,00	1,38	1,47	6,42
45	685,20	12,09	25,00	1,43	1,47	2,57
46	1013,80	12,09	25,00	1,50	1,47	2,26
47	1754,30	12,09	25,00	1,59	1,47	7,65
48	1026,70	11,67	25,00	1,55	1,45	6,35
49	503,80	12,21	25,00	1,46	1,47	0,58
50	422,20	12,09	25,00	1,44	1,47	1,95
Média do erro relativo						3,75
Variância						10,14

A rede foi treinada com 10000 épocas. Observa-se que a convergência foi bastante lenta. A Figura 23 mostra o gráfico do erro quadrático médio da rede-5.

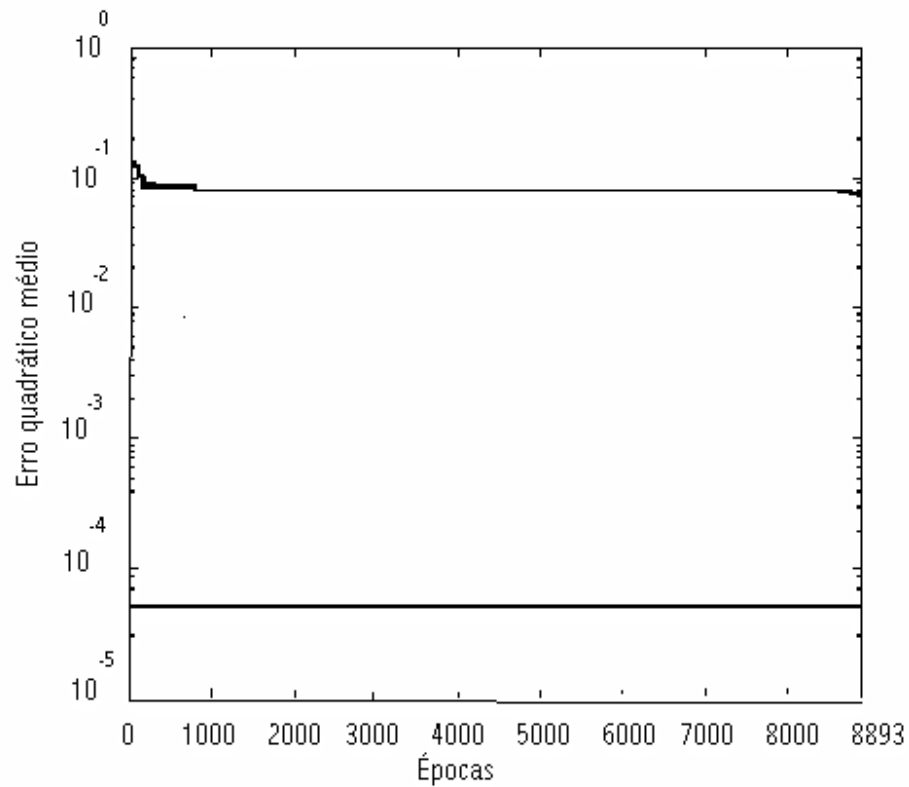


Figura 23 Gráfico do erro quadrático médio da rede-5

6.6 Resultados da rede-6

Os resultados da rede-6 são mostrados no Quadro 22. A rede de arquitetura $3 \rightarrow 10 \rightarrow 1$ é a escolhida, pois é a que tem menor erro relativo médio e menor variância. A partir da arquitetura $3 \rightarrow 35 \rightarrow 1$, o erro quadrático médio diminui mas o erro relativo médio e a variância aumentam.

Quadro 22. Resultados da rede-6

Arquitetura	Erro Quadrático Médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio % (Validação)	Variância (Validação)
3 → 10 → 1	0,094	4,666	9,016
3 → 15 → 1	0,082	5,010	12,973
3 → 20 → 1	0,083	4,818	14,069
3 → 25 → 1	0,090	4,861	12,477
3 → 30 → 1	0,080	4,722	15,484
3 → 35 → 1	0,078	4,852	11,229
3 → 40 → 1	0,074	6,045	41,911

A Figura 24 mostra o gráfico de dispersão da densidade obtida experimentalmente e da densidade obtida pela rede-6.

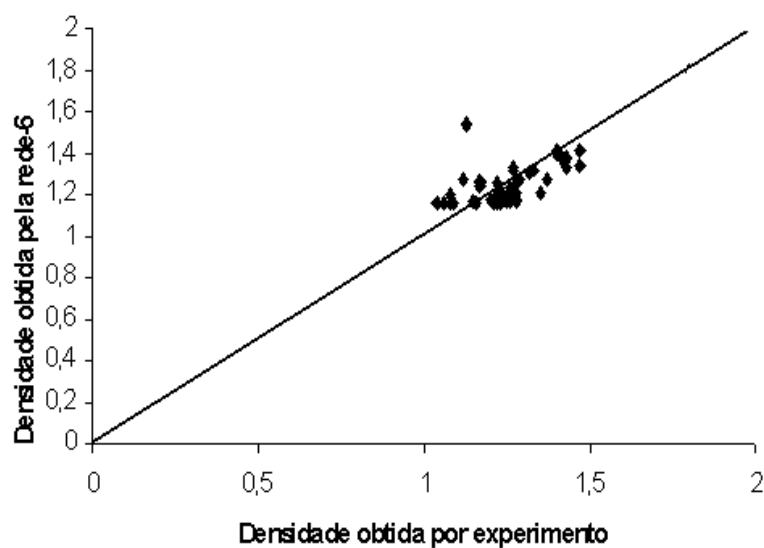


Figura 24. Densidade obtida pela rede-6 e densidade obtida experimentalmente

O Quadro 23 mostra os resultados da rede-6 (solo tipo 3 preparado). Observa-se também que houve melhora ao treinar a rede com apenas um tipo de solo. O maior erro relativo nos dados de avaliação para a arquitetura escolhida está na amostra 19, com 13,56 %.

Quadro 23. Resultados da rede-6 para solo tipo 3 (preparado)

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-6 (kg/cm ³)	Erro Relativo (%)
1	1913,00	24,40	59,50	1,13	1,16	2,22
2	1289,00	28,40	59,50	1,13	1,54	2,11
3	1737,00	28,70	59,50	1,21	1,15	4,65
4	2420,00	26,20	59,50	1,22	1,15	5,39
5	2175,00	25,30	59,50	1,21	1,15	4,58
6	2330,00	29,90	59,50	1,23	1,54	6,20
7	4169,00	29,00	59,50	1,06	1,15	8,86
8	4640,00	29,70	59,50	1,16	1,15	0,53
9	2953,00	29,00	59,50	1,04	1,15	10,95
10	3394,00	30,60	59,50	1,16	1,15	0,54
11	3522,00	30,10	59,50	1,08	1,15	6,83
12	2549,00	29,10	59,50	1,09	1,15	5,85
13	647,30	17,16	60,00	1,22	1,25	2,55
14	687,00	16,37	60,00	1,29	1,28	0,80
15	706,30	18,66	60,00	1,33	1,32	0,60
16	706,90	17,82	60,00	1,26	1,24	1,88
17	939,50	17,16	60,00	1,22	1,26	3,04
18	648,50	17,42	60,00	1,17	1,24	6,35
19	528,20	16,45	60,00	1,12	1,27	13,56
20	651,20	16,81	60,00	1,17	1,26	7,86
21	785,10	17,22	60,00	1,17	1,25	7,02
22	845,30	17,42	60,00	1,17	1,25	6,65
23	808,70	16,59	60,00	1,37	1,27	7,00
24	1440,60	17,26	60,00	1,42	1,36	3,91
25	1308,00	17,92	60,00	1,47	1,34	8,68
26	1044,40	15,65	60,00	1,43	1,33	6,95
27	1909,80	15,70	60,00	1,27	1,32	3,78
28	1786,30	15,70	60,00	1,27	1,33	4,34
29	1593,40	17,26	60,00	1,42	1,37	3,63
30	1374,70	16,15	60,00	1,40	1,41	0,97
31	1393,80	16,45	60,00	1,40	1,40	0,14
32	1535,00	16,93	60,00	1,43	1,38	3,49
33	1497,30	16,45	60,00	1,40	1,40	0,12
34	1369,40	16,93	60,00	1,43	1,38	3,83
35	1602,70	16,18	60,00	1,47	1,42	3,33
36	1738,70	16,15	60,00	1,40	1,39	0,64
37	1618,10	17,26	60,00	1,42	1,37	3,59
39	2779,20	19,34	60,00	1,25	1,19	5,10
40	3533,80	13,90	60,00	1,25	1,19	4,71
41	2886,90	20,71	60,00	1,22	1,17	4,21
42	3715,80	19,34	60,00	1,22	1,20	1,53
43	3424,00	13,90	60,00	1,25	1,18	5,25
44	2953,40	20,71	60,00	1,28	1,17	8,66
45	3413,90	19,34	60,00	1,26	1,20	5,09
46	3565,00	13,90	60,00	1,25	1,19	4,56
47	3395,00	20,17	60,00	1,28	1,17	8,42
48	488,00	20,71	60,00	1,32	1,31	1,00
49	2190,30	20,71	60,00	1,25	1,16	6,81
50	2428,50	19,34	60,00	1,28	1,18	7,67
51	3091,80	13,90	60,00	1,28	1,16	9,01
52	2502,50	20,71	60,00	1,26	1,17	7,43
53	2534,50	19,34	60,00	1,25	1,18	5,35

Continuação do Quadro 23 rede-6 solo tipo 3 (preparado)

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (kg/m ³)	Densidade Rede-6 (kg/m ³)	Erro Relativo (%)
55	3270,70	13,90	60,00	1,20	1,18	2,08
56	3167,50	20,71	60,00	1,15	1,17	1,79
57	5180,10	20,71	60,00	1,25	1,19	4,60
58	5783,30	19,34	60,00	1,28	1,26	1,62
59	2549,00	36,60	80,50	1,35	1,30	3,60
60	2075,00	24,40	50,80	1,24	1,21	1,99
61	2436,10	21,20	50,80	1,28	1,21	5,24
Média do erro relativo						4,67
Variância						9,02

A rede-6 foi treinada com 10000 épocas e a convergência foi muito lenta. A Figura 25 mostra o gráfico do erro quadrático médio da rede-6, para a arquitetura escolhida .

