

## CONTROLADOR NEURAL DE UM SISTEMA TÉRMICO COM DUPLO JACOBIANO

**José Homero Feitosa Cavalcanti**

DTM-CT/UFPB Campus I

Bairro Universitário, S/N. CEP58059-900 João Pessoa, PB

E-mail: [zevhom@uol.com.br](mailto:zevhom@uol.com.br)

**Alexsandro José Virgínio dos Santos**

Universidade Federal da Paraíba (UFPB),

CPGEM/DTM/CT/UFPB-Bloco F,

Bairro Universitário, S/N, CEP 58059-000, João Pessoa – PB,

Email: [ajvs@bol.com.br](mailto:ajvs@bol.com.br).

**Everaldo Fernandes Monteiro**

Universidade Federal da Paraíba (UFPB),

CPGEM/DTM/CT/UFPB-Bloco F,

Bairro Universitário, S/N, CEP 58059-000, João Pessoa – PB,

email: [efernandesmont@uol.com.br](mailto:efernandesmont@uol.com.br)

**Resumo:** Neste trabalho apresenta-se um sistema térmico composto de um microcomputador, uma rede neural multi-camadas, um aquecedor e um resfriador. A rede neural multi-camadas controla o sistema térmico submetido a variações nas temperaturas de referência e de variação de fluxo via a sua interface de impressora padrão. O sistema térmico possui um circuito que recebe os dados do computador e fornece a energia necessária para aquecer ou resfriar o ambiente. A RNMC foi treinada usando o algoritmo de propagação retroativa do erro baseado nos dois jacobianos da planta.

**Palavras-chave:** Rede Neural, controlador neural direto, algoritmo de treinamento.

### 1. INTRODUÇÃO

Existem diferentes maneiras de se controlar a temperatura (Kreith,1977) de um ambiente fechado. Geralmente esse controle é feito utilizando um dispositivo trabalhando como aquecedor e um outro dispositivo como um refrigerador. O controle digital da temperatura de ambientes fechados depende basicamente das características térmicas do ambiente, das perturbações do fluxo de calor vindo do exterior para o ambiente e dos equipamentos utilizados para aquecer e resfriar o ambiente. Observa-se que a variação da temperatura ambiente, considerando-se perturbação inexistente, depende das características dos equipamentos de aquecimento e resfriamento. Geralmente, a variação da temperatura do resfriamento é diferente da variação do aquecimento. Para garantir a precisão desejada na regulação da temperatura, o sistema de controle deve considerar as diferentes variações de temperatura causadas pelos equipamentos de aquecimento e resfriamento.

Neste trabalho apresenta-se um sistema térmico composto de um termômetro, um aquecedor e um refrigerador, todos controlados por um circuito que recebe os dados do computador e fornece a energia necessária para aquecer ou resfriar o ambiente. Considerou-se a planta como um sistema com dupla entrada (aquecedor e refrigerador) e uma só saída (temperatura). Neste trabalho considera-se o ambiente como uma planta com dois jacobianos (dinâmicas do processo). Apresenta-se também uma rede neural multicamadas (RNMC) (Rumelhart, 1986) projetada para controlar a temperatura do ambiente. A RNMC foi treinada usando o algoritmo de propagação retroativa do erro baseado nos dois jacobianos da planta.

O funcionamento do controlador neural se assemelha ao “Gain Scheduling” que foi bem descrito por Åström (1989) e Rugh (1992). Na Figura (1) apresenta-se o diagrama de blocos de um sistema com “Gain Scheduling” desenvolvido para sistemas de controle de voo de aeronaves militares. Nesta aplicação a velocidade do avião (em números de “machs” ou velocidade do som) e a pressão dinâmica eram medidos. A partir desses valores os parâmetros do regulador eram modificados em malha aberta. No controlador com múltiplos jacobianos proposto neste trabalho as condições de operação da planta são conhecidas o que implica na possibilidade de modificação em malha fechada dos parâmetros do regulador.

