



REDES NEURAIS ARTIFICIAIS: UTILIZAÇÃO DO ALGORITMO RETROPROPAGAÇÃO PARA CLASSIFICAÇÃO DE GRUPOS EM BIOSISTEMAS, PARTE 2: APLICAÇÃO.

Beatriz Santos Bisi¹

Alfredo Bonini Neto²

Carolina dos Santos Batista Bonini³

RESUMO

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são modelos computacionais que se assemelham aos neurônios biológicos, capaz de realizar aprendizado e manipular informações recebidas. O trabalho foi dividido em duas partes, em que a primeira descreve o estudo da rede neural artificial *Retropropagação (backpropagation)* e nessa segunda partesão apresentadas suasaplicações. A primeira aplicação é uma classificação do tipo de frutas, laranja (*Citrus sinensis Osbeck*) ou tangerina "Ponkan" (*Citrus reticulate Blanco*), ou seja, com três entradas para cada amostra (P, pH e Ca), a rede neural é capaz de classificar qual é o tipode fruta referente aquela amostra, a ideia desta aplicação é apenas mostrar o funcionamento da rede. Já a segunda aplicação euma classificadora de níveis de solos degradados de acordo com seus atributos químicos.Com os resultados obtidos via RNA, observou-se que os solos analisados apresentam fertilidade aparente muito baixaindicando sua degradação e também mostrou que quanto mais profundo o solo, menor é sua fertilidade aparente, o que é esperado.

PALAVRAS-CHAVE: Neurônio artificial, Classificação de grupos, Retropropagação, Aplicação em Biosistemas.

ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS : ALGORITHM BACKPROPAGATION USE FOR CLASSIFICATION OF GROUPS IN BIOSYSTEMS , PART 2 : APPLICATION

ABSTRACT

The Artificial Neural Networks (ANN) are computer models that resemble biological neurons, able to perform learning and manipulate information received. The study was divided into two parts, wherein the first part describes the study of Backpropagation neural network and this second part the applications. The first application is a classification of the type of fruit, orange (*Citrus sinensis Osbeck*)

¹Graduanda do curso de Engenharia de Biosistemas, Unesp- Campus de Tupã.
beatriz_bisi@hotmail.com

²Professor Assistente Doutor do curso de Engenharia de Biosistemas, Unesp- Campus de Tupã.
bonini@tupa.unesp.br

³Professora Assistente Doutora do curso de Engenharia Agrônômica, Unesp- Campus de Dracena.
carolbonini@dracena.unesp.br



or Tangerine "Ponkan" (*Citrus reticulata* Blanco), i.e., with three inputs for each sample (P, pH and Ca), the neural network is able to classify what kind of fruit relative the sample, the idea of this application is just showing the operation of the network. The second application is a classification of degraded soils levels according to their chemical properties. With the results obtained via RNA was observed that the analyzed soils have very low fertility indicating apparent degradation and also showed that in deepest soil, smallest is its apparent fertility, which is expected.

KEYWORDS:Artificial neural, Groups classification, *Backpropagation*, Application in Biosystems.

REDES NEURONALES ARTIFICIALES : USO BACKPROPAGATION ALGORITMO PARA LA CLASIFICACIÓN DE GRUPOS EN BIOSYSTEMS, PARTE 2 : APLICACIÓN

RESUMEN

La primera aplicación es una clasificación del tipo de fruta, naranja (*Citrus sinensis* Osbeck) o mandarina "Ponkan" (*Citrus reticulata* Blanco), es decir, tres entradas para cada muestra (P, pH y Ca), la red neuronal es capaz para clasificar qué tipo de fruta con respecto a esa muestra, la idea de esta aplicación es sólo muestra el funcionamiento de la red. La segunda aplicación y una clasificación de niveles de suelos degradados en función de sus propiedades químicas. Con los resultados obtenidos a través de RNA se observó que los suelos analizados tienen muy baja fertilidad que indica la degradación aparente y también mostraron que el más profundo es el suelo, menor es su aparente fertilidad, que se espera.

PALABRAS CLAVE:Neuronas artificiales, Clasificación de Grupos, *backpropagation*, Solicitud de Biosystems.

INTRODUÇÃO

As redes neurais artificiais (RNA) são sistemas computacionais que se assemelham ao neurônio biológico de organismos inteligentes, capaz de realizar aprendizado e manipular informações recebidas. Esses sistemas se assemelham ao cérebro humano de forma que o conhecimento de ambos são adquiridos a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem e pela força de conexão entre os neurônios, no cérebro, e as redes, nos sistemas, denominados pesos sinápticos, os quais são utilizados para armazenar o conhecimento adquirido.

O estudo da rede neural artificial *Retropropagação* foi apresentado na primeira parte do presente trabalho, em que foi explicado seu funcionamento. Essa segunda



parte apresenta aplicações da metodologia para classificação de grupos (dois tipos para frutas e cinco níveis de fertilidade do solo aparente).

