

## Controle Adaptativo de Estruturas Flexíveis via Redes Neurais

Vitor I. Gervini<sup>1</sup>, Elder M. Hemerly<sup>1</sup>, Sebastião C. P. Gomes<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Divisão de Engenharia Eletrônica, Instituto Tecnológico de Aeronáutica  
Praça Marechal Eduardo Gomes, 50 - Vila das Acácias - ITA - IEE  
São José dos Campos, SP – Brasil. CEP: 12.228-900

<sup>2</sup> Departamento de Matemática, Fundação Universidade Federal do Rio Grande  
Av. Itália Km 8, Cx. P. 474  
Rio Grande, RS – Brasil. CEP: 96.201-900

E-mails: [gervini@ele.ita.br](mailto:gervini@ele.ita.br), [hemerly@ele.ita.br](mailto:hemerly@ele.ita.br), [dmtscpg@super.furg.br](mailto:dmtscpg@super.furg.br)

### Abstract

*Active control law development for flexible structures is still an open problem, mainly due to nonlinear friction in the actuators. In the majority of actuators exists a significant nonlinear friction causing a deadzone in torque. The aim of this paper is to propose a simple on-line control law, using neural networks (NN), to compensate this nonlinear friction. The NN on-line training adds an adaptive feature to the compensating mechanism. We illustrate the controller effectiveness via simulations with a realistic model of a flexible structure, that was been modeled using a lumped mass approach. The results highlights the efficiency of the proposed mechanism to compensate the nonlinear friction torque, thereby enabling the vibrations attenuation of the flexible link, as well as, the tracking of small reference signals.*

### 1. Introdução

Existem atualmente diversas aplicações de redes neurais artificiais (RNA), nos mais variados domínios da ciência e tecnologia [1,2]. Trata-se de um assunto que tem merecido grande atenção por parte da comunidade científica. Em [3] há uma importante descrição sobre o histórico das redes neurais artificiais.

No presente artigo investiga-se a possibilidade de compensação de atritos não-lineares de um atuador robótico do tipo moto-reductor acoplado a uma estrutura flexível, utilizando-se uma rede neural artificial. A RNA proposta na compensação dos atritos não requer um treinamento *off-line* e os pesos são inicializados em valores randômicos próximos de zero. O treinamento dos pesos é feito *on-line*. Esta aplicação (identificação de atrito via RNA) começou a ser mais estudada apenas recentemente [4,5], tratando-se, portanto de um assunto bastante atual.

A principal motivação deste trabalho reside na dificuldade de se controlar estruturas flexíveis utilizando-se atuadores robóticos em razão da

existência de atritos não-lineares inerentes aos atuadores. O que acontece na realidade é o seguinte: os torques calculados por leis de controle são efetivamente aplicados nos rotores dos atuadores, mas não passam integralmente para a saída dos redutores e, portanto, não são transmitidos à estrutura para a devida atenuação das vibrações.

A estratégia de compensação neural constitui a principal contribuição do presente trabalho. Resultados em simulações indicam o bom desempenho da técnica de controle proposta e mostram que o controlador neural reduz significativamente a zona morta em torque, causada pelos atritos não-lineares do atuador robótico, o que possibilita um melhor controle e atenuação das vibrações da estrutura flexível.

### 2.0 Modelo dinâmico

A estrutura flexível escolhida para testar o sistema de controle proposto foi um manipulador robótico com um único elo flexível, conforme representado na fig. 1. Em uma das extremidades do elo está o atuador robótico do tipo moto reductor. A outra extremidade é livre, estando na mesma fixada a carga terminal.

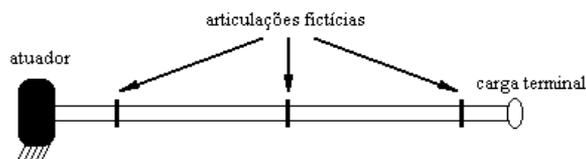


Figura 1: Estrutura flexível e sua aproximação concentrada para o caso de três articulações fictícias

### 2.1 Modelo do atuador

Um atuador robótico do tipo moto-reductor pode ser visualizado como um elemento transmissor de movimento contendo uma elasticidade interna de constante  $K$ , conforme representado na fig. 2. O torque

motor  $T_m$  é aplicado ao rotor de inércia  $I_r$ . Atritos não-lineares estão sempre presentes neste tipo de dinâmica, fazendo com que o torque motor não seja transmitido integralmente à inércia  $I_s$  acoplada à saída do redutor. As equações (1) descrevem a dinâmica deste sistema [6].  $T_{at}$  corresponde ao torque de atrito não-linear.  $\theta_r$  e  $\theta_s$  são, respectivamente, os ângulos do rotor e do eixo de saída do redutor.

$$\begin{aligned} I_r \ddot{\theta}_r + \frac{K}{n^2} (\theta_r - n\theta_s) &= T_m - T_{at} \\ I_s \ddot{\theta}_s - K \left( \frac{\theta_r}{n} - \theta_s \right) &= 0 \end{aligned} \quad (1)$$

O modelo para o torque de atrito utilizado foi publicado originalmente em [7], tendo apresentado bons resultados quando feitas comparações entre experimentos e simulações. Este modelo reproduziu bem o fenômeno de *stick-slip*, notável por aparecer com frequência na prática. Este fenômeno foi definido em [7] como tendo a seguinte origem: quando o torque resultante através do atuador está menor do que o atrito estático e ainda, a velocidade do rotor menor do que um certo valor limite que define a zona de *stiction* (intervalo de velocidade em torno do zero no qual ocorre o fenômeno), então a velocidade rotor vai a zero e assim permanece até que o torque resultante volte a ser superior ao atrito estático.