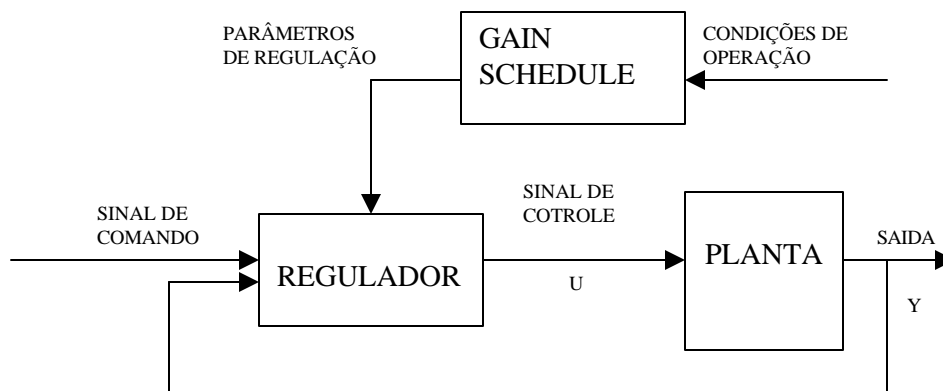


Figura 1 Um sistema com “Gain Scheduling”

Neste trabalho, inicialmente descreve-se o projeto, os equipamentos, a análise e a implementação de um ambiente fechado representando um sistema térmico. A seguir, apresentam-se o projeto, a implementação e os resultados experimentais obtidos de um controlador neural de temperatura do ambiente.

## 2. DESCRIÇÃO DO AMBIENTE E DO CONTROLADOR

Na figura (2) apresenta-se o desenho do ambiente do sistema de temperatura a ser controlado. No ambiente existe um termômetro representado por um sensor de temperatura usando um resistor PTC, um ventilador (“cooler”) e um aquecedor (resistência elétrica) controlados por um microcomputador. Quando o ventilador é ligado a corrente de ar gerada resfria o termômetro, e quando passa uma corrente pela resistência o calor gerado esquento o termômetro.

# Sistema Térmico

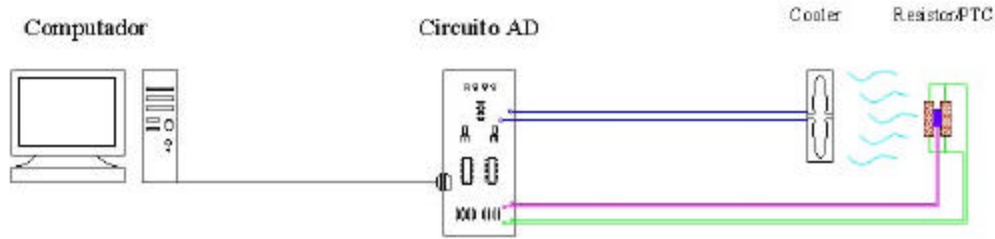


Figura 2 Sistema de controle de temperatura

Considere no sistema térmico da Figura (2) que um termômetro na temperatura  $T$  esteja num ambiente de temperatura  $T_L$ . Sabendo-se que a resistência térmica do fluxo de calor para o termômetro é  $Ri$ , e capacitância térmica  $C$  do termômetro, utilizando a equação do calor obtém-se a Eq.(1).

$$\dot{x}_1 = -\frac{1}{RiC}x_1 + \frac{1}{RiC}u \quad (1)$$

Na Figura (3) pode-se ver a curva da variação da temperatura do termômetro devido aos fluxos de calor gerados pelo aquecedor (indicado pela seta número 2) e resfriador (indicado pela seta número 1). Na Figura (3) considera-se o ponto de ordenada zero o valor da temperatura do ambiente. Observe-se que a inclinação da curva 1 é menor que a inclinação da curva 2, o que indica que a variação da temperatura obtida com o aquecedor é diferente da variação obtida com o refrigerador, o que sugere a utilização de dois modelos para o sistema.

