

## Estudo para Aplicação de Redes Neurais Artificiais em um Dispositivo Detector de Posição para Medidor de Pressão Intracelular

Victor Bertucci-Neto<sup>1,2</sup>, José Dalton Cruz Pessoa<sup>1</sup>, Paulo Estevão Cruvinel<sup>1</sup>, Ednaldo J. Ferreira<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Embrapa Instrumentação Agropecuária

<sup>2</sup>Escola de Engenharia de São Carlos, Departamento de Engenharia Elétrica, USP

E-mails: victor@cnpdia.embrapa.br, dalton@cnpdia.embrapa.br, cruvinel@cnpdia.embrapa.br

### Abstract

*In this paper is shown an application of Artificial Neural Networks for image detection. It was used in a pressure probe for vegetable cells. The pressure measurement is made by means of the detection of a meniscus in a capillary filled with silicone oil. When the tip of the capillary punctures a vegetable cell, the meniscus is displaced from its original position. By means of thermal compensation it is possible to return the meniscus back to the origin. If the power used for this compensation is known, is also known the pressure applied at the tip of the capillary. A video camera optically coupled with a microscope is used for the meniscus observation. A single video line was selected at the capillary image, showing a pulse that corresponds to the meniscus, and a logical circuit was used for the determination of the distance from the origin. However, in the presence of noise this circuit cannot sometimes recognize the meniscus pulse. Based on this, it is proposed the application of a Neural Network to recognize the meniscus pulse, even in the presence of noise. The learning rule used was the Error Backpropagation, and results are shown and discussed.*

### 1. Introdução

A determinação da pressão intracelular de plantas (turgor) é de importância fundamental para os fisiologistas vegetais, porque auxilia no desenvolvimento de modelos, e na avaliação de como uma planta responderá a variações ambientais, tais como, ausência, ou excesso de água, insolação, e até mesmo vento. Hüsken et al. [1] apresentaram uma técnica de medida que se mostrou como uma das mais promissoras dentre as que foram tentadas. Basicamente, era um capilar preenchido com óleo, o qual após romper uma célula vegetal com a ponta, era submetido a uma pressão contrária, movimentando o menisco no capilar. A medida se baseava na compensação da pressão aplicada pela célula, através de um aparato hidráulico, ou seja, um pistão com movimento acionado por um motor. Por sua vez, a

posição do menisco era determinada pela medida da resistência elétrica de um fio de prata dentro do capilar, resistência esta que variava de acordo com o contato longitudinal proporcionado pelo óleo no capilar. Os avanços nesta técnica se deram, basicamente, na determinação da posição do menisco, tendo sido usado, para tal, aparatos óticos como CCD (Charge Coupled Device) e arranjos lineares com fotodiodos e fibra ótica. Recentemente, Pessoa e Calbo [2] propuseram um sistema de compensação da posição do menisco no capilar baseado na expansão e compressão térmicas do fluido. A idéia é a de obter o valor da pressão aplicada na ponta do capilar, através do controle térmico da posição do menisco. Esta inovação diminui custos devido à exclusão de todo aparato eletro-hidráulico usado para este fim. A característica de realimentação apresentada neste sistema, possibilitou a aplicação de uma metodologia de Sistemas de Controle, de forma a se prever os efeitos causados pela variação de parâmetros tais como dimensões do capilar, compressibilidade do óleo, tempo de resposta, entre outros. Por meio desta abordagem teórica é possível prever faixas de ganho ótico, faixas de potência do aquecedor do capilar, além de analisar como algumas constantes intrínsecas do sistema podem influenciar no desempenho final do instrumento. Outra vantagem está na possibilidade de avaliar faixas de erro de medida, além de registrar a dinâmica da pressão intracelular. Bertucci-Neto et al. [3], [4], propuseram um modelo com parâmetros concentrados para o sistema, aplicando métodos de Sistemas de Controle para prever seu comportamento na presença de ruídos e distúrbios. Um parâmetro que mostrou ser determinante na estabilidade do sistema foi o de tempo de atraso na malha de realimentação. Este parâmetro está relacionado com o tempo necessário para se determinar a posição do menisco no capilar, sendo decisivo na escolha da técnica a ser usada para esta finalidade. Foi mostrado que um tempo de atraso acima de 0,2 segundo é suficiente para deteriorar o desempenho da medida de pressão, além de poder levar o sistema à instabilidade. Durante a fase de testes do sistema foi usado um microscópio com uma câmara de vídeo acoplada. A primeira tentativa para determinar a posição do menisco foi através da digitalização da imagem da