METODOLOGIA

Para este trabalho foi utilizada a Rede Neural Artificial *Retropropagação*, que consiste na composição de mais de um neurônio em multicamadas de ajuste. Seu treinamento é definido como não-recorrente, o qual não se realimenta, e supervisionada. São apresentadas duas aplicações da Rede Neural Artificial *Retropropagação*, sendo a primeira aplicação com dados fictícios para classificação de frutas, e uma segunda aplicação com dados reais para classificação de solos degradados.

Em ambas as aplicações foram utilizadas o software MATLAB para aplicação da RNA *Retropropagação* (MATHWORKS, 2015).

Na fase de treinamento são analisados três fatores: o treinamento da rede, o qual a rede é ajustada de acordo com o seu erro; a validação, que é utilizada para medir a generalização da rede; e o teste, que avalia o desempenho da rede durante e após o treinamento. Treinando várias vezes irá gerar resultados diferentes devido a diferentes condições iniciais e de amostragem.

O objetivo da RNA *Retropropagação* é minimizar o erro, ou seja, diminuir a diferença da saída obtida com a saída desejada. O erro é mensurado pelo Erro Quadrático Médio (*mean square error (MSE)*) dado pela equação (1), que consiste na diferença dos quadrados médios entre saídas obtidas e saídas desejadas, em que quanto menor seu valor, menor será o erro.

$$MSE = \sum_{i=1}^n [(Y_{obtida} - Y_{desejada})^2 / (n - 2)] \quad (1)$$

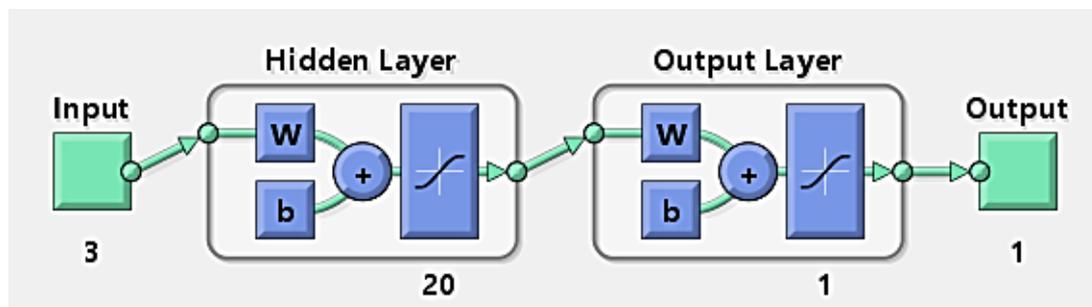
CLASSIFICAÇÃO DE FRUTAS



Para classificação de frutas foram utilizadas três entradas (x_1 , x_2 e x_3), em que x_1 representa o P (fósforo), x_2 o pH (acidez) e x_3 o Ca (Cálcio) que são os atributos das frutas utilizadas para a classificação. Para o processo de treinamento foram utilizadas 30 amostras e para cada amostra a saída desejada (0 para laranja e 1 para tangerina).

Das 30 amostras apresentadas, a RNA utilizou 70% (21 amostras) para o treinamento da rede, com 15% das amostras para validação e o restante, 15% para o teste da rede. Foi tomado para o treinamento duas camadas, sendo uma camada intermediária com vinte neurônios e uma camada de saída. A estrutura da rede pode ser vista na figura 1.

Figura 1. Estrutura da Rede Neural Artificial *Retropropagação*.



Fonte: MATLAB

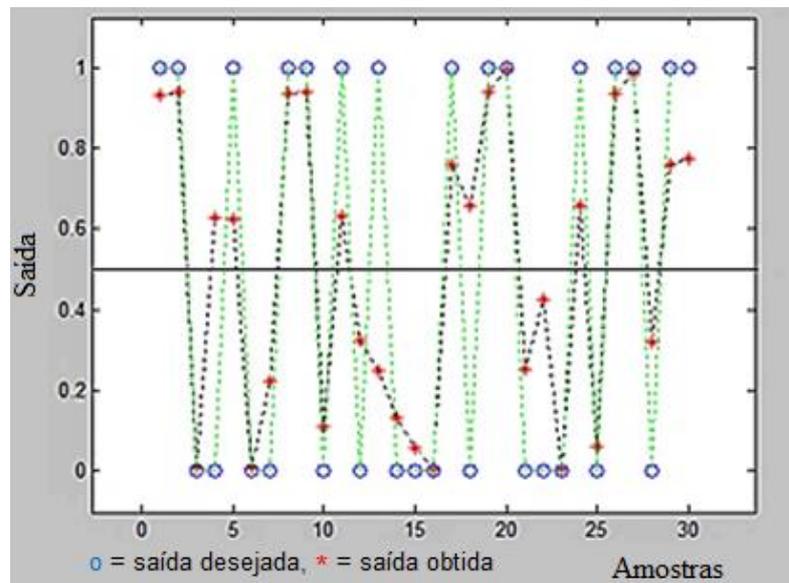
Analisando a figura 1 temos que *Input* são as 3 entradas (x_1 , x_2 e x_3), já citadas. *Hidden Layer* é a camada oculta ou intermediária com os 20 neurônios e função de ativação *sigmoide*, *Output Layer* é a camada de saída com 1 neurônio e também função de ativação *sigmoide* e por fim *Output* é a saída desejada [0, 1].