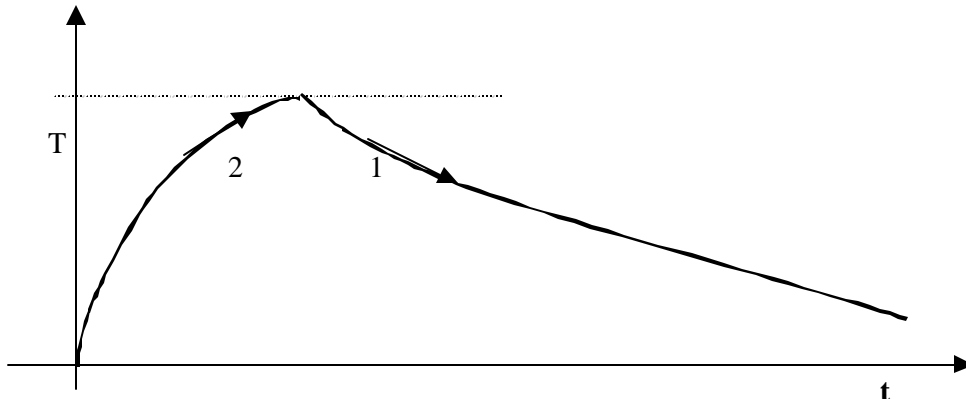


Figura 3 Curva característica do ambiente sobre o termômetro

Na Figura (4) apresenta-se a RNMC utilizada no controle de temperatura. Ela possui três camadas. Na primeira camada, camada de entrada, tem-se 3 neurônios lineares representando os seguintes sinais:  $T_{refk}$  temperatura de referência;  $y_k$  variável de controle de temperatura calculada pela RNMC;  $Z_k$  temperatura da planta. Na segunda camada tem-se 10 neurônios – a escolha desta quantidade deu-se com base na maior velocidade de convergência alcançada e conseqüente redução do tempo de processamento – e os respectivos pesos  $W_{in}$  atribuídos a cada um deles relativos as entradas. Na camada de saída tem-se um único neurônio. A função de ativação de cada neurônio da camada oculta é do tipo Sigmóide dada pela Eq.(2). Na terceira camada, tem-se apenas 1 neurônio e os respectivos pesos  $W_{out}$  atribuídos a saída de cada um dos neurônios da camada oculta. A função de ativação do neurônio da última camada é do tipo Tangente Hiperbólico dada pela Eq.(3).