câmara por meio de uma placa de captura de imagem, e com subsequente software de cálculo da posição quadro a quadro. Apesar de ser extremamente útil na calibração e verificação microscópica das condições do capilar, o tempo gasto para determinar a posição do menisco em relação a uma origem predeterminada é muito alto (em torno de 0,5 segundo), inviabilizando seu uso no sistema de controle. Baixar este tempo usando a mesma técnica significa aumento de custos, o que leva a uma busca por alternativas menos dispendiosas. A primeira alternativa foi a de se processar, por meio de lógica digital, a informação contida em uma linha de vídeo que mostrasse a posição do menisco no capilar. Isto se mostrou possível na medida que, durante a movimentação do fluido no capilar, não aparecessem pequenas bolhas, ou manchas na imagem. Quando isto ocorre soma-se ao sinal de vídeo um ruído indesejável, muitas vezes confundido com o pulso devido ao menisco. Desta forma, deve-se aumentar a complexidade do circuito lógico digital, ou buscar alternativas mais simples e eficientes. Por sua vez, Redes Neurais Artificiais (RNA) são bastante conhecidas e usadas na substituição de funções lógicas digitais, e podem ser uma alternativa para solucionar este problema.

Neste trabalho é descrito um sistema para medida dinâmica da pressão intracelular de vegetais e avaliada a possibilidade de usar algoritmos de Redes Neurais Artificiais para determinar a posição do menisco em função do tempo, mesmo na presença de ruídos, visando aumentar a eficiência do sistema sem elevar custos.

## 2. Descrição do Sistema

Na fig.1 é mostrado o diagrama em blocos do sistema desenvolvido. Vê-se o capilar preenchido com óleo, com uma resistência elétrica que o envolve, sendo que a maior parte de seu corpo é inserida em um banho com água e gelo, e a outra extremidade, com a ponta que deve perfurar a célula vegetal, fica exposta ao ambiente. Através de um microscópio ótico observa-se o menisco no capilar, indicando a fronteira dada pelo volume de óleo. Por meio de uma câmara de vídeo e uma placa digitalizadora, observa-se, no computador, a imagem focalizada. A câmara também fornece o sinal de vídeo que alimenta a placa de Separação de Linhas de Vídeo. Usando-se um osciloscópio (não indicado na figura) seleciona-se a linha que indica de forma clara a posição do menisco. O bloco denominado Contador é composto de digitalizador, com ajuste de nível DC que regula a faixa de sinal que deve se tornar "1" ou "0" lógico. A idéia é a de manter o sinal correspondente ao menisco, como sendo igual a "1" e toda informação ruidosa como "0". Neste ponto é acionado manualmente o sinal de Referência (bloco do Contador), que passa a contar pulsos em relação à referência marcada. Esta contagem de pulsos pode

alimentar um controlador digital, ou um controlador analógico, quando passar por um conversor digital/analógico (D/A). O controlador aciona a placa de aquecimento do capilar. Em resumo, quando a pressão da célula vegetal tenta movimentar o menisco, a resistência elétrica aquece e age de forma a manter o menisco na mesma posição. O esforço realizado pelo aquecedor (em watts) é proporcional à pressão intracelular que se quer medir.