Realizado o treinamento, tiveram-se as validações e os testes com erros próximos de zero, o que indica que o treinamento foi realizado com eficiência. Para verificação do treinamento foram analisadas as mesmas 30 amostras já conhecidas.



Com esses resultados foi possível realizar a verificação, em que foi obtido 2 erros das 30 amostras utilizadas, a amostra de número 13 e a de número 18, como mostrado na figura 2.

Figura 2. Saídas desejadas vs saídas obtidas.



Fonte: Autores

CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS DEGRADADOS

O solo classificado no presente trabalho foi coletado na fazenda de ensino e pesquisa da UNESP em Selvíria, MS. A região apresenta médias de precipitação anual de 1370 mm, temperatura de 23,5 °C e umidade relativa do ar entre 70 e 80%. O solo original da área de estudo foi classificado Latossolo Vermelho distrófico (EMBRAPA, 2013). Da área em estudo, foram retirados 8,6 m do perfil do solo original, para o uso na construção da Usina Hidrelétrica de Ilha Solteira, ficando exposto o subsolo da área em estudo, desde 1969 (ALVES & SOUZA, 2008). As amostras analisadas neste trabalho são de 2008. Maiores detalhes da área experimental (histórico) podem ser encontrados em Bonini (2012).

O experimento para recuperação da qualidade química consistiu em 9 tratamentos de recuperação, sendo eles: calcário+gesso+guandu,



calcário+gesso+mucuna-preta, calcário+ guandu, calcário+ mucuna-preta, guandu, vegetação nativa do cerrado, mucuna-preta, solo exposto e solo mobilizado.

A fertilidade do solo pode ser classificada a partir de análises químicas do mesmo, o qual permite análises de níveis de degradação do composto. Os atributos químicos utilizados para classificação do solo do presente trabalho foram: CTC, capacidade de troca catiônica; V%, saturação de bases; pH que indica a acidez do solo; e os níveis de magnésio, fósforo e potássio presente no mesmo.

Para classificação do solo aplicou-se a Rede *FeedForwardBackpropagation*, que consiste em um treinamento supervisionado, que busca o melhor treinamento com uma menor taxa de erro. A fertilidade do solo foi dividida em 5 níveis de classificação, em que para cada classificação foi definido uma saída de identificação gerada pela rede. A tabela 1 apresenta as classificações e suas respectivas saídas, as quais foram utilizadas para treinamento da rede.

Tabela 1. Classificações do solo pela sua fertilidade.

Classes	Saída
Solo com fertilidade aparente muito alta	111
Solo com fertilidade aparente alta	101
Solo com fertilidade aparente média	011
Solo com fertilidade aparente baixa	001
Solo com fertilidade aparente muito baixa	010

O treinamento da rede foi composto por duas camadas, sendo uma camada intermediária com 10 neurônios, e uma camada de saída. Para cada classe de fertilidade do solo, existem atributos com restrições específicas para o mesmo. Os atributos e suas respectivas restrições que foram utilizados para treinamento da rede, estão apresentados na tabela 2 (VAN RAIJ et. al., 1997).

Tabela 2. Atributos de classificação.

Atributos	Muito alta	Alta	Média	Baixa	Muito baixa
pH (CaCl ₂)	>6	5,6 - 6,0	5,1 - 5,5	4,4 - 5,0	<4,3
CTC (mmol _c dm ⁻³)	>120	91 - 120	61 - 90	40 - 60	<40