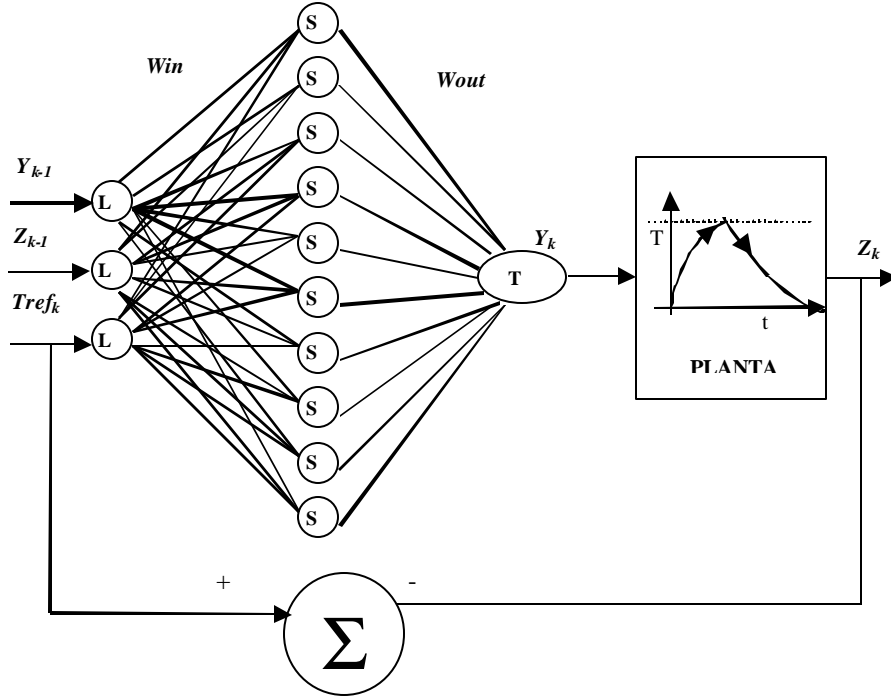


Figura 4 Arquitetura da RNMC

$$sig = \frac{q}{1 + e^{-b(WX+d)}} \quad (2)$$

$$Tgh=2*sig-1 \quad (3)$$

Define-se o erro como a diferença entre a referência e o valor de saída da planta (Eq.(4)). Define-se o índice de desempenho na Eq.(5). Na área das redes neurais artificiais, o método mais utilizado para a redução do erro quadrático é o descendente por etapas (“steepest descent”), ou a regra delta generalizada. O algoritmo de retro propagação do erro emprega a regra da cadeia e a regra delta no seu desenvolvimento. O erro deve ser reduzido a partir da modificação dos pesos das conexões da rede neural. Neste método, o usuário deve atribuir valores iniciais aleatórios aos pesos  $W$  da rede neural artificial. Os pesos são iterativamente calculados pela Eq.(6) (Cavalcanti, 2001) que representa a regra delta generalizada (Hummelhart, 1986). Definem-se  $\alpha$  como o parâmetro que controla a estabilidade e a razão de convergência do treinamento e  $\nabla(I(W_k))$  como o valor do gradiente do índice de desempenho no ponto  $W_k$ .

$$E = T_{ref} - Z \quad (4)$$

$$I = \frac{1}{2} E^2 \quad (5)$$

$$W_{k+1} = W_k + \alpha(-\nabla I(W_k)) = W_k + \alpha\left(-\frac{\partial I(W_k)}{\partial W_k}\right) \quad (6)$$

Desenvolvendo a Eq.(6) utilizando as Eq.(4) e Eq.(5) obtêm-se o valor utilizado no treinamento da RNMC que é dado pela Eq.(7). O termo  $\frac{\partial Z}{\partial W}$  pode ser considerado o algoritmo de treinamento da RNMC, o termo  $\frac{\partial Z}{\partial Y}$  é o jacobiano da planta.

$$\frac{\partial I(W_k)}{\partial W_k} = -E \frac{\partial Z}{\partial W_k} = -E \frac{\partial Z}{\partial Y_k} \frac{\partial Y_k}{\partial W_k} \quad (7)$$

O esquema do controlador neural adaptativo direto se caracteriza por ser um sistema a malha fechada em que a Rede Neural Multicamada ao ser treinada possibilita o controle fazendo com que o sinal de saída da planta siga o sinal desejado ou a referência, de forma a minimizar o índice de desempenho especificado. Este treinamento ocorre em tempo real e para tanto, utilizando-se a regra delta generalizada, se necessita do jacobiano da planta. Geralmente, o jacobiano da planta é desconhecido e deve ser calculado indiretamente. (Cavalcanti, 2001). O treinamento da RNMC é feito usando a Eq.(8) obtida a partir das Eq.(6) e Eq.(7).

$$W_{k+1} = W_k + \alpha(-\nabla I(W_k)) = W_k + \alpha E \frac{\partial Y_k}{\partial W_k} \frac{\partial Z_k}{\partial Y_k} \quad (8)$$