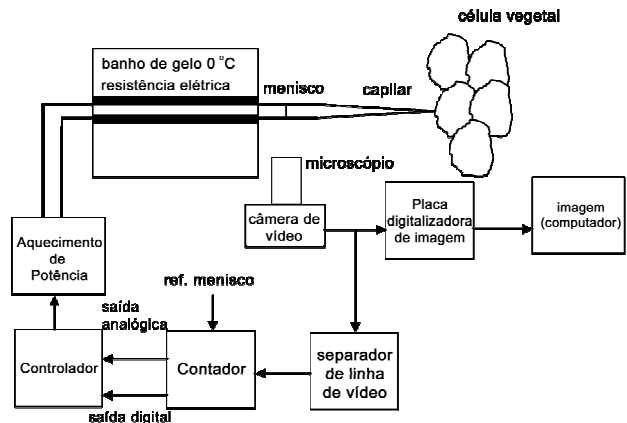


Figura 1: Diagrama em blocos do sistema existente

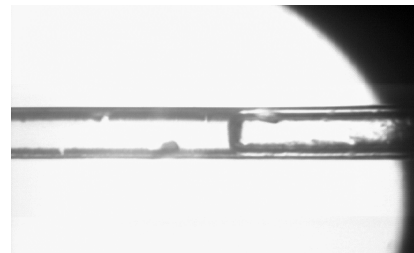


Figura 2: Imagem digitalizada do capilar com o menisco centralizado

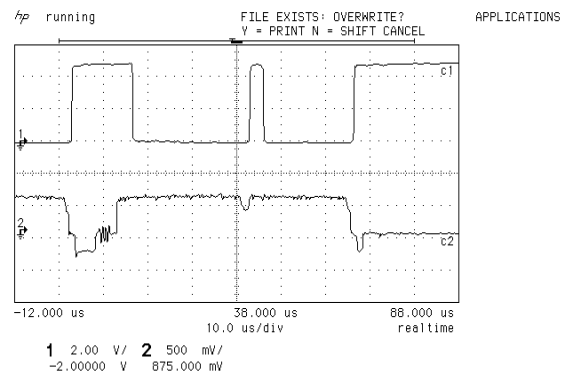


Figura 3: Canal 2 (C2) do osciloscópio mostrando o sinal de uma linha de vídeo selecionada da imagem da fig.(2) , e no canal 1 (C1), o sinal digitalizado.

Na fig. 2 vê-se a imagem do capilar com o menisco centralizado e o óleo à esquerda do menisco. Já na fig.3 vê-se a transcrição da tela do osciloscópio

indicando no canal 2 (C2) o sinal correspondente a uma linha de vídeo selecionada na região central do capilar, da mesma imagem mostrada na fig.(2). O pulso que está ao lado da barra de 38μs é referente ao menisco. No canal 1 (C1) da mesma figura vê-se o sinal da linha digitalizada após o ajuste da janela, ou seja, o pulso digital corresponde ao menisco. A movimentação do menisco pode causar a formação de bolhas, ou manchas, que podem formar picos de tensão que ultrapassem o nível lógico, ou seja, o circuito lógico não saberá mais qual pulso é o correspondente ao menisco. Isto também é possível na presença de ruídos espúrios ao sistema, levando a pulsos de alta frequência.

Um ponto crítico do sistema é o tempo despendido na determinação da posição do menisco no capilar. Apesar do sistema composto do capilar e da resistência de aquecimento possuírem uma característica de 1ª ordem, ou seja, basicamente é um sistema simples com compensação térmica, quanto maior o tempo gasto na determinação do menisco, pior o desempenho e estabilidade do sistema realimentado. Simulações do sistema mostraram (Bertucci-Neto 1998, 1999, 2000) que um tempo de atraso na malha de realimentação da ordem de 40ms pode comprometer o desempenho do instrumento. Se considerarmos que a amostragem de um sinal de vídeo padrão é feito uma vez a cada 1/30 segundos, então a determinação da posição do menisco deve ser feita da maneira mais rápida possível.

### 3. Porque usar RNA no Sistema

A imagem do menisco percorrendo o capilar é bastante definida, assim como no sinal de vídeo de uma linha, como observado nas fig.2 e fig.3. Portanto, a idéia é usar um sistema que é eficiente com baixo ruído no sinal de vídeo, e transformá-lo em um sistema eficiente com um certo nível de ruído. Como dito anteriormente, a aplicação de algoritmos de RNA pode substituir, muitas vezes, a implementação de complexos sistemas lógicos digitais. A descrição do problema indica que é possível ser aplicado um algoritmo de RNA multicamadas, usando como regra de aprendizagem a retropropagação do erro, para ajuste dos pesos entre as unidades da rede. Os fatores que foram relevantes para esta decisão são: i) a existência de uma base de tempo fixa determinada pelo tamanho de uma linha de vídeo; ii) a largura de tempo do pulso referente ao menisco é no mínimo duas vezes maior que a largura do maior pulso de ruído observado experimentalmente; iii) RNA com multicamadas e ajuste por retropropagação de erro, apesar de apresentarem, em muitos casos, demora na aprendizagem, são uma maneira computacionalmente eficiente de resolver problemas de classificação de padrões, entre outras.