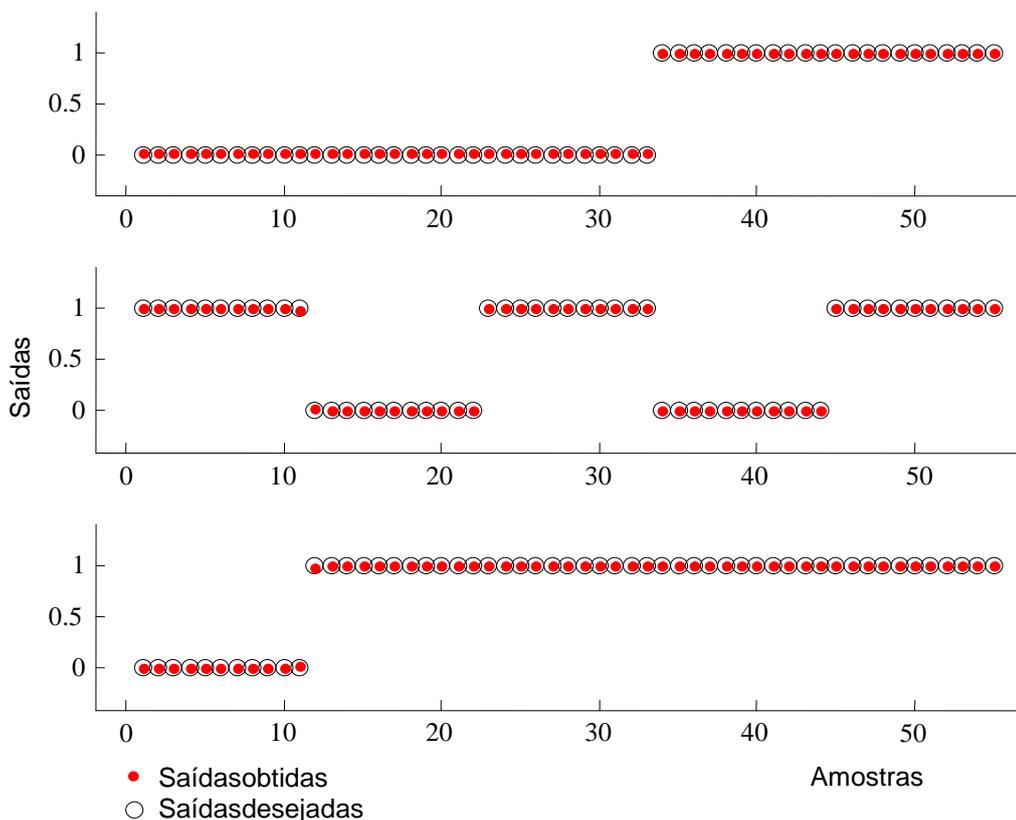


V (%)	>91	71 - 90	51 - 70	26 - 50	≤25
P (mg dm ⁻³)	>80	41 - 80	16 - 40	7 - 15	≤6
Mg (mmol _c dm ⁻³)	>12	9 - 11	5 - 8	4 - 1	<1,0
K (mmol _c dm ⁻³)	>6	3,1 - 6	1,6 - 3	0,8 - 1,5	<0,7

Para fase de treinamento foram utilizadas 55 amostras, das quais eram 11 de cada classe de classificação. Dessas 55 amostras foram utilizadas 33 amostras para treinamento (60 %), 11 amostras para validação (20%) e 11 amostras para teste (20%). Ao final do treinamento obteve-se o valor médio dos erros de treinamento das 33 amostras citadas, obtendo um valor médio do erro de $1,696 \times 10^{-4}$, ou seja, bem próximo de zero que consiste em um excelente treinamento.

A figura 3 a seguir representa a minimização do erro na fase de treinamento, o qual os pontos vermelhos representam as saídas obtidas e os círculos representam as saídas desejadas, isso para as 55 amostras utilizadas (100%).

Figura3. Processo de treinamento: Saídas obtidas vs saídas desejadas.