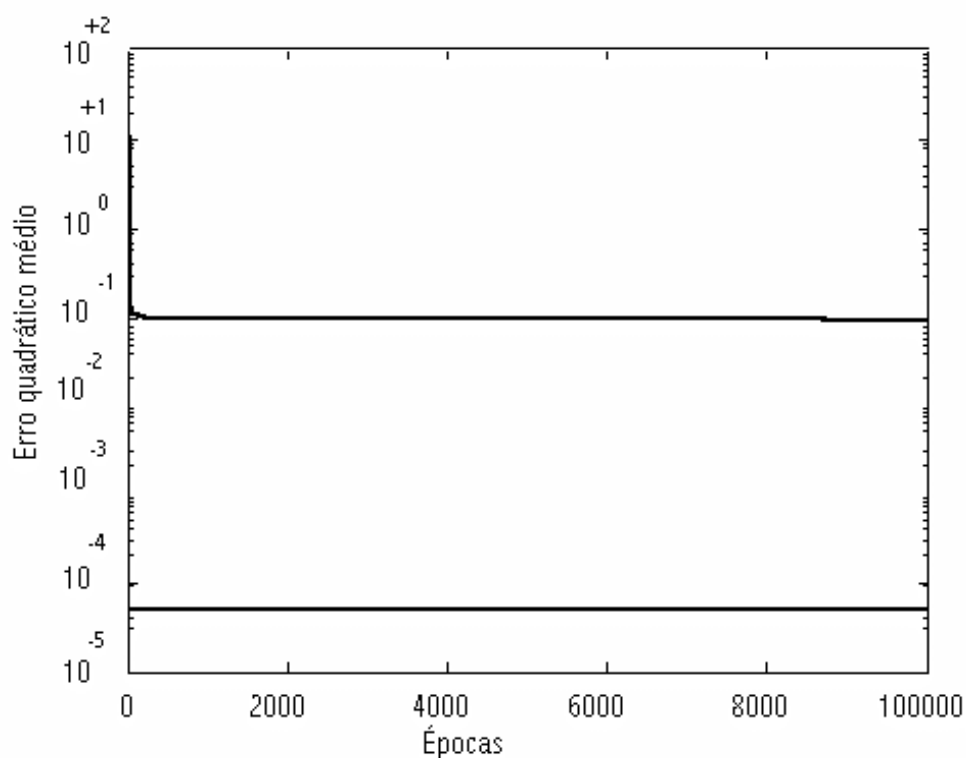


Figura 25. Gráfico de erro quadrático médio da rede-6

6.7 Resultados da rede-7

Os resultados da rede-7 são mostrados no Quadro 24. A rede de arquitetura $3 \rightarrow 15 \rightarrow 1$ é a escolhida, pois é a que tem menor erro relativo médio e menor variância. A partir da arquitetura de rede com 35 neurônios na camada intermediária, o erro quadrático médio diminui (erro do treinamento), mas o erro relativo médio e a variância aumentam (erro do teste). Comparando com os resultados do quadro 13, rede-3 para os todos os tipos de solo não preparado, não houve melhora para a rede-7.

Quadro 24. Resultados da rede-7

Arquitetura	Erro Quadrático Médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio % (Validação)	Variância (Validação)
$3 \rightarrow 10 \rightarrow 1$	0,001	4,723	17,405
$3 \rightarrow 15 \rightarrow 1$	0,003	2,396	6,993
$3 \rightarrow 20 \rightarrow 1$	0,001	4,434	15,684
$3 \rightarrow 25 \rightarrow 1$	0,001	3,283	15,915
$3 \rightarrow 30 \rightarrow 1$	0,003	2,751	15,590
$3 \rightarrow 35 \rightarrow 1$	0,001	3,309	17,224
$3 \rightarrow 40 \rightarrow 1$	0,000	5,556	21,548

A Figura 26 mostra o gráfico de dispersão da densidade obtida experimentalmente e da densidade obtida pela rede-7.

No Quadro 25, estão explicitados os resultados da rede-7. Assim como nos Quadro 6 da rede-1 (treinada para todos os tipos de solo preparado e não preparado) e Quadro 14 da rede -3 (treinada somente para solo não preparado, solo tipo 1, solo tipo 2 e solo tipo 3), os maiores erros relativos continuam concentrados nas amostra 1, 2 e 3, onde o teor de água é elevado. O maior erro relativo médio está na amostra 3, tendo o valor de 7,24 %, e cujo teor de água é igual a 43,39 %. As razões da piora dos resultados da rede-7 podem ser devido a poucos padrões de treinamentos e a presença de solo com teor de água elevado, concordando com autores como Klein et al. (1998), Guerra et al. (2000) e Lazarini et al. (2002), que recomendam a não determinação da resistência à penetração quando o solo está com teor de água elevado.

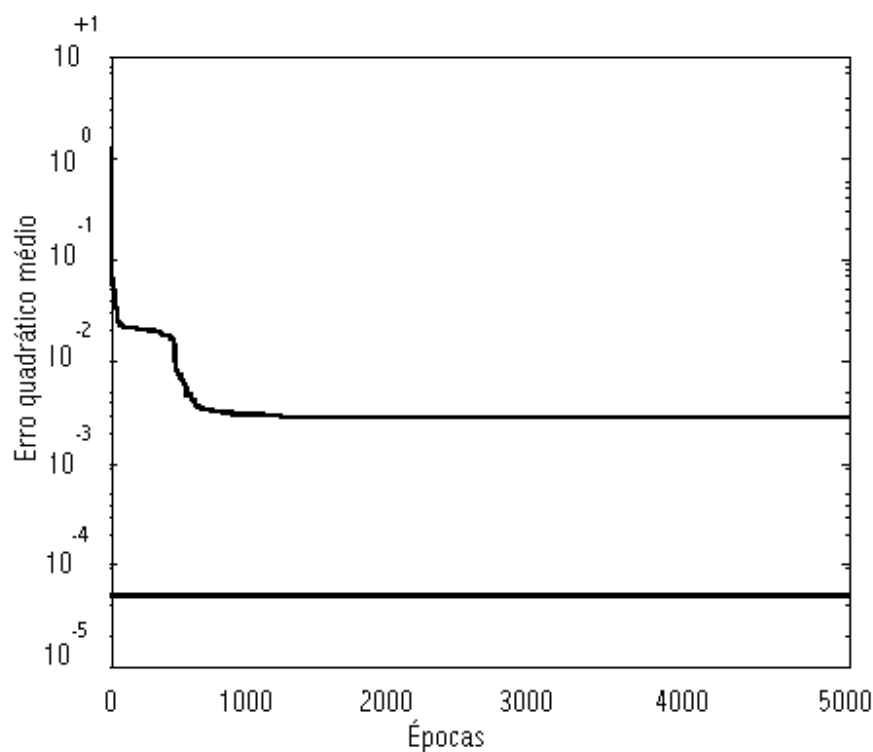


Figura 27. Gráfico do erro quadrático médio da rede -7

6.8 Resultados da rede-8

Os resultados da rede-8 são mostrados no Quadro 26. Em todas as arquiteturas obtiveram-se bons resultados. As redes de arquitetura $3 \rightarrow 30 \rightarrow 1$ e $3 \rightarrow 40 \rightarrow 1$ são as que fornecem melhores resultados. A de arquitetura escolhida foi $3 \rightarrow 30 \rightarrow 1$, pois é a que tem menos neurônios na camada intermediária e menor variância nos dados de validação. Observa-se que para esta rede, os resultados estão melhores do que os da rede-1 (todos os tipos de solo, preparado e não preparado), mostrados no Quadro 4 e da rede-3 (somente solo não preparado, solo tipo 1, tipo 2 e tipo 3), apresentados no Quadro 13.

Quadro 26. Resultados da rede-8

Arquitetura	Erro Quadrático Médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio % (Validação)	Variância (Validação)
3 → 10 → 1	0,025	0,924	1,064
3 → 15 → 1	0,026	0,913	1,116
3 → 20 → 1	0,027	0,803	0,890
3 → 25 → 1	0,023	0,757	0,982
3 → 30 → 1	0,012	0,280	0,140
3 → 35 → 1	0,073	1,516	0,893
3 → 40 → 1	0,001	0,220	0,189

A Figura 28 mostra o gráfico de dispersão da densidade obtida experimentalmente e da densidade obtida pela rede-8. Observa-se que os pontos do gráfico de dispersão estão praticamente sobre a reta de inclinação de 45°. Ao contrário da rede-1, mesmo treinando com poucos padrões de treinamento, a rede-2 forneceu resultados precisos.

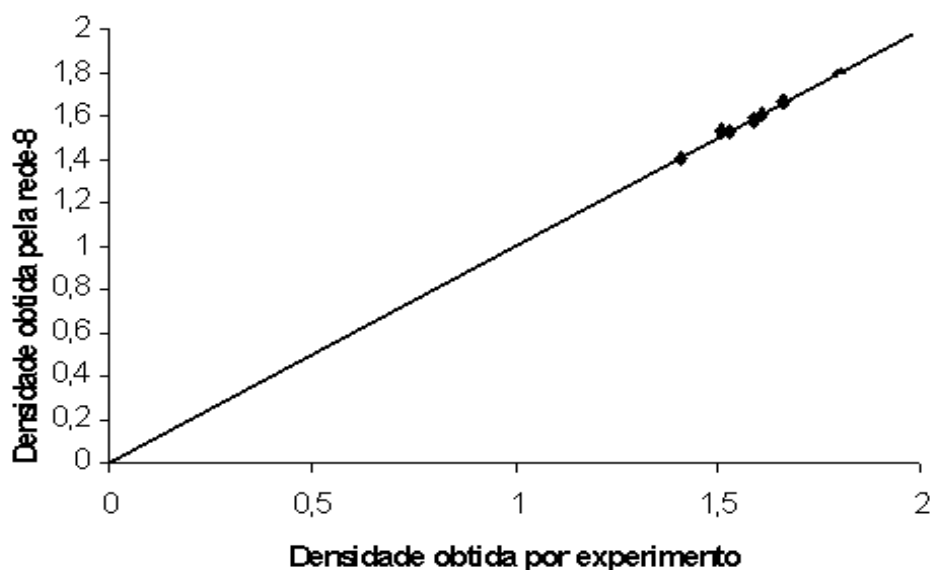


Figura 28. Densidade obtida pela rede-8 e densidades obtidas experimentalmente.

No Quadro 27, estão explicitados os resultados da rede-8 para solo tipo 2 (não preparado). Comparando com os resultados da rede-1, Quadro 7 e rede-3, Quadro 15, observa-se que os resultados melhoraram muito. O maior erro relativo neste Quadro está na amostra 2 com 1,32%. Uma das razões para o bom desempenho da rede-8 pode ser devido

à utilização do mesmo penetrômetro para obtenção dos dados de resistência mecânica do solo à penetração, e além disso, muitos dados foram obtidos de solo do mesmo local mas em épocas diferentes.

Quadro 27. Resultados da rede-8 para solo tipo 2 (não preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração	Teor de Água	Teor de Argila	Densidade Experimento	Densidade Rede-8	Erro Relativo
	(kPa)	(%)	(%)	(kg/m ³)	(k g/m ³)	(%)
1	6419,40	13,05	41,00	1,59	1,59	0,00
2	4605,30	12,89	41,00	1,51	1,53	1,32
3	2676,90	16,63	41,00	1,59	1,58	0,86
4	4127,50	15,77	41,00	1,53	1,52	0,44
5	3839,80	16,20	41,00	1,51	1,52	0,83
6	2159,30	15,50	41,00	1,53	1,52	0,41
7	2413,00	15,50	41,00	1,53	1,52	0,41
8	2137,90	15,50	41,00	1,53	1,52	0,41
9	2652,60	15,50	41,00	1,53	1,52	0,41
10	3073,70	15,50	41,00	1,53	1,52	0,41
11	1449,80	20,20	48,50	1,41	1,41	0,00
12	881,75	20,20	48,50	1,41	1,41	0,00
13	892,63	20,20	48,50	1,41	1,41	0,00
14	1062,50	20,20	48,50	1,41	1,41	0,00
15	794,04	20,20	48,50	1,41	1,41	0,00
16	3176,30	16,55	48,50	1,61	1,61	0,00
17	3971,80	14,73	48,50	1,66	1,66	0,00
18	1953,30	20,43	48,50	1,61	1,61	0,00
19	2141,10	20,08	48,50	1,66	1,66	0,00
20	2405,90	20,95	48,50	1,67	1,67	0,00
Média do erro relativo						0,28
Variância						0,14

A rede-8 foi treinada com 5000 épocas e a convergência foi rápida até aproximadamente 1800 épocas. A partir daí a rede convergiu mais lentamente, não atingindo o erro pré-determinado. A Figura 29 mostra o gráfico do erro quadrático médio da rede-8.