Pensou-se, desta maneira, em uma rede que possa seguir o sinal digital dado pelo pulso do menisco, em

relação à referência previamente determinada pelo sinal de Referência, tanto na ausência, como na presença de pulsos de largura inferior ao do menisco, que representam o ruído no sinal de vídeo e da imagem no capilar. A resolução da medida será dada pelo número de unidades de entrada da rede, fator que deve ser usado como limite do compromisso entre desempenho e tempo computacional gasto pela rede em funcionamento.

### 4. Projeto da RNA

O tempo máximo de uma linha de vídeo contendo informação é igual a  $T_L=54\mu s$ . Como foi usado um gerador de pulsos com frequência igual a  $f=12MHz$ , tem-se que o número máximo de unidades da rede neural deve ser igual a  $N_{max}=T_L f=648$ . Desta forma, se o campo de visão da imagem do capilar for equivalente a 1mm, tem-se uma resolução igual a 1/648mm. Esta resolução é demasiadamente alta para o propósito do instrumento pois as simulações indicaram que para uma larga faixa de variação de pressão intracelular (da ordem de 500KN/m<sup>2</sup>) a máxima excursão do menisco é de 0,5mm. Além disto, reduzir a resolução também implicará na redução do número de unidades de entrada da rede. A resolução máxima pode ser diminuída cerca de 20 vezes, sem causar prejuízo excessivo para o erro de medida final do instrumento. Assim a opção é a de se trabalhar com 32 unidades de entrada na rede (aproximação de 32,4), sendo que cada unidade receberá a informação digitalizada da linha de vídeo, através de uma amostragem com frequência de 600KHz (divisão de 12MHz por 20). O número de unidades da camada intermediária (escondida) foi iniciado em 5 até o valor de 12 unidades. Acima de 12 unidades o comportamento da rede apresentou poucas variações em resposta, mas o tempo gasto no treinamento começou a ser excessivo. A função de ativação escolhida foi a da tangente hiperbólica de uma constante  $\beta$  (que foi variada entre 1 e 2) multiplicada pela rede de entrada das unidades. Foram usados termos de momento  $\mu$  (variado entre 0,4 e 0,85), e taxa de aprendizagem  $\eta$  (variado entre 0,6 e 0,9). Os vetores de padrões  $X_p$  foram apresentados da seguinte forma:

$$X_p=[z_1(i) \quad M \quad z_2(n-m-i)]$$

Onde  $M$  é um vetor com elementos iguais a 1, e dimensão igual a  $m$ , e  $z_1$  é um vetor nulo de dimensão variável entre 0 e  $i$ , e  $z_2$  é um vetor nulo de dimensão variável entre  $n-m-i$  e 0, sendo  $n$  o número de unidades de entrada da rede. Portanto a dimensão do vetor  $X_p$  será sempre igual a  $n$ . Considerou-se o espaço ocupado pelo menisco como  $m=4$ , ou seja, 4 posições com valor igual a 1. A posição zero do menisco foi escolhida como o seguinte padrão de entrada:

$$X_{p0}=[0_1 0_2 \dots 0_{12} 1 1 1 1 0_1 0_2 \dots 0_{16}]$$

Que corresponde ao alvo T=0. Para o caso de n=32, foram usados alvos com números inteiros, entre -16 e 12. Para ajuste da rede sem ruído, os vetores de entrada foram apresentados com o menisco caminhando passo a passo de uma extremidade à outra. Nestas condições a rede apresentou rápida convergência, obtida geralmente entre 100 e 220 épocas, com erro médio quadrático de  $10^{-9}$ . No segundo caso foi usado um outro formato de vetores de padrões incluindo ruído binário:

$$X_{pr}=[RB_1(i) M RB_2(n-m-i)]$$

Onde  $RB_1(i)$ , e  $RB_2(n-m-i)$  são vetores decorrentes de um sinal aleatório com distribuição normal, com média igual a 0,58 e variância igual a 0,07. Este sinal aleatório é comparado com um nível de forma a resultar em valor binário igual a 1, com probabilidade aproximada de 10%, ou seja, para cada vetor de ruído binário há uma probabilidade de haver 3 níveis em cada 30 posições. Primeiramente, os padrões foram apresentados à rede da seguinte forma:

a) M caminhando da esquerda para direita (n-m vetores); b) M caminhando da direita para esquerda (n-m vetores); c) idem a) com ruído binário incluído; d) idem b) com ruído binário incluído.