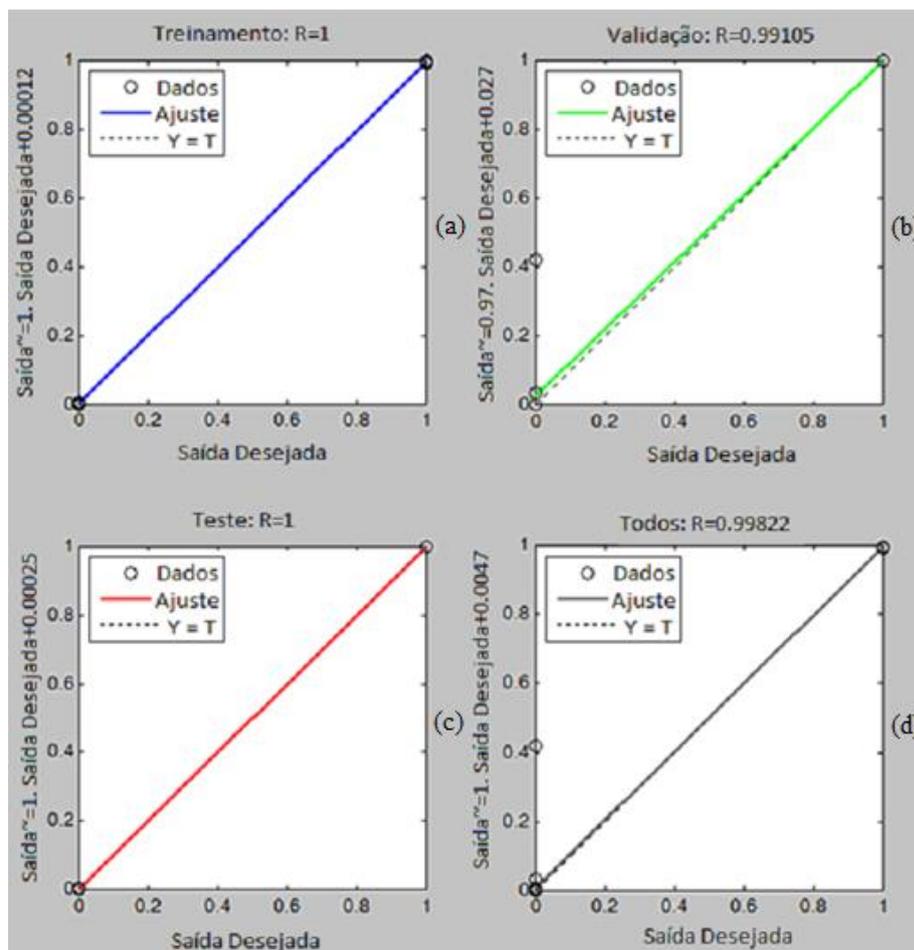




Fonte: Autores

A verificação da qualidade do treinamento da rede pode ser analisada pela regressão dos aspectos do treinamento da rede, em que quando mais próximo do valor 1, melhor é o treinamento, pois consiste na comparação da saída desejada com as saídas obtidas. As regressões do treinamento, da validação, do teste e da soma dos três aspectos está apresentada na figura 4(a), (b), (c) e (d) a seguir, com resultados próximos ou iguais a 1.

Figura 4. Retas de regressão, (a) regressão para o treinamento, (b) regressão para a validação, (c) regressão para o teste, (d) regressão para os três aspectos (todos).



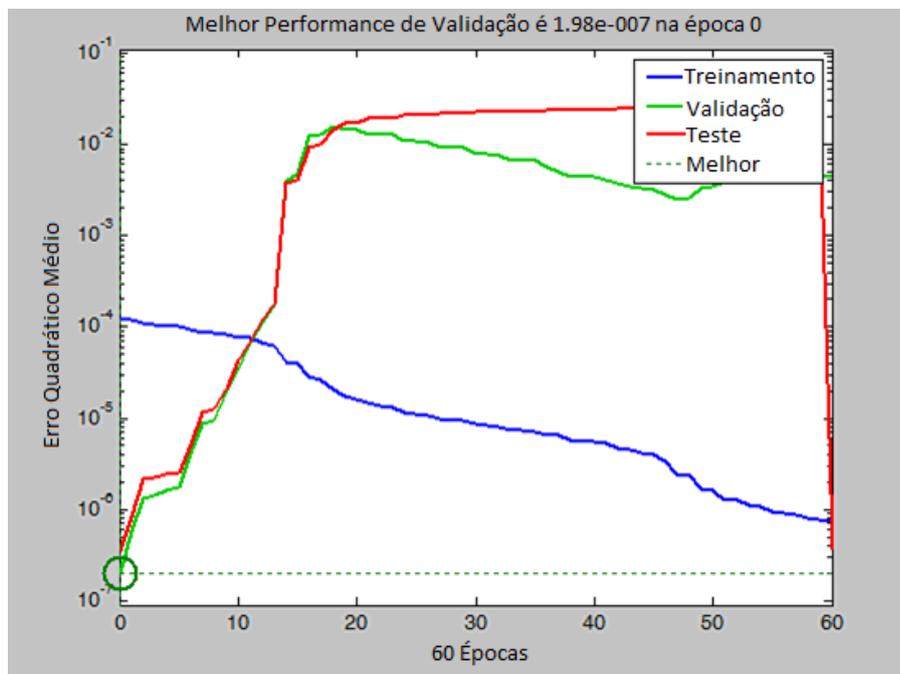
Fonte: Matlab

Outro método de verificação da qualidade do treinamento da rede é o gráfico que apresenta a melhor performance de validação do treinamento, em que consiste



no comparativo do melhor resultado buscado, e do comportamento do treinamento, da validação e do teste na fase de treinamento. A figura 5 apresenta a melhor performance de validação do treinamento apresentado no trabalho, ou seja, os valores obtidos do treinamento, validação e teste sejam os mais próximos possíveis de zero. Observa-se que após algumas tentativas para treinar a rede, concluiu-se que a validação e o teste ficaram próximos de 10^{-7} e o treinamento próximo de 10^{-4} , mostrando um excelente desempenho da rede.

Figura 5. Melhor Performance de Validação.



Fonte: Autores

RESULTADOS

Após o treinamento, foi realizada a fase de operação da rede de classificação de solos. Foram utilizadas 108 amostras de solos de área degradada em 3 profundidades (0,0-0,1; 0,1-0,2; 0,2-0,4 m). A classificação do solo via RNA teve uma análise geral que gerou os resultados apresentados na tabela 3.

Tabela3. Resultados da classificação do solo.