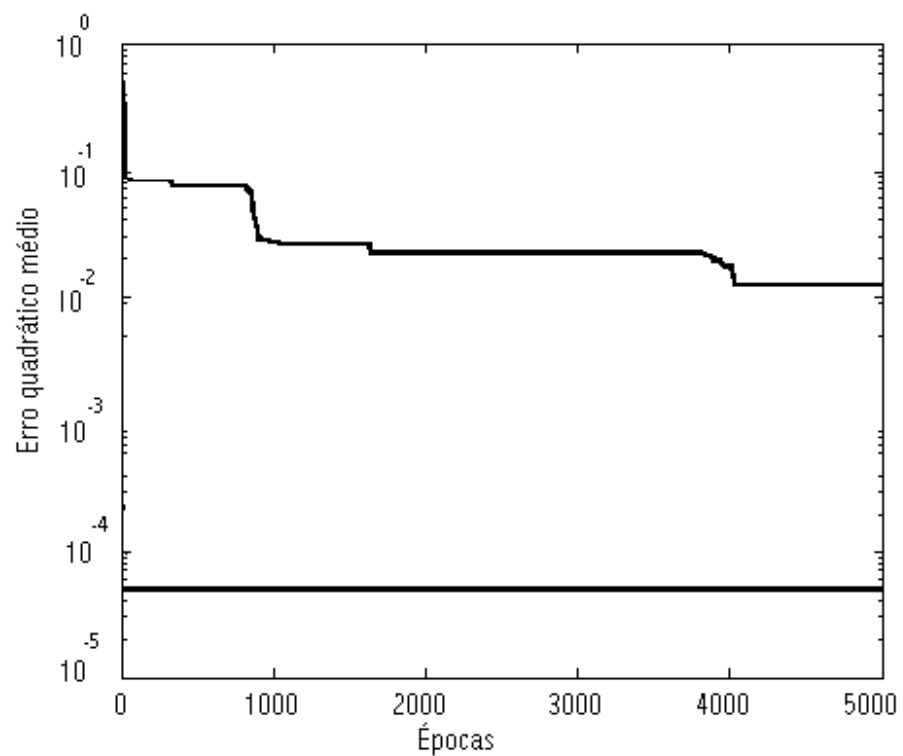


Figura 29. Gráfico do erro quadrático médio da rede-8

6.9 Resultados da rede-9

Os resultados da rede-9 são mostrados no Quadro 28. A arquitetura da rede escolhida foi $3 \rightarrow 10 \rightarrow 1$, pois é a que tem menor variância nos dados de validação. Observa-se que a partir de 35 neurônios na camada escondida, o erro quadrático médio diminui, mas aumentam o erro relativo médio e a variância.

Quadro 28. Resultados da rede-9

Arquitetura	Erro Quadrático Médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio % (Validação)	Variância (Validação)
3 → 10 → 1	0,0352	2,315	3,051
3 → 15 → 1	0,028	2,309	6,058
3 → 20 → 1	0,041	2,438	4,932
3 → 25 → 1	0,002	2,689	7,231
3 → 30 → 1	0,000	2,867	8,824
3 → 35 → 1	0,016	3,456	7,512
3 → 40 → 1	0,018	3,127	10,333

A Figura 30 mostra o gráfico de dispersão da densidade obtida experimentalmente e da densidade obtida pela rede-9. Observa-se que os pontos estão concentrados em torno da reta de inclinação de 45°.

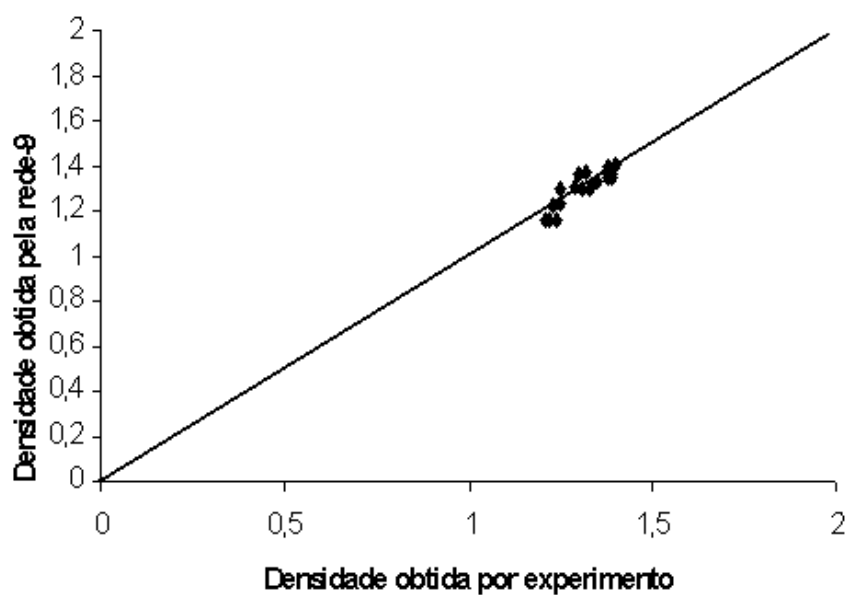


Figura 30. Densidade obtida pela rede-9 e densidades obtidas por experimento.

No Quadro 29, estão explicitados os resultados da rede-9 para solo tipo 3 (não preparado). O maior erro relativo neste quadro está na amostra 6 com valor de 6,78 %. Comparando com os resultados do Quadro 9, solo tipo 3 da rede-1 (todos os tipos de

solos, preparado e não preparado), observa-se que houve grande melhora, mas comparando os resultados do Quadro 9 com os do Quadro 16, da rede-3 (somente solo preparado, solo tipo 1, solo tipo 2 e solo tipo 3), não houve melhora. Uma das razões da rede-3 obter resultados melhores do que os da rede-9 pode ser devido à influência do solo tipo 2 nos resultados do solo tipo 3.

Quadro 29. Resultados da rede-9 para solo tipo 3 (não preparado).

Amostra	Resistência do solo à penetração (kPa)	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade Experimento (g/cm ³)	Densidade rede-9 (g/cm ³)	Erro Relativo (%)
1	3040,00	26,40	56,20	1,40	1,41	0,41
2	2960,00	26,40	56,20	1,40	1,40	0,00
3	2270,00	27,00	59,50	1,22	1,16	5,01
4	2465,00	28,70	59,50	1,25	1,23	1,69
5	1352,00	30,30	59,50	1,21	1,15	4,66
6	2180,00	27,00	59,50	1,24	1,16	6,78
7	4002,00	29,90	59,50	1,25	1,29	3,37
8	3895,00	27,30	59,50	1,30	1,36	4,74
9	2933,00	30,00	59,50	1,25	1,23	1,33
10	3806,00	28,50	59,50	1,35	1,33	1,65
11	3410,00	28,27	61,70	1,33	1,29	2,78
12	3160,00	28,27	61,70	1,31	1,30	0,98
13	2900,00	28,27	61,70	1,29	1,30	1,11
14	1976,50	31,90	62,40	1,23	1,22	0,88
15	4417,50	27,40	65,50	1,38	1,40	1,30
16	5014,00	27,40	65,50	1,38	1,39	1,06
17	2094,40	27,40	65,50	1,38	1,38	0,01
18	3052,60	27,40	65,50	1,38	1,39	0,87
19	2131,20	22,63	65,50	1,39	1,35	2,83
20	3378,10	23,85	65,50	1,32	1,37	3,67
21	2787,60	22,99	65,50	1,38	1,36	1,73
22	1982,70	22,63	65,50	1,39	1,35	2,87
23	3563,50	23,85	65,50	1,32	1,37	3,83
24	2053,80	25,40	65,50	1,39	1,37	1,73
Média do erro relativo						2,32
Variância						3,05

A rede-3 foi treinada com 10000 épocas, a convergência foi muito lenta. A Figura 31 mostra o gráfico do erro quadrático médio.

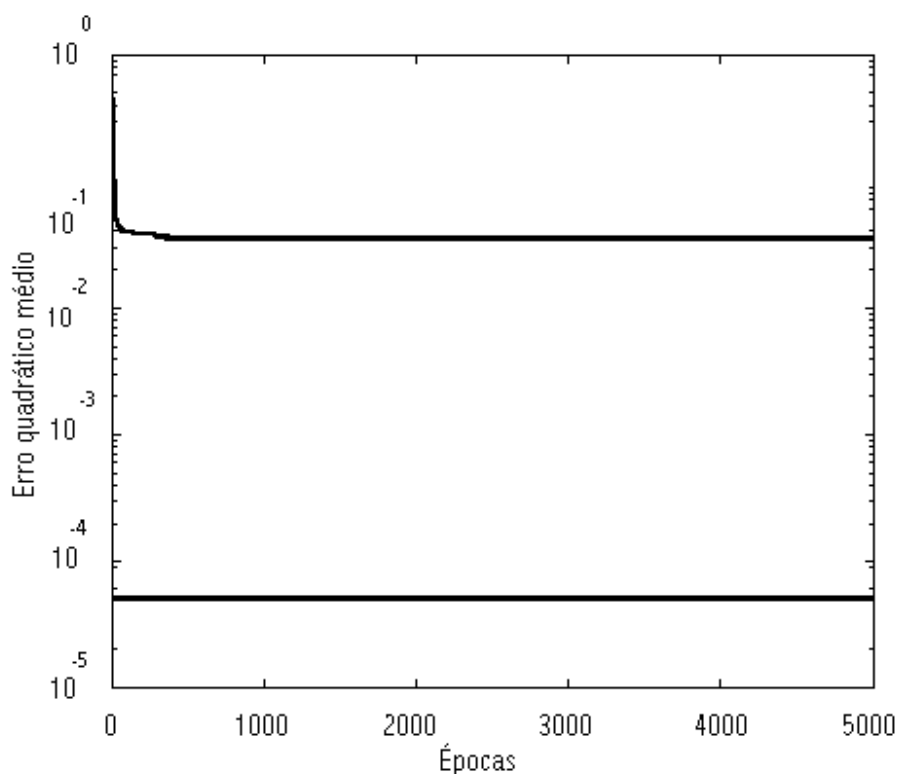


Figura 31. Gráfico do erro quadrático médio da rede 9.

6.10 Resultados gerais

Os quadros seguintes apresentam a média e a variância do erro relativo para cada tipo de solo, obtido em cada rede.

O Quadro 30 apresenta a média em porcentagem e a variância do erro relativo do solo tipo 1 (% de argila < 30) preparado, em relação aos dados de validação. Para este solo, a rede treinada com todos os tipos de solo (rede-1) tem a média do erro relativo e a variância menores do que quando treinada somente com solo preparado (rede-2). Uma das razões da rede-1 ter média e variância do erro relativo menores é devido à influência do solo não preparado no resultado do solo preparado, pois a rede ajusta os pesos de forma a obter menor erro quadrático médio em relação a todos os dados de treinamento. Já na rede-2 o solo preparado não sofre influência do solo não preparado e por esta razão a média do erro relativo e a variância são maiores.

Separando somente em solo preparado e excluindo o solo solto dos padrões de treinamento e teste (rede-4), observa-se que houve um grande decréscimo na média e na variância, entretanto, quando a rede foi treinada somente com dados do solo tipo 1 preparado (rede-5), a média e a variância diminuíram muito pouco. Um dos motivos da pouca variação observada na variância e média pode ser devido aos dados coletados de um único trabalho (de Guerra et al (2000), citado na seção 5.1.3) e somente com teor de argila igual a 25%. Observa-se que mesmo tendo dados obtidos de um único trabalho, nenhuma rede para este solo forneceu bom resultado. Uma das razões pode ser devido ao solo estar desagregado e isto dificulta a rede extrair características para a generalização.