A cada ciclo de treinamento foi mudada a ordem de apresentação dos vetores, por exemplo, após a seqüência a), b), c), d), apresentou-se uma seqüência c), b), d), a). Essa forma de apresentação de vetores apresentou muita oscilação no erro médio quadrático, e foram incluídos, posteriormente, termos de polarização da derivada da função de ativação E, e ajuste automático da taxa de aprendizagem [5]. Além disto, os vetores foram apresentados primeiramente sem ruído, e depois com ruído, sendo que o menisco se mantinha na mesma posição nos dois casos. A posição do menisco foi escolhida de forma aleatória. Esta nova forma do modo de apresentar os vetores ajudou a diminuir os erros de linearidade da saída. Os melhores resultados foram obtidos com os seguintes valores:  $\eta=0,85$ ;  $\mu=0,61$ ;  $\alpha=0,003$ ;  $E=0,03$ ;  $\beta=1,05$ . O número de ciclos de treinamento ficou entre 650 e 2000. Erros de linearidade foram verificados na resposta da rede quando o ruído apresentado na entrada foi excessivo. Sem ruído, apenas com o sinal do menisco, o maior erro observado foi igual a 6%. Quando foi incluído ruído de forma que a norma Euclidiana do vetor de entrada fosse menor que 2,65, o maior erro entre os pontos chegou a 21%.

Na figura 4 tem-se a linha linear correspondente à excursão ideal, e os pontos obtidos quando o menisco caminhou com ruído correspondente à norma menor ou igual a 2,65. Os erros apresentados nesta figura vão de 0,05% a 8,5%.

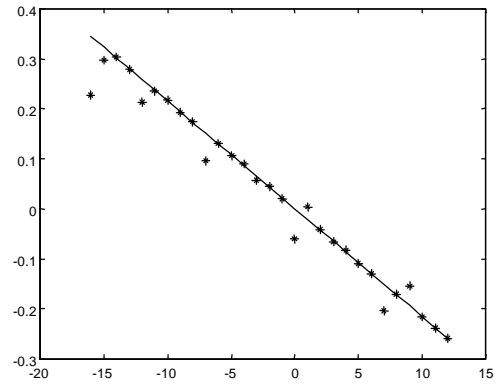


Fig.5. Erro de linearidade da RNA: (-) ideal, (\*) com ruído

## 5. Conclusões

Foi mostrado no trabalho a possibilidade de se aplicar metodologia de RNA para minimizar os efeitos causados por ruídos no detector de posição do menisco. Apesar dos erros de resposta serem superiores ao desejado para o instrumento final, deve-se levar em conta que a resposta devido à RNA é superior àquela obtida pelo circuito lógico, por ser mais próxima da realidade da medida, e por conseguinte, poder ser usada em uma malha de controle automático. Como sugestões, devem ser comparadas outras técnicas de RNA, tais como as de agrupamento, por exemplo, para serem verificadas quais demandariam menor tempo de treinamento, e melhor resposta.

## Referências Bibliográficas

- [1] S. Hüskens, d.; Steudle, e.; Zimmermann, U. Pressure probe technique for measuring water relations of cells in higher plants, **Plant Physiology**, v. 61, p.158-13, 1978
- [2] Pessoa, J.D.C.; Calbo, A.G., Thermoelastic pressure probe to test the cohesion theory, liquid expandability, compressibility and pressure measurements, *Revista Brasileira de Fisiologia Vegetal*, 11(3), 1999, 129-136.
- [3] Bertucci-neto, V.; Pessoa, J. D.C.; Cruvinel, P. E.; Calbo, A. G., Dynamics in measuring of plant intracellular pressure: a control system approach. In: Congresso Brasileiro de Automação - CBA, 12, set. 1998, Uberlândia, MG. Anais... Uberlândia: UFU, 1998. 4f. CD-ROM
- [4] Bertucci-Neto, V., Pessoa, J. D. C., Cruvinel, P. E., Calbo, A. G., Control systems-based design of a plant intracellular pressure measurement instrument, *Computes and Computational Engineering in Control, Electrical and Computer Engineering Series: a Series of Reference Books and Textbooks*, Edited by Nikos Mastorakis, World Scientific and Engineering Society Press (WSESP), ISBN: 960-8052-2, 1999, p. 199.
- [5] Hassoun, H. M., *Fundamentals of Artificial Neural Networks*, MIT Press, 1995.