

# PROJETO DE UM CONTROLADOR NEURAL APLICADO A SERVOMECANISMO ACIONADO A MOTOR DE CORRENTE CONTÍNUA

José Bezerra de Menezes Filho

Centro Federal de Educação Tecnológica da Paraíba

## *Resumo*

*O objetivo do presente trabalho é mostrar o projeto de um controlador de velocidade de motor de corrente contínua utilizando uma Rede Neural de Multicamada (RNMC) com pesos ajustados segundo a técnica de realimentação do erro de velocidade. O gráfico de uma simulação realizada em computador digital é mostrado.*

Palavras-chave: Controle. Robótica. Servomecanismo. Redes Neurais.

## 1. Introdução

Dentro do ramo da Engenharia conhecido como Controle de Sistemas distingui-se basicamente dois tipos principais [OGATA,1997]: O Controle de Processos, em que as variáveis controladas são temperatura, ph, pressão, etc, e o Servomecanismo, em que as variáveis de controle são a velocidade e a posição.

Este trabalho trata de um controle de Servomecanismo e apresenta uma técnica de controle de velocidade de um motor de corrente contínua aplicando uma Rede Neural Artificial (RNA).

O sistema enfocado neste trabalho é do tipo SISO, iniciais da expressão inglesa SINGLE INPUT SINGLE OUTPUT , isto é , uma única entrada e uma única saída, sendo a entrada uma velocidade de referência e a saída a velocidade do motor. Aplica-se neste caso uma malha de realimentação cujo erro é processado por um controlador que fornece um sinal de controle para igualar a velocidade da máquina à velocidade de referência.

O projeto deste controlador pode ser feito através de inúmeras técnicas, sendo as mais conhecidas a de Ziegler-Nichols [ZIEGLER,1942], muito utilizada em processos industriais , onde não se conhece a função de transferência do sistema , e as técnicas de avanço ou retardo de fase [PHILLIPS,1996], onde se impõem os pólos dominantes do sistema através da manipulação de sua função de transferência. Uma outra abordagem, não tratada neste trabalho é o uso das técnicas de controle moderno [OGATA,1997], onde o sistema é representado pelas variáveis de estado impondo-se todos os pólos do sistema através da realimentação dos estados. Esta técnica é conhecida como imposição de pólos.

A Enciclopédia de Ciência e Tecnologia (McGraw-Hill,1987) define Sistemas de Controle como uma “Interconexão de componentes formando uma configuração de Sistemas, o qual fornece uma resposta desejada com a evolução temporal” Esta definição, segundo Shahian & Hassul [SHANIAN,B 1993], “Cobre tudo na natureza e na civilização humana. O Universo, por exemplo, é um sistema de Planetas, Gases, Estrelas etc”.

A análise e projeto de Sistemas de Controle recebeu uma grande contribuição dos trabalhos de Oliver Heaviside (1850-1925), que forneceu as ferramentas matemáticas que permitem a análise e projeto de Sistemas Dinâmicos através da Função de Transferência. Esta técnica constitui o corpo principal da área do conhecimento conhecido como Controle Clássico.

Além do Controle Clássico, tem-se as Técnicas de Sistemas de Controle inteligente

(SCI), dentre as quais destaca-se o uso de Redes Neurais.

Neste trabalho são mostrados os usos das técnicas de Controle Clássico e Inteligente em um Servomotor de Corrente contínua. O controle inteligente apresentado é do tipo Rede Neural de Multicamada (RNMC), utilizando funções de ativação tipo sigmóide na camada oculta e uma função de ativação tipo tangente hiperbólica na camada de saída. Na camada de entrada da RNMC são utilizadas quatro entradas, sendo a tensão de excitação do motor, a velocidade de referência e as velocidades atual e anterior do motor.

O motor, juntamente com o controlador, foi simulado através do método de resolução de sistemas de equações diferenciais conhecido como Runge-Kutta de quarta ordem [CONTE,1977] e as saídas para estes dois tipos de controle são apresentadas.