Quadro 30. Média e variância do erro relativo do solo tipo 1 (preparado)

Rede	Erro relativo médio (%)	Variância
rede-1	7,02	23,60
rede-2	6,60	40,20
rede-4	3,88	10,43
rede-5	3,75	10,14

O Quadro 31 apresenta a média em porcentagem e a variância do erro relativo do solo tipo 3 (% de argila > 50) preparado, em relação aos dados de teste. Melhor resultado foi obtido também, para este solo, quando a rede foi treinada com dados de todos os tipos de solos (rede-1) do que quando treinada somente com dados do solo preparado (rede-2). Isto ocorreu devido à influência do solo não preparado no resultado do solo 3 preparado. Separando somente em solo preparado e excluindo o solo solto dos dados de treinamento e validação do solo tipo 1 e tipo 3 preparado (rede-4), houve uma pequena melhora. Uma das razões de continuar com variância alta na rede-4, mesmo depois de excluído o solo solto, pode ser atribuídas aos dados do solo tipo 3 que foram obtidos de vários trabalhos conforme citados na seção 5.1, tendo como consequência, grande variação nos dados, principalmente quando a rede é treinada com outros tipos de solo. A variância diminuiu muito quando a rede foi treinada somente com dados do solo preparado tipo 3 (rede- 6).

Quadro 31. Média e variância do erro relativo do solo tipo 3 (preparado)

Rede	Erro relativo médio (%)	Variância
rede-1	7,02	23,60
rede-2	7,82	26,29
rede-4	5,62	25,38
rede-6	4,67	9,02

O Quadro 32 apresenta a média e a variância do erro relativo dos dados de validação para solo tipo 1 (% de argila < 30) não preparado. Para a rede treinada com dados de todos os tipos de solo (rede-1), o solo tipo 1 não preparado, foi o que obteve o melhor resultado. Já as redes treinadas somente com dados do solo preparado (rede-3) e somente com dados do solo tipo 1, não preparado, obteve o pior resultado em ambos, quando comparados com os do solo tipo 2 e tipo 3, não preparado. A variância não diminuiu muito, mesmo quando a rede foi treinada somente com dados do solo preparado. A rede treinada somente com dados do solo tipo 1, não preparado, obteve resultado muito próximo do que obtidos na rede-3. Os motivos para esta pequena melhoria nos resultados, em cada rede, pode ser resultante de poucos dados no treinamento e teste para este tipo de solo e, além disso, os dados foram coletados de vários trabalhos e alguns dados possuem alto teor de água.

Quadro 32. Média e variância do erro relativo do solo tipo 1 (não preparado)

Rede	Erro relativo (%)	Variância
rede-1	3,63	8,71
rede-3	2,11	7,09
rede-7	2,40	6,99

O Quadro 33 apresenta a média e a variância do erro relativo dos dados de validação do solo tipo 2 (% de argila entre 30 e 50), não preparado. Observa-se que neste solo, a variância é muito alta quando a rede foi treinada com dados de todos os tipos de solo (rede-1). Como já citado anteriormente, os resultados para este solo foram influenciados pelos dados de outros tipos de solo, principalmente aqueles dados do solo preparado. Treinando a rede somente com dados do solo não preparado (rede 3), houve grande melhoria no resultado, pois, neste caso, não há influência dos dados do solo preparado. O resultado melhorou muito mais quando a rede foi treinada somente com dados do solo tipo 2, não preparado (rede-8), pois, não houve influência dos dados de nenhum outro tipo de solo. As

razões da rede-8 obter bom resultado, como já citados anteriormente, deve-se ao fato dos dados de resistência mecânica do solo à penetração serem obtidos com o mesmo penetrômetro, e muitos dados foram obtidos de mesmo local mas em épocas diferentes .

Quadro 33. Média e variância do erro relativo do solo tipo 2 (não preparado)

Rede	Erro relativo (%)	Variância
rede-1	3,97	16,03
rede-3	1,60	3,17
rede-8	0,28	0,14

O Quadro 34 apresenta a média e a variância do erro relativo dos dados de validação do solo tipo 3, não preparado. Observa-se que para este solo, a variância é muito alta quando a rede é treinada com todos os tipos de solo (rede-1). Um dos motivos pode ser a influência dos dados do solo preparado no resultado deste solo. A variância diminuiu muito quando a rede foi treinada somente com dados do solo preparado. Uma das causas da diminuição da variância foi devido à influência dos dados do solo tipo 2, não preparado, pois quando a rede foi treinada somente com dados do solo tipo 3, não preparado (rede-3), a média e a variância aumentaram.

Quadro 34. Média e variância do erro relativo do solo tipo 3 (não preparado)

Rede	Erro relativo (%)	Variância
rede-1	4,29	41,30
rede-3	2,31	2,60
rede-9	2,32	3,05

6.11 Considerações finais

O resultado obtido pela rede-8 mostrou que dados do solo, não preparado (teor de argila entre 30 % e 50 %), obtidos, através da utilização do mesmo penetrômetro hidráulico eletrônico e de dados não diversificados, facilitam a generalização

(rede fornece resultados precisos para entradas que não estavam presentes durante o treinamento). Assim, uma forma de obter bons resultados na avaliação da compactação do solo através redes neurais, é a utilização da mesma metodologia e mesmos aparelhos na coleta dos dados.

Uma das razões da rede-7 não fornecer bons resultado para solo tipo 1, não preparado, pode ser atribuída à pouca quantidade de dados no treinamento, dificultando a rede generalizar. Para a obtenção de bons resultados, em dados diversificados, estes dados devem ser significativos e além disso, deve cobrir amplamente o domínio do problema.

O fato de treinar a rede com grande quantidade de padrões de treinamento, não garante a obtenção de resultados precisos. Como já dito, os padrões de treinamento devem ser significativos e cobrir o domínio do problema.

Devido a falta de dados do solo tipo 2 preparado, não foi possível identificar para que faixa de porcentagem de teor de argila a rede fornece melhor resultado para solo preparado.

Este trabalho procurou explorar ao máximo as informações obtidas na determinação da densidade do solo utilizando redes neurais artificiais.

Pode-se considerar as redes neurais artificiais uma boa alternativa para a determinação da densidade do solo.

As vantagens e desvantagens da utilização das redes neurais na proposta deste trabalho são:

Vantagens:

- não há necessidade de modelagem matemática;
- simplicidade na implementação;
- após o treinamento da rede, pode-se obter valores da densidade do solo em grandes quantidades sem a necessidade de ensaios em laboratório.

Desvantagens:

- elevado esforço computacional no treinamento;
- exige computadores potentes para o treinamento.

Para futuros trabalhos relacionados a esta pesquisa pode-se sugerir:

- desenvolver um sistema computacional amigável, com mais tipos de solos, mais variáveis, além das utilizadas neste trabalho. Pode-se introduzir variáveis como: porosidade, velocidade de infiltração, declividade e algumas características químicas do solo. Recomenda-se que os dados destas variáveis sejam coletados utilizando-se a mesma metodologia e os mesmos aparelhos. Este sistema pode permitir o usuário obter informações a respeito de compactação de um determinado solo e ainda orientações necessárias de manejo deste solo.

- avaliar a compactação do solo utilizando sistema *fuzzy*, tendo como dados de entrada: índice de cone, teor de água, teor de argila, densidade do solo e obter como a saída, o nível de compactação do solo.

7 CONCLUSÃO

Com base nos resultados obtidos e discutidos, conclui-se os seguintes aspectos para os tipos de solos estudados:

- Para todas as redes treinadas, a arquitetura de uma camada escondida foi a que forneceu melhor resultado.
- A maioria das redes treinadas, após 35 neurônios na camada intermediária, diminuiu o erro quadrático médio (erro nos dados de treinamento), mas aumentou a média e a variância do erro relativo (erro nos dados de validação).
- Os resultados obtidos pela rede foram melhores, para dados de validação do solo não preparado, do que para solo preparado.
- Os erros relativos entre a densidade obtida experimentalmente e a densidade obtida pela rede nos dados de validação foram elevados para dados do solo não preparado, com teor de argila entre 0 e 30 % e com teor de água elevado.

-A rede forneceu excelente resultado para solo não preparado, com dados obtidos utilizando o mesmo penetrômetro, mesmo local, mas em épocas diferentes e com teor de argila entre 30 e 50 %.

- A rede não forneceu bom resultado para solo preparado, com dados obtidos utilizando mesmo penetrômetro, mesmo local e com teor de argila 25 %.

- Os resultados obtidos mostram que a rede foi sensível na determinação da densidade de solo com dados inconsistentes e dados consistentes.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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. 539-49, 2001.

ALVES SOBRINHO, T. et al. Monitoramento do perfil de densidade e porosidade total do solo em sistema de plantio direto irrigado. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 31., 2002, Salvador. **Anais...** Salvador: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 2002. 1CD-ROM.

AMERICAN SOCIETY OF AGRICULTURAL ENGINEERS. Soil cone penetrometer-ASAE S313.1. In: ASAE standard – 1984. St. Joseph, 1984. p. 456.

ASSIS, R. L. **Conhecimentos básicos em física do solo e suas aplicações**. Botucatu: Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, 2001. 40 p.

ASSIS, R. L. **Avaliação dos atributos físicos e da compressibilidade de um Nitossolo Vermelho distroférico sob sistemas de plantio direto, preparo convencional e mata nativa**. 2002. 127 f. Tese (Doutorado em Agronomia / Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2002.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 7181**: solo: análise granulométrica. Rio de Janeiro, 1982b. 16p.

ATTOH-OKINE, N. O.; FEKPE, E. K. Strength characteristics modeling of lateritic soils using adaptive neural networks. **Construction and building materials**, Great Britain:, v.10, n. 8, p. 577-582, 1996.

- BALLESTERO, S. D. **Relações entre densidade e umidade em terra compactada e agregada:** efeito na porosidade e no feijoeiro. 1984. 79 f. Tese (Doutorado em Agronomia/ Solo e Nutrição de Planta) Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, 1984.
- BATCHELOR, W. D.; YANG, X. B.; TSCHANZ, A. T. Neural network approach for the prediction of soybean rust severity. In: **ICCTA 96/VIAS/NNAA CONGRESS ON ICT APPLICATIONS IN AGRICULTURE**, 1996, Wageningen: [s.n.], [1996]. p. 16-19, 1996
- BEUTLER, A. N.; CENTURION, J. F. Avaliação do estado de compactação de latossolos através de penetrômetros. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 31, 2002. Salvador. **Anais...** Salvador: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 2002. 1 CD-ROM).
- BRAGA, A. P.; CARVALHO; A. P. L. F.; LUDEMIR; T. B. **Redes neurais artificiais:** Teoria e aplicações. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2000. 262 p.
- CAMARGO, O. A.; ALLEONI. L. R. R. **Compactação do solo e desenvolvimento das plantas.** Piracicaba: DEGASPAR, 1997. 132 p.
- CASTRO NETO, P. **Desenvolvimento e avaliação de equipamentos e metodologias 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.
- CHANCELLOR, W. J. **Compaction of soil by agricultural equipment.** Davis: Division of Agricultural Sciences, University of California, 1977. 53 p. (Bulletin, 881).
- DIAS JÚNIOR, M. S. **Notas de aulas de física do solo.** Lavras: Departamento de Ciência do Solo, UFLA, 1996. 168 p.
- DI PRINZIO, A. P. et al. Efecto de la velocidad de avance de la maquinaria sobre la distribución de la compactación en el monte frutal. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 27., 1998, Poços de Caldas. **Anais...** Poços de Caldas: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 1998, v.3, p.85-87.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA, Serviço Nacional de Levantamento e Conservação do solo. **Manual de métodos de análise do solo.** Rio de Janeiro, 1979. Parte 1, “não paginado”.
- FERNANDES, H. C., LANÇAS, K. P. Arraste de madeira e compactação do solo: Avaliação do conjunto trator de pneus – guincho arrastador. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 27., 1998, Poços de Caldas, **Anais...** Poços de Caldas: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 1998. v.3, p.67-69.