Observando-se a curva da Figura (3) verifica-se a necessidade de dois jacobianos ( $\frac{\partial Z_1}{\partial Y}$  e  $\frac{\partial Z_2}{\partial Y}$ ) para descrever a dinâmica do sistema. Isto sugere o uso de dois algoritmos de treinamento, o primeiro deve ser utilizado quando se estiver usando o resfriador e o segundo quando se estiver usando o aquecedor. Durante o controle da temperatura o valor de  $Y_k$  deverá mudar para forçar a temperatura do termômetro a acompanhar o valor da temperatura de referência. Na Eq.(9) apresenta-se a equação utilizada para gerar o valor de  $Y_k$ . O símbolo  $\frac{\partial Z_k}{\partial Y_{ki}}$  representa o jacobiano do aquecedor e do refrigerador.

$$Y_{k+1} = Y_k + \beta E \frac{\partial Z_k}{\partial Y_{ki}} \quad (9)$$

### 3. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Como procedimento de testes, inseriu-se um degrau positivo de calor na entrada u da planta representado pela aplicação da tensão  $u=12V$  sobre a resistência com o intuito de observar o comportamento da temperatura da planta (representada por T), obtendo-se a forma de onda apresentada à esquerda da Figura (5). Na Figura (5) a abscissa está representada em décimos de segundos. Observa-se que inicialmente o termômetro foi aquecido de  $25^\circ$  a  $50^\circ$ , utilizando o aquecedor representado pela resistência firmemente acoplada ao termômetro. A seguir, a resistência foi desligada e o refrigerador, representado pelo ventilador, foi ligado forçando a temperatura do termômetro cair de  $50^\circ$  a  $25^\circ$ . A variação da temperatura em relação ao tempo representa o jacobiano (dinâmica do processo) do aquecedor (no aquecimento) e do refrigerador (no resfriamento). Pode-se observar que as declividades das curvas de aquecimento ( $J_a$ ) e de resfriamento ( $J_r$ ) do termômetro são diferentes. Observou-se que em módulo, e em média,  $J_a \approx 2 \cdot J_r$ .

Esta observação permite o projeto de controladores usando, agora, dois comportamentos de variação de temperatura, sugerindo a implementação de regras de controle.

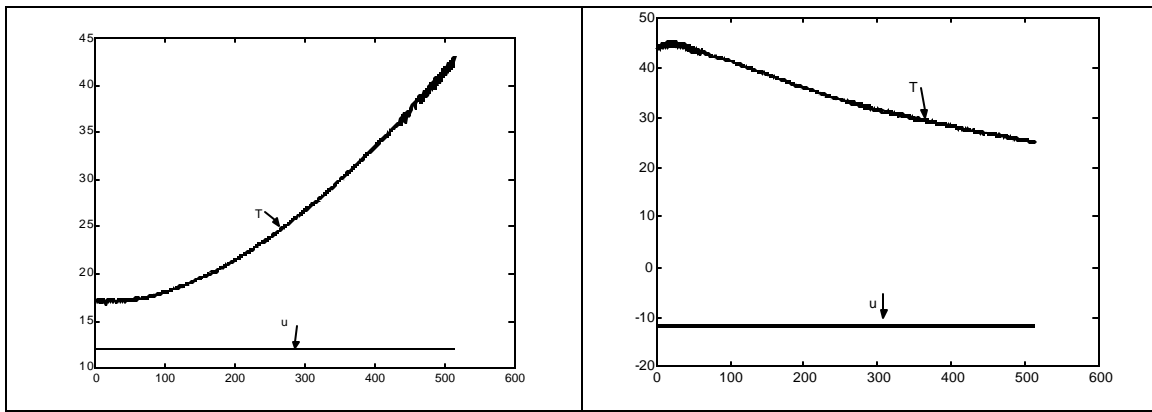


Figura 5 Sinais obtidos esquentando e resfriando o sensor de temperatura

No projeto do controlador neural a RNMC deve ser treinada para garantir um erro, definido como a diferença entre a temperatura de referência e a temperatura atual do termômetro, com valor aproximadamente igual a zero. No desenvolvimento do algoritmo de treinamento da RNMC do controlador neural direto foram utilizadas duas regras. A regra 1 (Eq.(10)) indica que se a temperatura de referência for menor que a temperatura atual do termômetro então o refrigerador deverá ser ligado. A regra 2 (Eq.(11)) indica que se a temperatura de referência for maior que a temperatura atual do termômetro então o aquecedor deverá ser ligado.