## 2. A Rede Neural de Multicamada

Utilizando os conhecimentos adquiridos pela neurobiologia, o homem procurou construir controladores artificiais que emulem as funções cerebrais. Tais controladores, conhecidos pela denominação de Redes Neurais Artificiais (RNA), devem ter um modo de atuação mais parecido possível com o cérebro humano, que se baseia na unidade cerebral chamada de Neurônio (figura 1).

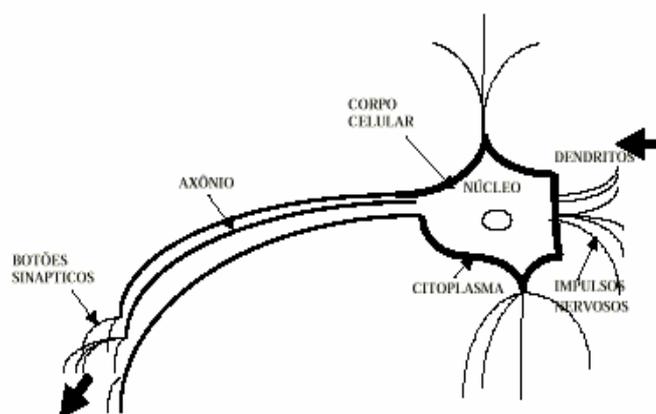


FIGURA 1: Representação de um neurônio cerebral humano.

O Neurônio tem como partes principais, Homero [2001]: O Núcleo, onde são processadas as informações; Um conjunto de filamentos, conhecido como Dendritos, que recebem a informação que serão processadas pelo Núcleo Neuronal; Um conjunto de filamentos, os Axônios, que fornecem a informação já processada pelo Núcleo Neuronal.

O primeiro neurônio artificial foi proposto por Mac Culloch & Pitts (1943). A partir daí, foram construídas as Redes Neurais Artificiais Multicamadas (RNMC) que consistem de vários neurônios conectados através de ligações, onde existem os pesos, chamados de pesos sinápticos, que têm como função atenuar ou amplificar os valores de entrada de modo a tornar a saída do último neurônio com o valor desejado. Esses pesos passam pelo processo de modificação de acordo com o erro de saída da rede.

O procedimento utilizado para realizar o processo de aprendizagem é chamado de algoritmo de aprendizagem, cuja função é modificar os pesos sinápticos da rede de uma forma ordenada para alcançar um objetivo de projeto desejado.

## 3. Representação do motor de corrente contínua

O motor de corrente contínua é representado através das equações de variáveis de

estado (2), escolhendo a velocidade do eixo e a corrente de armadura do motor como variáveis de estado para o sistema considerado.

$$\begin{bmatrix} \frac{dia(t)}{dt} \\ \frac{dw(t)}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -ra & -Kb \\ La & La \\ Km & -F \\ J & J \end{bmatrix} \begin{bmatrix} ia \\ w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ La & -1 \\ 0 & J \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Va \\ Cr \end{bmatrix} \quad (2)$$

#### 4. Simulação de Motor CC através de uma Rede Neural de Multicamada (RNMC)

Para a simulação do Sistema de Controle Inteligente (SCI) da velocidade do motor cc foi utilizado uma Rede Neural de Multicamada composta de três camadas:

##### Primeira camada da RNMC

A primeira camada de entrada não possui função de ativação e tem como entradas :

In(1)= wref; in(2)= valsai , in(3)= vel , in(4)=vell, sendo wref= velocidade em rad/s de referência , valsai= tensão aplicada na armadura do motor , vel= velocidade atual do motor, vell= velocidade anterior do motor.

##### Segunda camada da RNMC

A segunda camada consta de 4 neurônios que têm como campo induzido na sua entrada a combinação linear das entradas in(i) com os pesos win(j,i), sendo o índice i representativo das entradas e o índice j representativo do número do neurônio oculto, dado na expressão (18) a seguir:

$$v(j) = \sum_{i=1}^{nhid} \sum_{j=1}^{nin} w(j,i).in(i) \quad (3)$$

Sendo nhid o número de neurônios na camada oculta e nin o número de neurônios na camada de entrada.