FERNANDES, H. C., VITÓRIA, E. L., LANÇAS, K. P. Compactação & trafegabilidade: alterações no solo causadas por máquinas florestais. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 27., 1998, Poços de Caldas, **Anais...** Poços de Caldas: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 1998, v.3, p.67-69.

FERREIRA, M. M. **Física do solo**. Lavras: ESAL/FAEPE, 1993. 63 p.

FIGUEIREDO, L. H. A.; DIAS JUNIOR, M. S.; FERREIRA, M. M. Umidade crítica de compactação e densidade do solo máxima em resposta a sistemas de manejo num latossolo roxo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 24, n. 3, p. 487-93, 2000.

FONTES, M.P.F., et al. O solo como sistema disperso. In FONTES, L. E.F., et al. **Física do solo**: Princípios básicos. Viçosa, Departamento de Solos, UFV, 1992. p. 1-56.

FUKUDA, T., SHIBATA, T. Theory and applications of neural networks for industrial control systems. **Transactions on Industrial Electronics**, Nagoya, v. 39, n. 6, p. 472-89, 1992.

FURLANI, C. E. A, et al. A. Resistência do solo à penetração em sistemas de preparo. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 31., 2002, Salvador. **Anais...** Salvador: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 2002. 1 CD-ROM.

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. 1132 f. Tese (Doutorado em Agronomia / Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1998.

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, Botucatu. **Resumos ...** Botucatu: Universidade Estadual Paulista, 2000. p. 85.

HAGAN, M. T.; DEMUTH, H. B.; BEALE, M. **Neural network design**. Boston: PWS Publishing, 1996. 637 p.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. 900 p.

INSTITUTO AGRONÔMICO DO PARANÁ. **Cartas climáticas do estado do Paraná**. Londrina, 1994. 45 p. (Documento, 18)

KIEHL, E. J. **Manual de edafologia**. São Paulo: Agronômica “CERES”, 1979. 263 p.

KLEIN, V. A., LIBARDI, P. L, SILVA, A. P. Resistência mecânica do solo à penetração sob diferentes condições de umidade. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA

AGRÍCOLA, 27., 1998, Poços de Caldas. **Anais...** Poços de Caldas: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 1998. v.3, p.61-63.

KONDO, M.K., DIAS JÚNIOR, 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.

LANÇAS, K. P. Diagnóstico e controle localizado da compactação do solo. In: CONGRESSO INTERNACIONAL DO AGRONEGÓCIO DO SOLO. algodão/seminário estadual da cultura do algodão, 5. 2000, Cuiabá: **Anais...** Cuiabá: Fundação de Apoio à Pesquisa Agropecuária de Mato Grosso, 2000. p.25-32.

LANÇAS, K. P. Seleção de conjuntos moto-mecanizados para realização de operações agrícolas. Botucatu: Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, 1996. 13 p. Apostila

LANÇAS, K. P. Subsolador: constituição, regulagens, operação e desempenho. Botucatu: Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, 1991. 47p. Apostila).

LAZARINI, G. D.; LANÇAS, K. P.; CATÂNEO, A. Avaliação da compactação do solo através de suas propriedades. In: REUNIÃO CIENTÍFICA EM CIÊNCIAS AGRÁRIAS DO LAGEADO, 8., 2002, Botucatu. **Resumos...** Botucatu: Universidade Estadual Paulista, 2002. p.79

LEVIEN, R. **Condições de cobertura e métodos de preparo do solo para implantação da cultura do milho (Zea mays L.)**. 1999. 305f. Tese (Doutorado em Agronomia / Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1999.

LEVINE, E. R.; KIMES, D. S.; SIGILLITO, V. G. Classifying soil structure using neural networks. **Ecological Modelling**. [S.L.], v. 92, p.101-108, 1996

McBRATNEY, A. B.; Odeh, I. O. A. Application of fuzzy sets in soil science: fuzzy logic, fuzzy measurements and fuzzy decisions, **Geoderma**, Sydney, v. 77, n. 2, p. 85-113, 2001.

MALAVOLTA, E. **Manual de química agrícola**. São Paulo: Ceres, 1976. 528 p.

MARSHALL, R. M.; RANEY, W. A. Modifying soil profiles. In: **Power to produce – the yearbook of agriculture soil**. Washington, U.S.Gov. Printing Office, 1960. p.123-128.

MELLO, V. S. B.; TEIXEIRA, A. H. **Mecânica dos solos, fundações e obras de terra**. São Carlos: Escola de Engenharia de São Carlos, USP, 1973. 205p.

MÜLLER, M. M. L.; CECCON, G.; ROSOLEM C. A., Influência de compactação do solo em superfície sobre o crescimento aéreo e radicular de plantas de adubação verde de inverno. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 25, n. 3, 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, Botucatu, 2001.

NAJJAR, Y. M.; BASHEER, I. A.; NAOUSS, W.A. On the identification of compaction characteristics by neuronets. **Computers and Geotechnics**, Great Britain, v.18, n. 3, p. 167-196, 1996.

NOGUEIRA, J.B. **Mecânica dos solos**: ensaios de laboratório. São Carlos: Escola de Engenharia de São Carlos, USP, 1973. 150 p.

ORLANDO, R. C.; VIEIRA, L. B.; BARBOSA, J.A. Análise da variabilidade do índice de cone para diferentes níveis de teor de água do solo. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 27., 1998, Poços de Caldas. **Anais...** Poços de Caldas: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 1998. V. 3, p 268-70.

PARMAR, RS, et al. Estimation of aflatoxin contamination in preharvest peanuts using neural networks. **Transaction of the ASAE** (Am. Soc. Agric. Eng.), St. Joseph, v. 40, n. 3, p. 809-13, 1997.

PEDROTTI A. et al., **Resistência mecânica à penetração de um planossolo submetido a diferentes sistemas de cultivo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do solo, 2001, Viçosa, v.25, n. 3, p. 521-29.

PREVEDELLO, C.L. **Física do solo**. Curitiba: SAEAFS, 1996. 446 p.

RALISCH, R. **Efeitos de três sistema de manejo no estado estrutural de um Latossolo Roxo**. 1995. 65 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura) – 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 na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1999.

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 na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 1992.

SANTOS, C. A. **Projeto e construção de um penetrômetro hidráulico-eletrônico**. 1998. 105 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista, 1998.

SILVA, I. N. **Uma abordagem neuro-nebulosa para otimização de sistemas e identificação robusta**. 1997. 145 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica/Automação) – Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade Estadual de Campinas, 1997.

SILVA, V.R. et al. Pressão crítica de pré-adensamento e índice de compressão em função do grau de saturação. In: ENCONTRO NACIONAL DE PLANTIO DIRETO NA PALHA, 6. 1998, Brasília, DF. **Resumos...** Brasília: Associação de Plantio Direto, 1998. Disponível em: <http://www.home.com.br/6enpd/resumos/vanderlei.htm>. Acesso em: 06set. 1998.

SOARES, L. A. E.; BRAGA, A. P. Redes neurais artificiais e sua aplicação em sistemas elétricos. **Eletricidade Moderna**, Aranda ano 29, n. 322, p. 172-179, 2001.

ULSON, J. A. C. et al. Sistema de controle inferencial baseado em redes neurais artificiais para aplicação de fertilizante fluido a taxas variáveis. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 33. 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu: Sociedade Brasileira de Engenharia Agrícola, 2001. 1 CD-ROM.

VEIRA, L.B.; DIAS, G.P. **Penetrometria e caracterização física do solo**. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 1997. 22p. (caderno didático, n.28).

YANG, C. C.; LACROIX, R; PRASHER, S.;O. The use of back-propagation neural networks for the simulation and analyses of time-series data in subsurface drainagesystems. **Transactions of the ASAE** (Am.Soc.Agric.Eng.), St. Joseph, v. 41, n. 4, p. 1181-1187, 1998.

YOUNG, M. I.; CRAWFORD, J. M.; RAPPOLDT, C. New methods and models for characterizing structural heterogeneity of soil. **Soil & Tillage Research**, [Texas], v. 61, n.1, p. 33-45, 2001.

APÊNDICES

Dados utilizados no treinamento e teste das redes neurais artificiais,

Apêndice 1: Solos tipo 1 e tipo 3 preparados:

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de água %	Teor de argila %	Densidade kg / cm ³
432.1	10.43	25	1.32
623.5	10.65	25	1.38
563.5	8.79	25	1.38
803.6	9.77	25	1.39
470.3	10.43	25	1.32
678.5	9.38	25	1.44
1116.0	9.43	25	1.44
828.1	9.88	25	1.41
876.6	9.07	25	1.40
600.6	9.38	25	1.44
679.1	9.43	25	1.44
809.5	9.88	25	1.41
759.4	9.07	25	1.40
858.1	12.66	25	1.28
508.5	10.85	25	1.33
346.3	10.41	25	1.28
347.4	11.17	25	1.30
457.0	12.66	25	1.28
531.6	10.85	25	1.33
713.7	10.41	25	1.28
266.8	11.17	25	1.30
345.7	12.66	25	1.28
733.1	8.66	25	1.43
781.9	9.04	25	1.54
715.3	9.48	25	1.55
1265.2	11.21	25	1.52
986.5	8.66	25	1.43
940.5	9.04	25	1.54
1262.8	9.48	25	1.55
1007.0	11.21	25	1.52
742.1	11.1	25	1.44
830.0	10.16	25	1.38
1378.9	10.66	25	1.41
726.6	9.25	25	1.44
755.6	11.1	25	1.38
715.1	12.66	25	1.28
643.6	10.85	25	1.33
717.2	10.41	25	1.28
734.1	11.17	25	1.30
641.4	12.66	25	1.28
649.8	10.85	25	1.33
623.7	10.41	25	1.28
695.3	11.17	25	1.30
572.4	12.66	25	1.28
620.8	11.1	25	1.44
527.0	10.16	25	1.32
474.4	10.66	25	1.41
514.9	9.25	25	1.41
677.5	11.1	25	1.44
865.9	10.16	25	1.32
702.4	9.25	25	1.41
768.0	11.1	25	1.41
596.2	10.16	25	1.44