$$\text{REGRA 1: if } T_{ref} < T \text{ then } Y_{k+1} = Y_k + \beta E \frac{\partial Z_k}{\partial Y_1} \quad (10)$$

$$\text{REGRA 2: if } T_{ref} > T \text{ then } Y_{k+1} = Y_k + \beta E \frac{\partial Z_k}{\partial Y_2} \quad (11)$$

#### 4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste trabalho apresentou-se inicialmente o ambiente de um sistema térmico. A seguir foi apresentado o projeto de um novo controlador neural direto para plantas de múltiplos jacobianos. Por último foram mostrados os resultados experimentais preliminares obtidos de um sistema controlador de temperatura. A placa de interface utilizada foi desenvolvida por Cavalcanti e Santos (2001) e foi baseada no dipolo de Hopfield (Hopfield, 1982). Ela foi conectada a porta da impressora e o período de amostragem utilizado foi de 200 ms.

A seguir apresenta-se uma comparação utilizando o controlador neural considerando a planta com um único jacobiano e com dois jacobianos com período de amostragem de 200ms e a abscissa representando um tempo total de 32s. Na Figura (6) apresentam-se os resultados obtidos considerando a planta como tendo um único jacobiano. Na Figura 7 apresentam-se os resultados obtidos para a planta representada com duplo jacobiano. As curvas verdes representam o sinal de entrada  $u$ , as curvas brancas, o valor da saída da planta e as linhas azuis, o sinal de referência. Nesta comparação, nos instantes iniciais de controle, pode-se observar que o sinal de entrada da planta apresenta uma grande variação quando a planta é representada com um único jacobiano. Usa-se um. Usando-se o modelo da planta com dois jacobianos, nos instantes iniciais de controle, o sinal de entrada da planta apresenta uma pequena variação quando comparado ao outro modelo.