A função de ativação de cada neurônio oculto é do tipo Sigmóide, dado pela equação (4) a seguir:

$$y(j) = S(v(j)) = \frac{1}{1 + \exp(-betahid.v(j))} \quad (4)$$

##### Terceira camada da RNMC

A terceira camada consta de 1 neurônio que tem como campo induzido na sua entrada a combinação linear das entradas y(i) com os pesos wout(1,j), sendo o índice j representativo do número de neurônios na camada oculta, dado na expressão (5) a seguir:

$$vout = \sum_{j=1}^{nin} w(1, j).y(i) \quad (5)$$

A função de ativação de cada neurônio na camada de saída é do tipo tangente hiperbólica dado pela equação (6) a seguir:

$$y(j) = \text{Tanh}(vout) = \frac{tetout - \exp(-betout.vout)}{1 + \exp(-betout.vout)} \quad (6)$$

No programa de simulação, a função tangente hiperbólica foi calculada através da função sigmóide, de acordo com as expressões (7) e (8) abaixo:

$$\text{Sig}(vout) = outs = \frac{1}{1 + \exp(-betout.vout)} \quad (7)$$

$$valsai = \text{Tanh}(vout) = tetout.(2\text{Sig}(vout) - 1) \quad (8)$$

### O algoritmo de retropropagação da RNMC

O algoritmo de retropropagação é iniciado com o cálculo do gradiente local da última camada.

O gradiente local é definido como o produto da derivada da função de ativação (tangente hiperbólica) da última camada pelo erro de saída (diferença entre a velocidade de referência e a velocidade atual e pelo Jacobiano do motor, conforme equação (9) a seguir:

$$gradout = er.J.2.outs(1 - outs).tetout \quad (9)$$

Sendo a derivada da tangente hiperbólica dada, com auxílio da expressão (23) dada por (10):

$$deriv(\tanh) = J.2.outs(1 - outs).tetout \quad (10)$$

Através do cálculo do gradiente local dado por (9), é calculada a variação dos pesos entre a camada oculta e de saída wout, dada através da expressão (11) a seguir:

$$\delta(i) = fatcon.gradout.y(i) \quad (11)$$

Finalmente é calculada a modificação dos pesos sinápticos wout que ligam a camada oculta da RNMC com a camada de saída, através da expressão (12) a seguir:

$$wout(1,i) = wout(1,i) + \delta(i) \quad (12)$$

A modificação dos pesos sinápticos entre a primeira camada e a camada oculta inicia com o cálculo dos gradientes locais de cada neurônio da camada oculta.

O cálculo do gradiente local é dado pela expressão (13) a seguir:

$$grad(i) = wout(1,i).gradout.y(i).(1 - y(i)) \quad (13)$$

Sendo a derivada da função sigmóide do neurônio oculto dado pela expressão (14):

$$derivS(i) = y(i).(1 - y(i)) \quad (14)$$

Através do cálculo do gradiente local dado por (13), é calculada a variação dos pesos entre a camada de entrada e a camada oculta win, dada através da expressão (15) a seguir:

$$\Delta(m) = \text{fatcon.grad}(i).in(m) \quad (15)$$

Finalmente os pesos sinápticos  $w_{in}$  são dados através da expressão (16) a seguir:

$$w_{in}(i, m) = w_{in}(i, m) + \Delta(m) \quad (16)$$

### Programa de simulação do motor cc com controle através de RNMC

A curva da velocidade com o tempo mostrada na figura (2) foi obtido através de simulação digital, tendo como referência de velocidade os valores de 8,7,6,8,5,4 e 7 rad/s. Foram considerados como parâmetros do motor os valores:

$R_a=0,8756$ ,  $L_a=0,0292$ ,  $K_m=0,0868$ ,  $J=0,00063078$ ,  $F=0,0023$ ,  $K_b=0,0868$

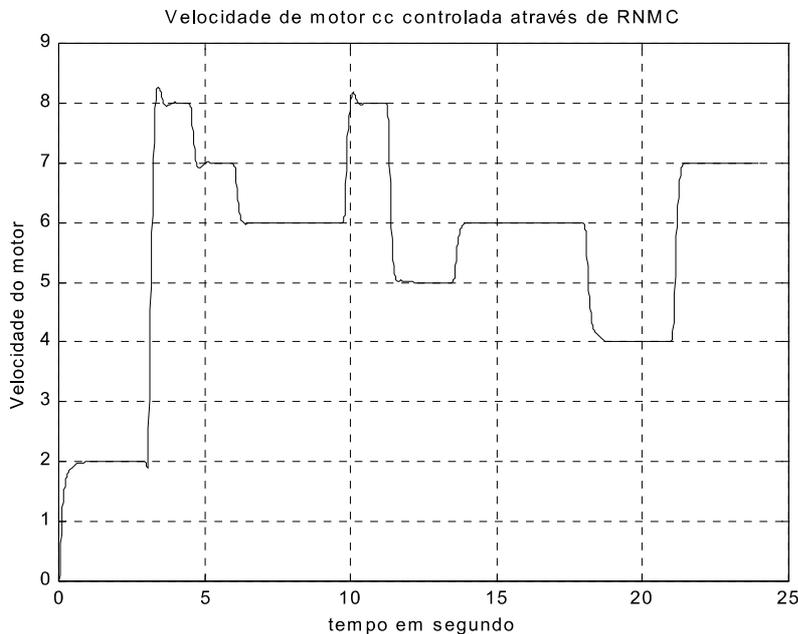


FIGURA 2: Simulação do controle de velocidade de um motor cc com Rede Neural de Multicamada (RNMC)

### 5. Conclusões e Comentários

Através do resultado apresentado na fig. (2), pode-se observar a excelente performance obtida de uma Rede Neural de Multicamada (RNMC) no controle de velocidade de motor de corrente contínua. Salientando-se que para seu uso não é necessário o modelamento matemático do sistema através de uma função de transferência. Apenas o conhecimento do Jacobiano do motor (Relação entre a tensão de armadura e a velocidade em rad/s) é necessário para o treinamento do controlador neural.

Pode-se notar que as primeiras mudanças de velocidade de referência apresentaram um sobresinal (Overshoot), que desapareceu nas mudanças seguintes. Isto se deve ao fato de que houve um aprendizado da rede neural ao longo do processo de iteração, resultando no cálculo dos pesos sinápticos mais adequados para controle da velocidade do motor de corrente contínua.

## 6. Referências Bibliográficas

- CAVALCANTI, José Homero. **Apostila do Curso de Redes Neurais do programa de Pós-graduação em Eng. Mecânica**. João Pessoa: UFPB, 2001.
- CONTE, S. D. **Elementos de Análise Numérica**. Editora Globo, 1977.
- HAYKIN, Simon. **Redes Neurais-Princípios e Prática**. Tradução de Paulo Martins. Engel Bookman, 2001.
- LIMA, Walter Celso de. **Servomotores: aplicações**. Editora da UFSC, 1983.
- PHILLIPS, Charles L. e HARBOR, Royce D. **Sistemas de Controle e Realimentação**. Makron Books do Brasil Editora Ltda, 1996.
- OGATA, Katsushito. **Modern Control Engineering**. 3 ed. Prentice-Hall, 1997.
- SHANIAN, Bahram e HASSUL, Michael. **Control System Design Using Matlab**. Prentice-Hall International Inc, 1993.
- ZIEGLER, J.G. e NICHOLS, N.B. **Optimum Settings for Automatic Controller**. Trans. ASME, 1942. p 756-168.