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração	Teor de Água (%)	Teor de Argila (%)	Densidade kg/m ³
596.2	10.16	25	1.44
796.4	9.07	25	1.40
775.1	9.38	25	1.44
939.0	9.88	25	1.41
839.1	9.07	25	1.40
503.4	10.43	25	1.32
523.0	10.65	25	1.38
448.0	8.79	25	1.38
485.5	9.77	25	1.39
457.6	10.43	25	1.32
501.7	10.65	25	1.38
529.3	8.79	25	1.39
453.5	9.77	25	1.32
612.4	10.43	25	1.38
840.9	8.66	25	1.43
971.7	9.04	25	1.54
878.7	9.48	25	1.55
837.8	11.21	25	1.52
807.1	8.66	25	1.43
748.6	9.04	25	1.54
818.9	9.48	25	1.55
803.4	11.21	25	1.52
997.6	8.66	25	1.43
844.4	9.04	25	1.54
719.0	9.48	25	1.55
905.0	11.21	25	1.52
964.7	8.66	25	1.43
992.4	9.04	25	1.54
868.6	9.48	25	1.55
941.0	11.21	25	1.52
841.1	8.66	25	1.43
540.7	9.04	25	1.54
726.9	10.65	25	1.38
594.5	8.79	25	1.38
387.4	9.77	25	1.39
534.4	10.43	25	1.32
460.0	10.65	25	1.38
301.7	12.66	25	1.28
294.8	10.85	25	1.33
497.1	10.41	25	1.28
478.9	11.17	25	1.30
377.6	12.66	25	1.28
546.0	10.85	25	1.33
578.0	10.41	25	1.28
700.2	9.88	25	1.41
760.6	9.07	25	1.40
758.6	9.38	25	1.44
889.2	9.43	25	1.44
554.4	9.88	25	1.41
844.3	9.07	25	1.40
517.2	11.1	25	1.44
611.1	10.16	25	1.38
723.5	10.66	25	1.41
700.4	9.25	25	1.41
779.9	11.1	25	1.44
602.9	10.16	25	1.38

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
692.0	10.66	25	1.41
527.7	11.1	25	1.44
5318.4	12.09	25	1.50
5122.6	12.09	25	1.40
2613.0	11.67	25	1.52
2590.3	12.21	25	1.50
2563.2	12.09	25	1.38
3457.8	12.09	25	1.52
3706.3	11.67	25	1.50
5349.8	12.21	25	1.58
6289.4	12.09	25	1.53
4868.8	11.67	25	1.52
5194.2	12.21	25	1.50
2177.9	12.09	25	1.58
4574.7	11.67	25	1.53
6248.6	12.21	25	1.52
3482.8	12.09	25	1.59
4505.5	11.67	25	1.55
1900.5	12.21	25	1.46
7314.7	12.09	25	1.44
2684.0	11.67	25	1.59
2939.9	12.21	25	1.55
3368.6	12.09	25	1.46
3993.3	11.67	25	1.44
3289.8	12.21	25	1.59
7045.2	12.09	25	1.55
1592.3	12.09	25	1.52
1076.5	11.67	25	1.50
1567.6	12.21	25	1.46
928.9	12.09	25	1.43
754.1	11.67	25	1.52
892.7	12.21	25	1.50
1296.0	12.09	25	1.46
696.6	11.67	25	1.43
1180.6	12.21	25	1.52
455.0	12.09	25	1.50
1195.4	12.09	25	1.38
1988.7	11.67	25	1.43
575.3	12.21	25	1.40
1907.6	12.21	25	1.38
1901.5	12.09	25	1.43
3028.4	12.09	25	1.50
1638.3	11.67	25	1.38
2565.4	12.21	25	1.40
2726.4	12.09	25	1.52
2848.9	11.67	25	1.50
1718.0	12.21	25	1.38
400.6	12.09	25	1.40
2118.3	11.67	25	1.52
1986.6	12.21	25	1.50
1974.0	12.09	25	1.38
1787.1	12.09	25	1.52
1584.8	11.67	25	1.50
1950.9	12.21	25	1.58
1913.5	12.09	25	1.53
1556.1	11.67	25	1.52

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
1766.1	12.21	25	1.50
1480.2	11.67	25	1.52
1720.3	12.21	25	1.50
913.0	12.09	25	1.53
3173.4	12.09	25	1.59
1742.6	11.67	25	1.55
1199.0	12.21	25	1.46
4416.5	12.09	25	1.44
2721.3	11.67	25	1.59
4405.3	12.21	25	1.55
3299.0	12.09	25	1.46
3876.7	11.67	25	1.44
3094.1	12.21	25	1.59
3163.1	12.09	25	1.55
3879.9	11.67	25	1.52
2523.1	12.21	25	1.50
1330.7	12.21	25	1.43
2709.5	12.09	25	1.52
3801.7	11.67	25	1.50
852.7	12.09	25	1.38
349.6	11.67	25	1.43
312.8	12.21	25	1.40
576.7	12.09	25	1.31
695.3	11.67	25	1.38
1291.7	12.09	25	1.50
3061.1	11.67	25	1.38
2898.2	12.21	25	1.40
1682.3	12.09	25	1.52
2361.3	11.67	25	1.50
1799.7	12.21	25	1.38
3065.7	12.09	25	1.40
4312.1	11.67	25	1.52
2258.5	12.21	25	1.50
1546.2	12.09	25	1.52
2018.6	12.09	25	1.52
1250.0	11.67	25	1.50
1690.5	12.21	25	1.58
2671.9	12.09	25	1.53
1721.7	11.67	25	1.52
1811.4	12.21	25	1.50
378.4	12.09	25	1.58
554.2	11.67	25	1.53
892.3	12.09	25	1.52
1878.3	12.09	25	1.38
1872.2	11.67	25	1.43
1533.7	12.21	25	1.40
1846.8	12.09	25	1.31
2024.1	11.67	25	1.38
1398.1	12.21	25	1.43
1430.4	12.09	25	1.40
1370.0	11.67	25	1.31
1193.2	12.21	25	1.38
1712.5	12.09	25	1.43
1891.2	11.67	25	1.40
1041.4	12.09	25	1.52
902.6	11.67	25	1.15

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
666.4	12.21	25	1.46
1168.2	11.67	25	1.52
914.9	12.21	25	1.50
942.8	12.09	25	1.46
971.8	11.67	25	1.43
1027.0	12.09	25	1.52
510.6	11.67	25	1.59
634.2	12.21	25	1.55
375.1	12.09	25	1.46
874.1	11.67	25	1.44
353.7	12.21	25	1.59
457.8	12.09	25	1.55
596.3	10.09	25	1.11
624.8	8.65	25	1.20
741.4	10.81	25	1.12
821.7	10.09	25	1.11
504.3	8.65	25	1.20
747.3	9.06	25	1.06
436.1	10.09	25	1.11
465.9	10.09	25	1.11
400.0	8.65	25	1.20
421.3	9.06	25	1.06
609.0	10.81	25	1.12
287.3	8.65	25	1.20
741.2	9.06	25	1.06
357.6	10.09	25	1.11
3679.7	12.09	25	1.18
2727.4	11.67	25	1.17
3324.9	12.21	25	1.14
2944.9	12.09	25	1.15
1372.8	11.67	25	1.18
1749.1	12.21	25	1.17
2314.8	11.67	25	1.17
2526.4	12.21	25	1.14
1504.3	12.09	25	1.15
1890.3	11.67	25	1.18
1802.8	12.21	25	1.17
2835.1	12.09	25	1.14
2762.4	11.67	25	1.15
3195.6	12.21	25	1.18
3679.8	12.09	25	1.17
5391.4	12.09	25	1.18
1532.9	11.67	25	1.17
2379.2	12.21	25	1.14
4300.5	12.09	25	1.15
2684.8	11.67	25	1.18
4603.8	12.21	25	1.17
2492.4	12.09	25	1.14
3317.8	11.67	25	1.15
1606.7	12.21	25	1.18
2601.2	12.09	25	1.17
2122	27.2	59.5	1.16
1692	30.6	59.5	1.14
2594	26.9	59.5	1.21
1979	25.9	59.5	1.15
2612	31.6	59.5	1.17

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
1570	28.0	59.5	1.18
2116	29.6	59.5	1.12
1847	30.9	59.5	1.20
1625	28.6	59.5	1.25
1681	30.9	59.5	1.11
2579	27.4	59.5	1.14
1658	31.9	59.5	1.15
1668	32.6	59.5	1.20
2043	28.8	59.5	1.09
1733	29.9	59.5	1.19
2004	29.2	59.5	1.18
2294	30.7	59.5	1.22
1541	26.6	59.5	1.20
2256	28.3	59.5	1.24
2011	30.5	59.5	1.06
1842	32.4	59.5	1.16
2060	28.6	59.5	1.17
1416	28.7	59.5	1.17
1875	29.7	59.5	1.15
3384	27.4	59.5	1.24
3532	30.0	59.5	1.02
3708	28.3	59.5	1.23
3532	29.0	59.5	1.10
2541	31.9	59.5	1.10
3512	31.3	59.5	1.06
4101	30.2	59.5	1.15
3885	28.0	59.5	1.17
2727	28.9	59.5	1.23
3855	25.5	59.5	1.19
2188	29.1	59.5	1.28
2384	27.7	59.5	1.0
3414	33.5	59.5	1.22
1658	32.4	59.5	1.02
1481	30.9	59.5	1.23
3669	31.0	59.5	1.06
2590	31.1	59.5	1.07
2296	30.7	59.5	1.12
2688	32.0	59.5	1.17
2727	31.4	59.5	1.19
2158	31.4	59.5	1.11
3002	30.3	59.5	1.09
2629	23.4	59.5	1.16
3394	26.4	59.5	1.16
2413	30.6	59.5	1.14
2413	28.5	59.5	1.06
851.2	18.66	60	1.33
859.1	17.82	60	1.26
863.1	16.37	60	1.29
899.0	18.66	60	1.33
1151.6	16.15	60	1.40
1519.9	16.45	60	1.40
1118.8	16.93	60	1.43
1026.7	16.18	60	1.47
1119.8	16.15	60	1.40
1354.9	16.45	60	1.40
1594.2	16.93	60	1.43

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
690.4	16.59	60	1.37
665.4	13.31	60	1.28
828.1	16.89	60	1.31
739.1	28.66	60	1.31
881.2	16.59	60	1.37
772.7	13.31	60	1.28
849.3	16.89	60	1.31
977.0	28.66	60	1.31
921.4	16.59	60	1.37
422.8	17.22	60	1.17
926.4	17.42	60	1.17
1047.0	16.45	60	1.12
921.9	16.81	60	1.17
791.4	17.22	60	1.17
904.9	17.42	60	1.17
844.2	16.45	60	1.12
927.4	16.81	60	1.17
453.0	17.22	60	1.17
642.7	17.26	60	1.42
956.6	17.92	60	1.47
1034.2	15.65	60	1.43
727.1	15.7	60	1.27
619.0	17.26	60	1.42
747.0	17.92	60	1.47
1008.7	15.65	60	1.43
1348.8	15.7	60	1.27
1309.1	17.26	60	1.42
672.4	17.22	60	1.17
836.0	16.45	60	1.12
593.6	16.81	60	1.17
553.7	17.22	60	1.17
1280.8	18.66	60	1.33
1366.7	17.82	60	1.26
1286.4	17.16	60	1.22
1333.4	16.37	60	1.29
1390.0	18.66	60	1.33
1306.8	17.82	60	1.26
1361.2	17.16	60	1.22
1223.3	16.37	60	1.29
1162.0	18.66	60	1.33
871.0	16.59	60	1.37
782.4	16.31	60	1.28
1238.3	16.89	60	1.31
868.1	28.66	60	1.31
747.2	16.59	60	1.37
1213.0	16.31	60	1.28
1071.9	16.89	60	1.31
844.5	28.66	60	1.31
1498.3	17.26	60	1.42
1440.2	17.92	60	1.47
1441.7	15.65	60	1.43
1272.9	16.18	60	1.47
1359.3	16.15	60	1.40
1258.8	16.45	60	1.40
1444.2	16.93	60	1.43
1567.7	16.18	60	1.47