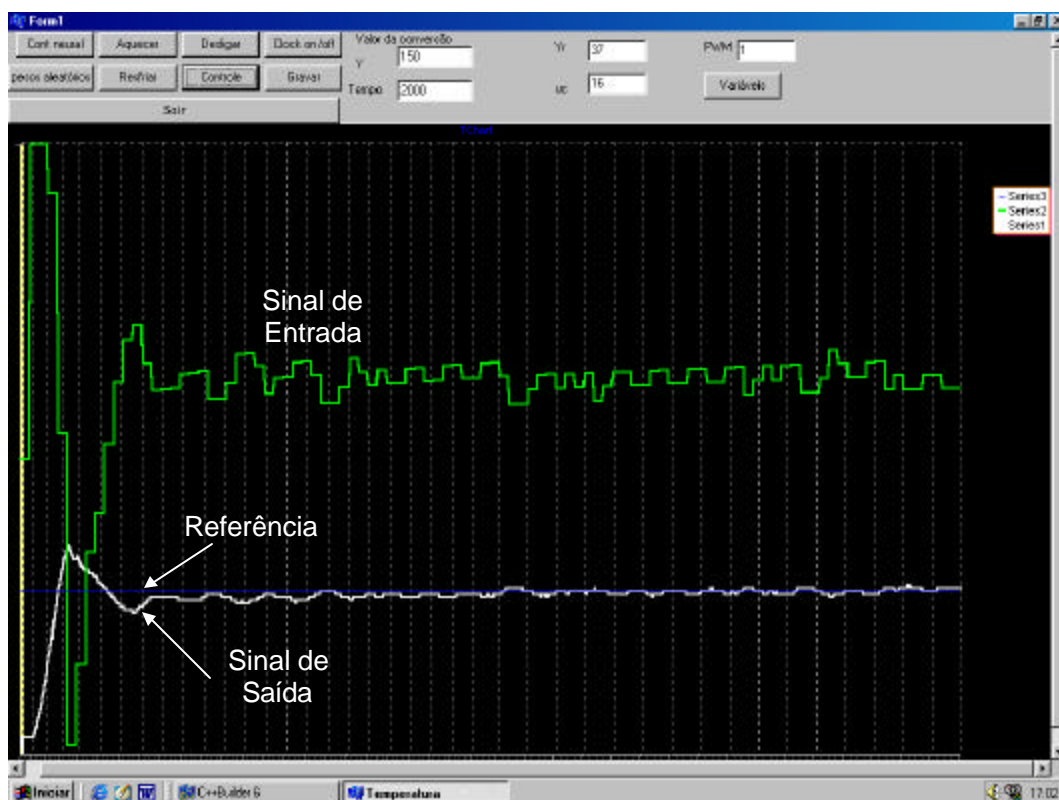


Figura 6 Controle de um sistema térmico considerando a planta com um único jacobiano

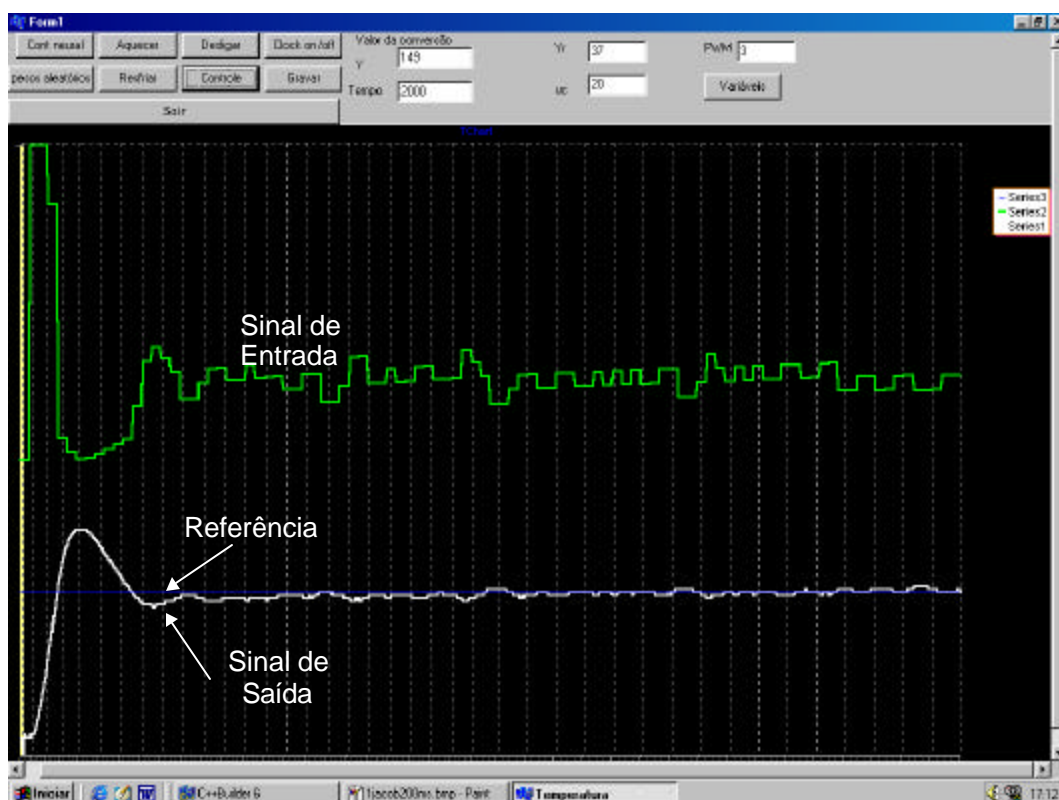


Figura 7 Controle de um sistema térmico considerando a planta com jacobiano duplo

## 5. CONCLUSÃO

Apresentou-se um novo tipo de abordagem de controladores neurais baseados nos conhecimentos do funcionamento dos dispositivos de ação sobre uma planta. Este novo controlador tem uma semelhança com o controlador “escalonador de ganho” (“Gain Scheduling”), sendo que, no novo controlador é considerado a ação sobre os dispositivos do sistema mesmo antes que eles possam atuar sobre os parâmetros da planta.