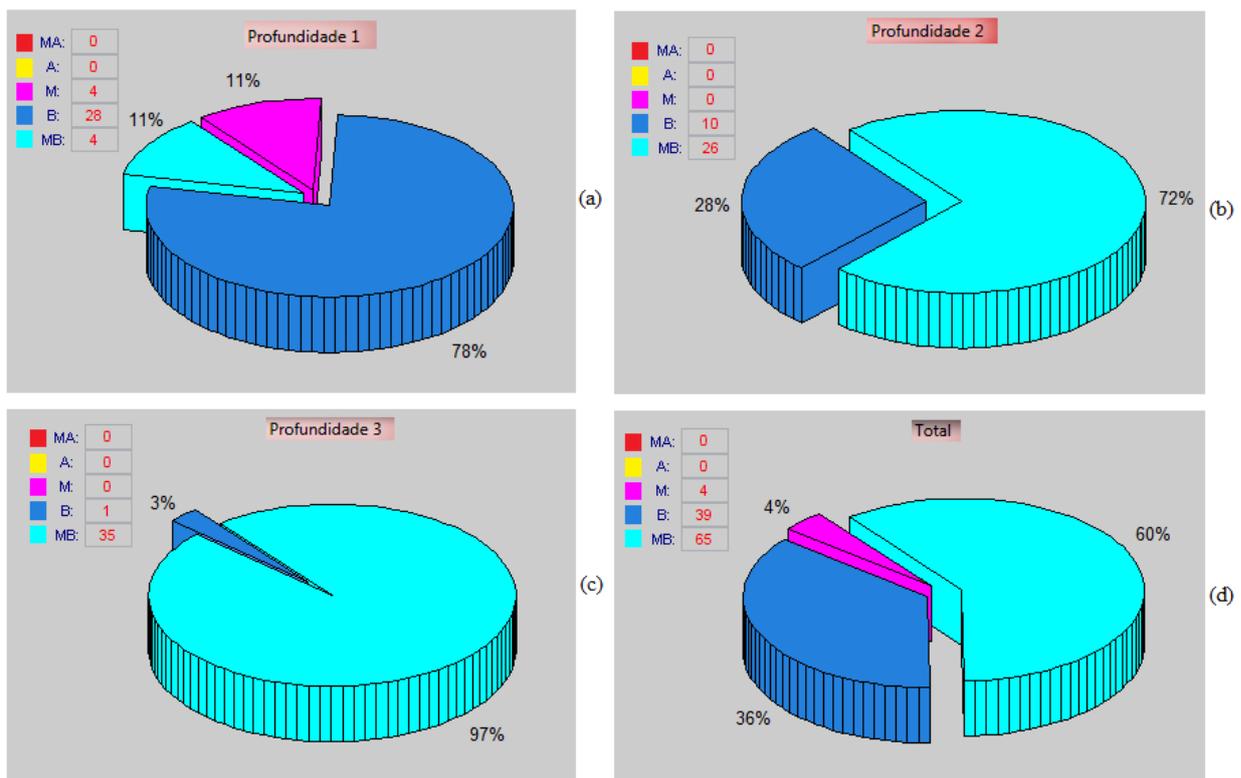
Fertilidade	Muito	Alta	Média	Baixa	Muito
-------------	-------	------	-------	-------	-------



	alta		baixa		
Amostras	0	0	4	39	65
Percentual	0%	0%	4%	36%	60%

Analisando os resultados determina-se que a área classificada tem sua maior porcentagem de fertilidade aparente muito baixa, assim, estabelecendo processo de recuperação da degradação da qualidade química do solo. Após o resultado geral foi realizada uma classificação específica para cada profundidade (figura 6(a), (b), (c) e (d)), mostrandoo decrescimento da fertilidade em profundidade.

Figura 6. Fertilidade do solo em função da profundidade via RNA, (a) profundidade 1, (b) profundidade 2, (c) profundidade (3), (d) total de amostras.



Fonte: Autores

Em relação aos tratamentos de recuperação, verificou-se que os tratamentos com adubos verdes+calcário+gesso e/ou calcário+adubos verdes foram os mais eficientes em recuperar a qualidade química do solo na profundidade de 0,0-0,1 m.