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
935.1	16.31	60	1.28
840.0	16.89	60	1.31
956.3	28.66	60	1.31
960.7	16.59	60	1.37
954.2	16.31	60	1.28
959.6	16.89	60	1.31
862.2	28.66	60	1.31
1051.7	16.59	60	1.37
1930.8	16.15	60	1.40
155.6	16.45	60	1.40
1591.0	16.93	60	1.43
1630.1	16.18	60	1.47
1671.8	16.15	60	1.40
1635.3	17.92	60	1.47
1643.4	15.65	60	1.43
1858.4	15.7	60	1.27
1547.3	17.26	60	1.42
879.0	17.92	60	1.47
786.8	15.65	60	1.43
773.4	15.7	60	1.27
842.8	17.26	60	1.42
768.6	17.22	60	1.17
592.9	17.42	60	1.17
973.7	16.45	60	1.12
800.9	16.81	60	1.17
1108.0	17.22	60	1.17
1014.2	17.42	60	1.17
865.6	16.45	60	1.12
753.7	16.81	60	1.17
830.7	17.22	60	1.17
1008.8	18.66	60	1.33
1201.3	17.82	60	1.26
1065.0	17.16	60	1.22
958.2	16.37	60	1.29
879.4	18.66	60	1.33
841.3	17.82	60	1.26
812.1	17.16	60	1.22
1044.5	16.37	60	1.29
1141.0	18.66	60	1.33
1611.2	20.71	60	1.32
813.0	19.34	60	1.35
570.4	13.90	60	1.38
1000.3	20.71	60	1.34
607.2	19.34	60	1.32
1456.8	13.90	60	1.35
790.9	20.71	60	1.38
486.9	19.34	60	1.34
472.3	13.90	60	1.32
3990.4	20.71	60	1.22
2544.7	20.71	60	1.25
3867.9	19.34	60	1.22
3167.0	13.90	60	1.22
3189.0	20.71	60	1.25
1836.0	20.71	60	1.08
1940.6	19.34	60	1.07
1788.9	13.90	60	1.08

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
1857.0	13.90	60	1.07
1752.5	20.71	60	1.08
2121.4	19.34	60	1.08
2060.6	13.90	60	1.08
1586.6	20.71	60	1.07
6187.2	20.71	60	1.20
4542.3	19.34	60	1.15
3522.1	13.90	60	1.15
4758.3	20.71	60	1.08
5156.2	19.34	60	1.20
3965.1	13.90	60	1.15
4998.0	20.71	60	1.15
2444.3	19.34	60	1.08
4244.0	13.90	60	1.20
5383.9	20.71	60	1.15
3083.3	20.71	60	1.25
2907.3	19.34	60	1.28
3130.0	13.90	60	1.28
2970.3	20.71	60	1.26
2612.9	19.34	60	1.25
4205.9	13.90	60	1.25
712.0	19.34	60	1.35
499.1	13.90	60	1.38
1320.5	20.71	60	1.34
1244.7	19.34	60	1.32
867.4	13.90	60	1.35
925.9	20.71	60	1.38
850.4	19.34	60	1.34
859.7	13.90	60	1.32
497.9	20.71	60	1.35
3274.7	20.71	60	1.22
5221.9	19.34	60	1.25
3152.8	13.90	60	1.25
4445.3	20.71	60	1.22
3626.8	19.34	60	1.22
3372.4	13.90	60	1.25
4140.0	20.71	60	1.25
3411.6	19.34	60	1.22
3401.7	13.90	60	1.22
4034.1	20.71	60	1.25
3268.0	20.71	60	1.08
4981.5	19.34	60	1.07
3393.9	13.90	60	1.08
3858.3	20.71	60	1.08
3917.6	19.34	60	1.08
3843.6	13.90	60	1.07
3981.2	20.71	60	1.08
5943.5	19.34	60	1.08
3912.9	13.90	60	1.08
3726.1	20.71	60	1.07
2407.1	20.71	60	1.20
1918.1	19.34	60	1.15
2529.6	13.90	60	1.15
3084.4	20.71	60	1.08
3689.0	19.34	60	1.20
3484.5	13.90	60	1.15

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
3389.7	13.90	60	1.20
3948.0	20.71	60	1.15
3138.6	13.90	60	1.28
3080.4	20.71	60	1.28
2035.8	19.34	60	1.26
2063.1	13.90	60	1.25
3140.8	20.71	60	1.28
4627.9	20.71	60	1.32
5381.5	19.34	60	1.35
3636.2	13.90	60	1.38
5066.7	20.71	60	1.34
5505.2	19.34	60	1.32
5111.5	13.90	60	1.35
5005.8	20.71	60	1.38
3217.2	19.34	60	1.34
5575.8	13.90	60	1.32
4286.1	20.71	60	1.35
4134.9	20.71	60	1.22
6172.8	19.34	60	1.25
4619.2	13.90	60	1.25
7268.4	20.71	60	1.22
4636.1	19.34	60	1.22
5435.0	13.90	60	1.25
4562.9	20.71	60	1.25
5522.6	19.34	60	1.22
4075.3	13.90	60	1.22
2836.6	20.71	60	1.22
2313.4	20.71	60	1.08
1400.4	19.34	60	1.07
2156.6	13.90	60	1.08
1656.9	20.71	60	1.08
1821.4	19.34	60	1.08
2897.3	13.90	60	1.07
1776.7	20.71	60	1.08
1957.5	19.34	60	1.08
2816.5	13.90	60	1.08
2338.8	20.71	60	1.07
1407.1	20.71	60	1.2
3624.2	19.34	60	1.15
4526.4	13.90	60	1.15
4346.0	20.71	60	1.08
3530.2	19.34	60	1.2
3799.5	13.90	60	1.15
2841.2	20.71	60	1.15
4211.6	13.90	60	1.28
4095.0	20.71	60	1.26
3745.9	19.34	60	1.25
3171.7	13.90	60	1.28
2831.3	20.71	60	1.28
2970.3	19.34	60	1.26
3655.1	13.90	60	1.25
4005.7	20.71	60	1.28
241.7	16.39	60	1.09
587.6	14.81	60	1.02
375.2	16.67	60	1.02
479.8	15.86	60	1.05

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
809.2	15.86	60	1.02
383.9	16.39	60	1.05
673.5	14.81	60	1.09
928.2	16.67	60	1.02
3448.8	13.90	60	1.05
2556.9	20.71	60	0.98
2617.5	19.34	60	0.99
2243.5	13.90	60	0.97
2054.6	20.71	60	1.05
1614.6	20.71	60	0.98
2628.7	19.34	60	0.99
3653.2	13.90	60	0.97
5165.4	20.71	60	0.99
3240.3	19.34	60	0.97
4351.3	13.90	60	1.05
3465.9	20.71	60	0.98
3432.7	19.34	60	0.99
4682.2	13.90	60	0.97
5730.8	20.71	60	1.05
4109.9	19.34	60	0.98
3697.9	13.90	60	0.99
5057.0	20.71	60	0.97
2224.4	20.71	60	1.05
2635.6	19.34	60	0.98
4121.6	19.34	60	0.97
2221.1	13.90	60	1.05
2802.2	20.71	60	0.98
197058	37.8	76.4	1.34
1872.1	19.0	50.8	1.220
2382.3	18.9	50.8	1.188
5345.8	24.4	50.8	1.54
6018.0	21.2	50.8	1.53
5047.0	19.0	50.8	1.398
31.056	18.9	50.8	1.265
455.8	10.65	25	1.38
471.6	8.79	25	1.38
555.0	9.77	25	1.39
800.7	10.43	25	1.32
1215.8	9.07	25	1.40
1163.2	8.66	25	1.43
920.0	11.1	25	1.44
675.1	10.16	25	1.38
1298.1	10.66	25	1.41
538.5	9.25	25	1.41
991.6	9.43	25	1.44
1000.9	9.88	25	1.41
1137.7	9.07	25	1.40
796.9	9.38	25	1.44
1046.3	9.43	25	1.44
956.7	10.43	25	1.32
573.9	10.65	25	1.38
482.1	8.79	25	1.38
502.1	9.77	25	1.39
696.2	10.43	25	1.32
901.8	11.17	25	1.30
291.4	12.66	25	1.28

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
834.9	9.43	25	1.44
2761.6	1.67	25	1.38
4046.6	12.21	25	1.40
4972.5	12.09	25	1.52
1835.6	11.67	25	1.50
2260.8	12.21	25	1.38
1029.6	12.09	25	1.31
1014.8	11.67	25	1.38
1429.0	12.21	25	1.43
2156.3	12.09	25	1.40
1914.1	11.67	25	1.31
2539.2	12.09	25	1.46
2179.3	11.67	25	1.43
1825.7	12.21	25	1.52
2370.9	12.09	25	1.50
2155.0	11.67	25	1.46
1035.4	12.21	25	1.43
532.9	12.09	25	1.40
418.0	11.67	25	1.31
472.0	12.21	25	1.38
685.2	12.09	25	1.43
1013.8	12.09	25	1.50
1754.3	12.09	25	1.59
1026.7	11.67	25	1.55
503.8	12.21	25	1.46
422.2	12.09	25	1.44
176.3	10.81	25	1.12
349.3	10.81	25	1.12
201.5	10.09	25	1.11
257.9	8.65	25	1.20
563.6	9.06	25	1.06
2048.0	12.09	25	1.14
2030.7	11.67	25	1.15
1477.0	12.21	25	1.18
2975.5	12.09	25	1.17
1565.7	12.09	25	1.18
1913	24.4	59.5	1.13
1289	28.4	59.5	1.13
1737	28.7	59.5	1.21
2420	26.2	59.5	1.22
2175	25.3	59.5	1.21
2330	29.9	59.5	1.23
4169	29.0	59.5	1.06
4640	29.7	59.5	1.16
2953	29.0	59.5	1.04
3394	30.6	59.5	1.16
3522	30.1	59.5	1.08
2549	29.1	59.5	1.09
647.3	17.16	60	1.22
687.0	16.37	60	1.29
706.3	18.66	60	1.33
706.9	17.82	60	1.26
939.5	17.16	60	1.22
648.5	17.42	60	1.17
528.2	16.45	60	1.12
651.2	16.81	60	1.17

Continuação do Apêndice 1: solo preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de Água %	Teor de Argila %	Densidade kg / m ³
808.7	16.59	60	1.37
1440.6	17.26	60	1.42
1308	17.92	60	1.47
1044.4	15.65	60	1.43
1909.8	15.7	60	1.27
1786.3	15.7	60	1.27
1593.4	17.26	60	1.42
1374.7	16.15	60	1.40
1393.8	16.45	60	1.40
1535.0	16.93	60	1.43
1497.3	16.45	60	1.40
1369.4	16.93	60	1.43
1602.7	16.18	60	1.47
1738.7	16.15	60	1.40
1618.1	17.26	60	1.42
2779.2	19.34	60	1.25
3533.8	13.90	60	1.25
2886.9	20.71	60	1.22
3715.8	19.34	60	1.22
3424.0	13.90	60	1.25
2953.4	20.71	60	1.28
3413.9	19.34	60	1.26
3565.0	13.90	60	1.25
3395.0	20.71	60	1.28
488.0	20.71	60	1.32
2190.3	20.71	60	1.25
2428.5	19.34	60	1.28
3091.8	13.90	60	1.28
2502.5	20.71	60	1.26
2534.5	19.34	60	1.25
3488.7	19.34	60	1.08
3270.7	13.90	60	1.2
3167.5	20.71	60	1.15
5180.1	20.71	60	1.25
5783.3	19.34	60	1.28
333.9	15.86	60	1.02
312.3	16.39	60	1.05
272.2	14.81	60	1.09
3016.1	20.71	60	0.99
2614.5	19.34	60	0.97
5144.7	13.90	60	0.99
4770.8	20.71	60	0.97
2372.2	19.34	60	1.05
5128.5	13.90	60	0.98
4252.8	20.71	60	0.99
2549.01	36.6	80.5	1.35
2075.0	24.4	50.8	1.235
2436.1	21.2	50.8	1.282