Observe-se que uma contribuição deste novo método é que ele possibilita utilizar o conhecimento do estado da planta antes que os efeitos na saída da planta sejam mensuráveis. Além disso, este novo método aparenta permitir o desacoplamento das variáveis de estado da planta possibilitando o desenvolvimento de sistemas inteligentes que usem a Lógica Fuzzy (Zadeh, 1988).

Futuramente, pretende-se apresentar as estatísticas dos resultados obtidos que demonstrarão a menor variação do sinal de controle em diferentes estados da planta. Pretende-se controlar plantas do tipo MIMO (“Multiple Input, Multiple Output”) em que se deseja controlar além da temperatura a umidade. O sistema de controle foi implementado na Linguagem C++ usando o C++ Builder da Borland.

## 6. REFERÊNCIAS

- Hagan, M. T., Demuth, H. B., Beale, M., 1999, “Neural Network Design”, PWS Publishing Company.
- Haykin, S., 2001, “Redes Neurais – Princípios e Prática”, tradução de Paulo Martins, Engel Bookman.
- Kreith, F., 1977, “Princípios da Transmissão de Calor”, Edgard Blucher LTDA.
- Rumelhart, D.E. and Hinton, G.H. and Williams, R.J. “Learning Internal Representations by Error Propagation”, Parallel Distributed Processing Explorations in the Microstructures of Cognition, Vol.1, MIT Press, 1986, pp.318-362.
- Zadeh, L.A. “Fuzzy Logic”, IEEE Computer Magazine, April 1988, pp.83-93. Republicado por J.A. Anderson & E. Rosenfeld, Neurocomputing Foundations of Researchs, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, USA, 1988. pp. 177-194.
- Narendra, K.S. & Mukhopadhyay, S., “Intelligent Control Using Neural Networks”, IEEE Control Systems Magazine, April 1992, pp.11-18
- Äström, K.J. & Wittenmark, B. “Adaptive Control”, Addison-Wesley Publishing Company, USA, 1989.
- Wilson J. Rugh, “Analytical Framework for Gain Scheduling”, IEEE Control Systems Magazine, April 1992, pp.79-84.

## 7. DIREITOS AUTORAIS

### NEURAL CONTROLLER OF A THERMAL SYSTEM WITH DOUBLE INPUT

**José Homero Feitosa Cavalcanti**

DTM-CT/UFPB Campus I

Bairro Universitário, S/N. CEP58059-900 João Pessoa, PB

E-mail: [zevhom@uol.com.br](mailto:zevhom@uol.com.br)

**Alexsandro José Virgínio dos Santos**

Universidade Federal da Paraíba (UFPB),

CPGEM/DTM/CT/UFPB-Bloco F,



Bairro Universitário, S/N, CEP 58059-000, João Pessoa – PB,  
Email: [ajvs@bol.com.br](mailto:ajvs@bol.com.br).

**Everaldo Fernandes Monteiro**

Universidade Federal da Paraíba (UFPB),  
CPGEM/DTM/CT/UFPB-Bloco F,  
Bairro Universitário, S/N, CEP 58059-000, João Pessoa – PB,  
email: [efernandesmont@uol.com.br](mailto:efernandesmont@uol.com.br)

**Abstract:** *In this work a thermal system, composed of a microcomputer, a multi layers neural network, a cooler and a heater is described. The multi layers neural network, using the printer interface, control the thermal system submitted the variations in the references temperatures and the variations of heat flow. The thermal system use a electric circuit to control de its energy. The multi layers neural network was trained using the algorithm of retroactive propagation of the error based on the jacobian of the heater and the cooler of the plant.*

**Keywords:** *Neural Network, direct neural controller, training algorithm.*