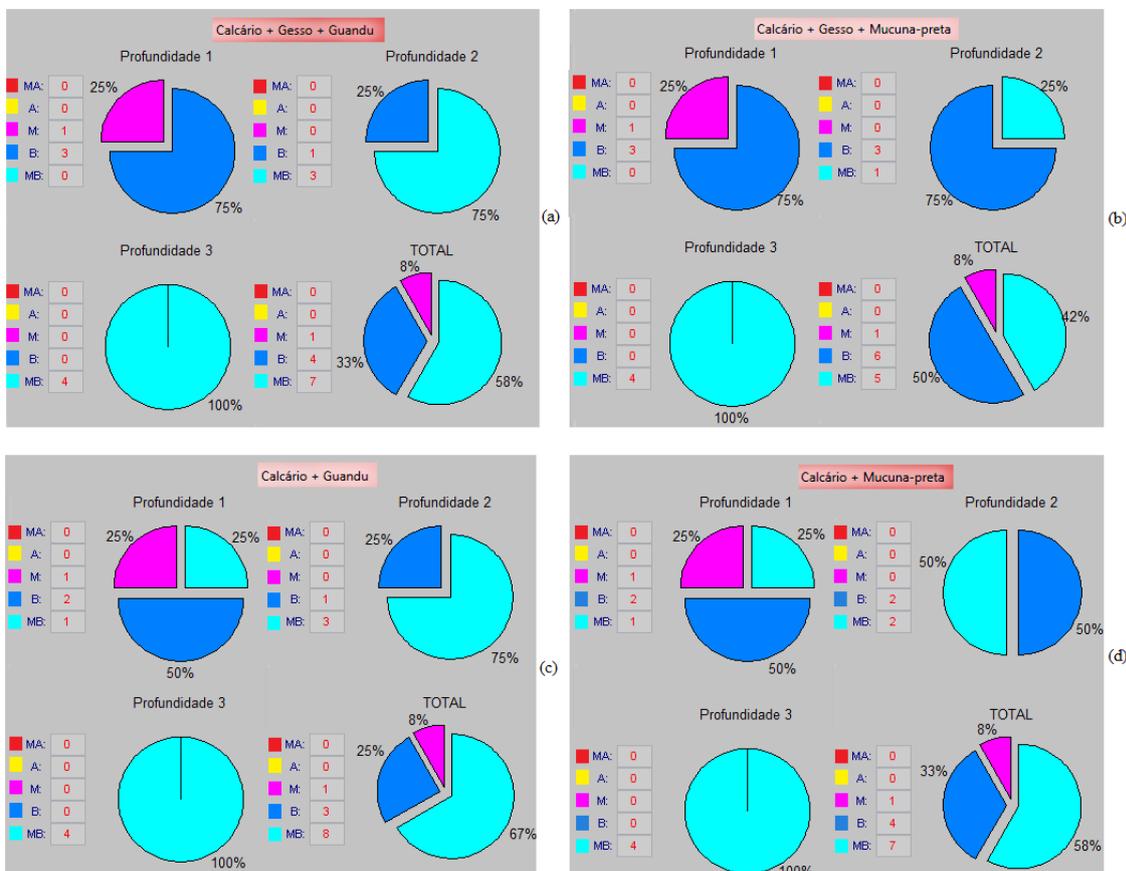


Os valores obtidos estão na faixa de média e baixa fertilidade do solo (figura 7(a), (b), (c) e (d)), concordando com os dados analisados pela estatística clássica em Bonini (2012). Essa comparação confirma a eficiência das RNA para classificação da fertilidade do solo.

Para os tratamentos de recuperação com adubos verdes ou só com preparo do solo não houve acréscimo nos níveis de fertilidade do solo (figura 8(a), (b), (c), (d) e (e)). Esses resultados discordam dos obtidos por Bonini e Alves (2015) e Alves e Souza (2011) que estudando a recuperação da qualidade química do solo verificaram que a adição de matéria orgânica no solo eleva a sua fertilidade.

Nas camadas subsuperficiais (0,1-0,2 e 0,2-0,4 m) os efeitos dos tratamentos de recuperação não foram eficientes.