Apêndice 2 Dados dos solos tipo 1, tipo 2 e tipo 3 não preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de água %	Teor de Argila %	Densidade g/cm ³
1716.491	15.9	21.5	1.50
1656.842	15.9	21.5	1.50
1730.175	15.9	21.5	1.50
1536.842	15.9	21.5	1.50
1790.526	15.9	21.5	1.50
1534.737	10.4	21.5	1.42
1143.158	10.4	21.5	1.42
768.4211	10.4	21.2	1.42
1318.947	10.4	21.5	1.42
1184.211	10.4	21.5	1.42
846.6667	10.4	21.5	1.42
1025.263	10.4	21.5	1.42
918.5965	10.4	21.5	1.42
761.4035	10.4	21.5	1.42
1138.246	10.4	21.5	1.42
910	43.39	6.7	1.48
1130	43.39	6.7	1.49
1080	4.37	6.7	1.46
1150	4.37	6.7	1.47
1670	4.37	6.7	1.46
2210	4.37	6.7	1.45
2180	4.37	6.7	1.46
3780.7	6.95	21.5	1.65
5225.2	7.65	21.5	1.62
5673.2	7.56	21.5	1.57
3877.2	6.95	21.5	1.65
4442.2	7.65	21.5	1.62
4816.2	7.56	21.5	1.57
1986.8	12.37	21.5	1.62
1788.4	11.99	21.5	1.57
2317.1	11.28	21.5	1.65
2626.4	12.37	21.5	1.62
2559.6	13.25	21.5	1.65
1512.1	14.02	21.5	1.62
1594.5	13.76	21.5	1.57
1447.4	13.25	21.5	1.65
1754.1	14.02	21.5	1.62
1541.5	13.76	21.5	1.57
1282.7	13.25	21.5	1.65
2647.4	14.02	21.5	1.62
1696.6	15.16	21.5	1.65
1488.3	15.0	21.5	1.62
1008.8	14.62	21.5	1.57
956.7	15.16	21.5	1.65
1167.5	15	21.5	1.62
1273.9	14.62	21.5	1.57
1301.8	15.16	21.5	1.65
982.7	15	21.5	1.62
6976.8	13.05	41	1.59
5033.2	12.89	41	1.53
7157.9	12.51	41	1.51
3802.2	13.05	41	1.59
6609.7	12.89	41	1.53
4136.1	12.51	41	1.51
3326.0	15.77	41	1.53

Continuação do Apêndice 2 : solo não preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de água %	Teor de Argila %	Densidade g/cm ³
3225.8	15.71	41	1.51
463.4	18.04	41	1.59
2115.4	19.54	41	1.53
773.5	18.25	41	1.51
1850.7	18.04	41	1.59
2087.6	19.54	41	1.53
1965.0	18.25	41	1.51
1928.8	18.04	41	1.59
2503.6	19.54	41	1.51
1488.3	19.58	41	1.59
1337.0	20.55	41	1.53
1418.1	20.31	41	1.51
2150.4	19.58	41	1.59
1684.4	20.55	41	1.53
1718.6	20.31	41	1.51
1494.2	19.58	41	1.59
1246.5	20.55	41	1.53
1817.544	20.2	48.5	1.41
1114.035	20.2	48.5	1.41
1568.772	20.2	48.5	1.41
824.2105	20.2	48.5	1.41
939.2982	20.2	48.5	1.41
4416.4	18.42	48.5	1.44
4024.5	18.42	48.5	1.44
5325.1	18.42	48.5	1.44
4636.6	18.42	48.5	1.44
3994.1	18.42	48.5	1.44
3877.0	18.42	48.5	1.44
3448.6	18.42	48.5	1.44
3455.9	18.42	48.5	1.44
4199.8	18.42	48.5	1.44
4728.9	18.42	48.5	1.44
8152.3	13.75	48.5	1.61
5892.1	14.70	48.5	1.66
7873.7	14.17	48.5	1.67
5995.3	13.75	48.5	1.61
4610.5	14.70	48.5	1.66
4395.3	14.17	48.5	1.67
5703.8	13.75	48.5	1.61
6516.8	14.70	48.5	1.66
3125.9	16.55	48.5	1.61
3906.3	14.73	48.5	1.66
4534.7	17.16	48.5	1.67
2909.6	16.55	48.5	1.61
6762.6	14.73	48.5	1.66
4414.0	17.16	48.5	1.67
2083.9	20.43	48.5	1.61
2030.9	20.08	48.5	1.66
1671.2	20.95	48.5	1.67
1682.9	20.43	48.5	1.61
1712.1	20.08	48.5	1.66
939.6	18.74	48.5	1.61
1686.8	22.04	48.5	1.66
1228.1	22.0	48.5	1.67
669.0	22.04	48.5	1.66
957.0	22.0	48.5	1.67

Continuação do Apêndice 2 : solo não preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de água %	Teor de Argila %	Densidade g/cm ³
1616.49	21.3	41	1.48
1263.509	21.3	41	1.48
1671.228	21.3	41	1.48
2211.93	21.3	41	1.48
1292.632	21.3	41	1.48
1831.228	21.3	41	1.48
2071.228	21.3	41	1.48
1914.386	21.3	41	1.48
2157.193	21.3	41	1.48
2081.053	21.3	41	1.48
1386.3	15.5	41	1.53
3393.0	15.5	41	1.53
2006.0	15.5	41	1.53
1496.5	15.5	41	1.53
1541.4	15.5	41	1.53
4877.193	27.4	65.5	1.38
7564.912	27.4	65.5	1.38
6150.877	27.4	65.5	1.38
4435.088	27.4	65.5	1.38
4614.035	27.4	65.5	1.38
4614.035	27.4	65.5	1.38
3389.474	24.9	65.5	1.41
4803.509	24.9	65.5	1.41
4814.035	24.9	65.5	1.41
6157.895	24.9	65.5	1.41
4305.263	24.9	65.5	1.41
5098.246	24.9	65.5	1.41
3775.439	24.9	65.5	1.41
3933.333	24.9	65.5	1.41
3747.368	24.9	65.5	1.41
2343.509	24.9	65.5	1.41
2760	26.4	56.2	1.4
2740	26.4	56.2	1.4
2860	26.4	56.2	1.4
6832.8	20.89	65.5	1.39
5725.9	21.39	65.5	1.32
4229.4	20.5	65.5	1.38
3608.4	20.89	65.5	1.39
5559.4	21.39	65.5	1.32
5639.6	20.5	65.5	1.38
4960.5	20.89	65.5	1.39
5783.9	21.39	65.5	1.32
4517.5	22.63	65.5	1.39
2483.0	23.85	65.5	1.32
4083.2	22.99	65.5	1.38
2539.3	24.72	65.5	1.32
3089.6	25.43	65.5	1.38
2209.1	25.4	65.5	1.39
2257.0	25.19	65.5	1.32
2049.7	25.43	65.5	1.38
2338.2	25.4	65.5	1.39
2391.2	24.72	65.5	1.32
967.4	28.59	65.5	1.39
1276.8	27.57	65.5	1.38

Continuação do Apêndice 2 : solo não preparado

Resistência do solo à penetração kPa	Teor de água %	Teor de Argila %	Densidade g/cm ³
1165.5	28.57	65.5	1.38
1691.2	28.59	65.5	1.39
1606.0	26.82	65.5	1.32
2698	27.9	59.5	1.22
2240	29.2	59.5	1.21
2146	30.2	59.5	1.21
2474	29.8	59.5	1.15
2278	27.9	59.5	1.22
1945	27.0	59.5	1.24
1668	28.7	59.5	1.20
2518	30.3	59.5	1.22
2365	23.5	59.5	1.14
1934	23.0	59.5	1.14
2285	27.0	59.5	1.05
2365	30.0	59.5	1.18
3021	30.3	59.5	1.27
3080	27.7	59.5	1.31
2943	30.9	59.5	1.31
3757	31.7	59.5	1.23
3129	29.5	59.5	1.23
2825	30.6	59.5	1.26
3237	29.0	59.5	1.26
3051	31.6	59.5	1.30
3002	29.4	59.5	1.27
3689	31.3	59.5	1.23
2600	31.9	59.5	1.18
3051	29.4	59.5	1.21
3200	28.27	61.7	1.30
3360	28.27	61.7	1.29
1530	29.02	61.7	1.34
1510	29.02	61.7	1.31
2000	29.02	61.7	1.37
2190	29.02	61.7	1.33
1980.39	37.3	79	1.36
2493.38	31.6	62.4	1.22
1961.09	31.8	62.4	1.21
1239.67	32.0	62.4	1.21
484.211	15.9	21.5	1.50
1798.246	15.9	21.5	1.50
1426.316	15.9	21.5	1.50
1400	15.9	21.5	1.50
1823.509	15.9	21.5	1.50
1590	43.39	6.7	1.45
1850	43.39	6.7	1.47
1800	43.39	6.7	1.66
6051.3	6.95	21.5	1.65
4810.1	7.65	21.5	1.62
3172.6	11.28	21.5	1.65
2332.5	12.37	21.5	1.62
2396.1	11.99	21.5	1.57
1828.2	11.28	21.5	1.65
6419.4	13.05	41	1.59
4605.3	12.89	41	1.51
3839.8	16.20	41	1.51

Continuação do Apêndice 2 : solo não preparado

Resistência do solo à penetração	Teor de água	Teor de Argila	Densidade
----------------------------------	--------------	----------------	-----------

kPa	%	%	g/cm ³
1449.825	20.2	48.5	1.41
881.7544	20.2	48.5	1.41
892.6316	20.2	48.5	1.41
1062.456	20.2	48.5	1.41
794.0351	20.2	48.5	1.41
3176.3	16.55	48.5	1.61
3971.8	14.73	48.5	1.66
1953.3	20.43	48.5	1.61
2141.1	20.08	48.5	1.66
2405.9	20.95	48.5	1.67
2159.3	15.5	41	1.53
2413.0	15.5	41	1.53
2137.9	15.5	41	1.53
2652.6	15.5	41	1.53
3073.7	15.5	41	1.53
4417.544	27.4	65.5	1.38
5014.035	27.4	65.5	1.38
2094.386	27.4	65.5	1.38
3052.632	27.4	65.5	1.38
3040	26.4	56.2	1.4
2960	26.4	56.2	1.4
2131.2	22.63	65.5	1.39
3378.1	23.85	65.5	1.32
2787.6	22.99	65.5	1.38
1982.7	22.63	65.5	1.39
3563.5	23.85	65.5	1.32
2053.8	25.4	65.5	1.39
2270	27.0	59.5	1.22
2465	28.7	59.5	1.25
1352	30.3	59.5	1.21
2180	27.0	59.5	1.24
4002	29.9	59.5	1.25
3895	27.3	59.5	1.30
2933	30.0	59.5	1.25
3806	28.5	59.5	1.35
3410	28.27	61.7	1.33
3160	28.27	61.7	1.31
2900	28.27	61.7	1.29
1976.53	31.9	62.4	1.23