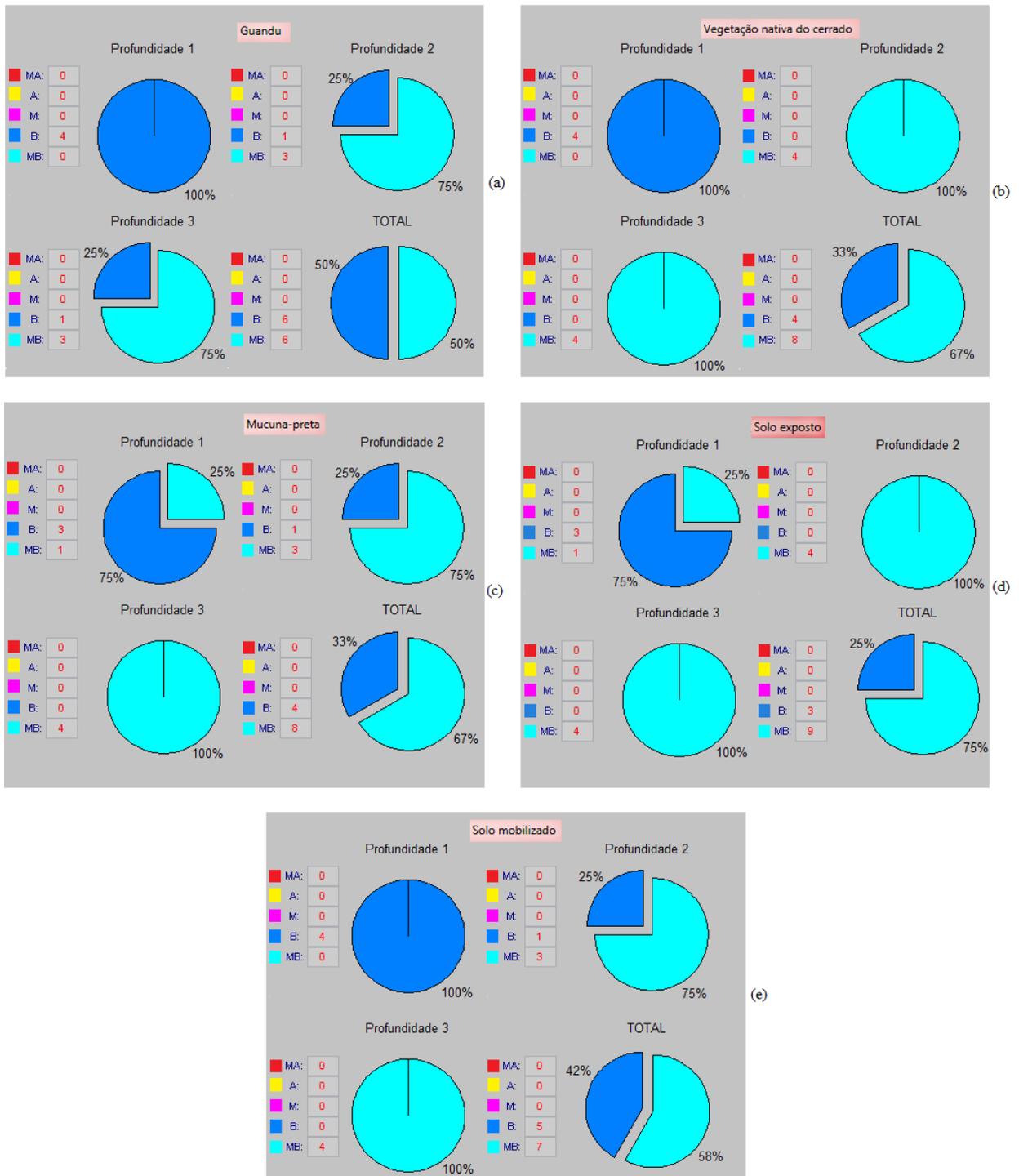
Figura 7. Fertilidade do solo em função dos tratamentos e profundidade, (a) calcário+gesso+guandu, (b) calcário+gesso+mucuna-preta, (c) calcário+guandu, (d) calcário+mucuna-preta.



Fonte: Autores



Figura 8. Fertilidade do solo em função dos tratamentos e profundidade, (a) guandu, (b) vegetação nativa do cerrado, (c) mucuna-preta, (d) solo exposto, (e) solo mobilizado.



Fonte: Autores



CONCLUSÃO

A aplicação da Rede Neural Artificial *Retropropagação*, fase de treinamento e classificação apresentou um excelente resultado tanto para classificação de frutas com erro menor que 7% quanto para solos.

Para a classificação da fertilidade do solo a RNA mostrou uma ferramenta confiável com erro de $1,696 \times 10^{-4}$, sendo seu treinamento eficiente e assim obteve valores equivalentes a estatística clássica mas com melhor agrupamento dos dados facilitando a sua discussão.

REFERÊNCIAS

ALVES, M. C. e SOUZA, Z. M.. Recuperação do subsolo em área de empréstimo usada para construção de hidroelétrica. Revista Ciência Agronômica, v. 42, p. 301-309, 2011.

ALVES, M. C. e SOUZA, Z. M.. Recuperação de área degradada por construção de hidroelétrica com adubação verde e corretivo. Revista Brasileira de Ciência do Solo, v. 32, p. 2505-2516, 2008.

BONINI, C. S. B; ALVES, M. C. e MONTANARI, R. Lodo de esgoto e adubação mineral na recuperação de atributos químicos de solo degradado. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v. 19, p. 388-393, 2015.

BONINI, C. S. B. Restauração ecológica de um solo decapitado sob intervenção antrópica há 17 anos. 191 f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista, 2012.

EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. 2013. 3.ed. Rio de Janeiro: Embrapa CNPSO, 306p.

MATHWORKS. Disponível em: <<http://www.mathworks.com>>. Acesso em: 21 maio. 2015.



Periódico Eletrônico

ISSN 1980-0827

Fórum Ambiental

da Alta Paulista

Volume 11, Número 02, 2015

**Campo, Agronegócio
e as Práticas Sustentáveis**

RAIJ, B. VAN.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J. A.; FURLANI, A. M. C. Adubação orgânica. In: RAIJ, B. VAN.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J. A.; FURLANI, A. M. C. (Ed.). Recomendações de adubação e calagem para o Estado de São Paulo. 2. ed. Campinas: Instituto Agrônomo: Fundação IAC, 1997. p. 30-35 (Boletim técnico, 100).