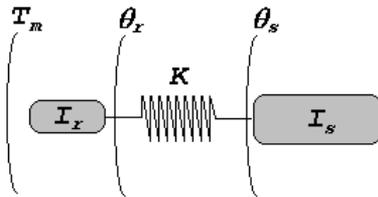


Figura 2: Representação de um atuador robótico do tipo moto-redutor

## 2.2 Modelo estrutural

Utilizou-se para a modelagem da estrutura flexível o formalismo proposto em [8], considerando-se os três primeiros modos flexíveis. Esta técnica de modelagem consiste na substituição da flexibilidade distribuída por uma aproximação concentrada, mediante a inclusão de articulações fictícias, conforme ilustrado na fig. 1. As distâncias entre as articulações e as constantes elásticas das mesmas são obtidas forçando-se a coincidência entre os modos flexíveis do modelo e os modos experimentais da estrutura flexível.

Em [8] é apresentada a descrição detalhada de um algoritmo que, conhecendo-se as frequências analíticas, permite a obtenção do valor de cada constante elástica das articulações fictícias e as distâncias entre elas. Obtém-se, ao final, as matrizes do modelo dinâmico

$$I_n \ddot{\theta}(t) + C_{at} \dot{\theta}(t) + K_{el} \theta(t) = \bar{B} u(t) \quad (2)$$

onde  $\theta(t) = [\theta_r(t) \theta_1(t) \theta_2(t) \theta_3(t)]^T$  é o vetor com as posições angulares, sendo  $\theta_r(t)$  relativa ao rotor, já que o índice de redução utilizado é de 1:1, enquanto  $\theta_i(t)$ ,  $i = 1$  a 3 correspondem aos ângulos nas articulações fictícias.  $I_n$ ,  $C_{at}$  e  $K_{el}$  são as matrizes de inércia, atritos e constantes elásticas, respectivamente, sendo  $\bar{B} = [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$  e  $u(t)$  o torque motor no instante  $t$ .

As frequências analíticas podem ser conhecidas a partir da massa da extremidade, das dimensões, massa específica e o módulo de elasticidade do elo [9].

## 3.0 Controle

Desenvolveu-se um controle por alocação de pólos (AP) com realimentação de estado, isto é:

$$u_c(t) = -K(x(t) - r(t)) \quad (3)$$

Os ganhos do controlador foram determinados de forma a que os modos flexíveis fossem atenuados em um tempo satisfatório e o modo rígido apresentasse resposta ao degrau em aproximadamente dois segundos. A fim de diminuir os efeitos decorrentes dos atritos não-lineares inerentes à dinâmica do atuador, idealizou-se um mecanismo de compensação baseado em RNA.

Um diagrama de blocos do sistema de controle incluindo a compensação neural de atritos é apresentado na fig. 3.

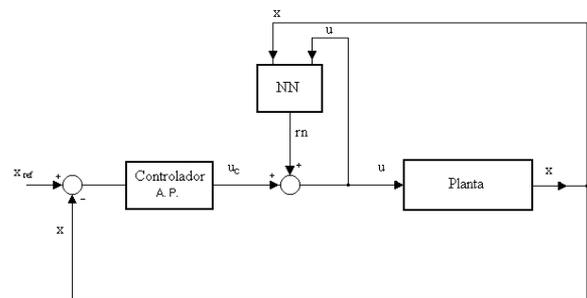


Figura 3: Diagrama de blocos do sistema de controle

Utilizou-se a arquitetura de rede proposta em [10], a qual é composta de dois neurônios na camada de entrada (torque motor e velocidade do rotor), quatro na camada intermediária e um na camada de saída (torque de compensação neural), a qual é mostrada na fig. 4. Porém, neste artigo propõe-se um treinamento *on-line* dos pesos, fato que confere capacidade de adaptação do compensador neural a variações na planta. Utilizou-se como erro para o treinamento da rede a saída do controlador da equação 3,  $u_c$ . Como regra de treinamento, utilizou-se o *backpropagation* com *momentum* [11].

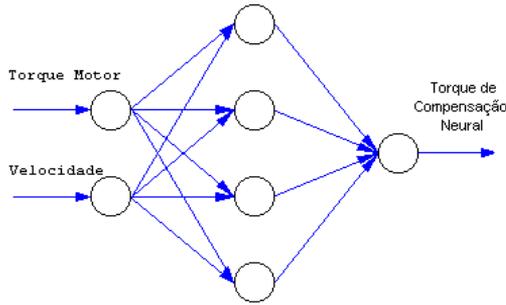


Figura 4: Arquitetura da RNA

#### 4.0 Resultados de simulações

Foram realizadas diversas simulações utilizando o caso mais realista de controle discreto, com um passo de discretização de  $0.005s$ , com o objetivo principal de testar a eficiência da estratégia de controle proposta para a compensação do torque não-linear de atrito.

Nas figs. 5, 6 e 7 aplicou-se um torque motor de  $1.2 Nm$  durante os primeiros  $0.05s$  e de  $-1.2 Nm$  entre  $0.05s$  e  $0.1s$ , com a finalidade de excitar os primeiros modos de vibração da estrutura flexível e verificar o desempenho do controlador proposto na atenuação das vibrações. Na fig. 5, após o torque de excitação aplicou-se um torque motor nulo, de modo a se explicitar o comportamento da estrutura flexível sem nenhum controle. Nas figs. 6 e 7, após o torque de excitação, foram aplicadas leis de controle sem e com o compensador neural, tendo como objetivo recolocar a estrutura de volta ao seu estado original, sem vibrações. Pode ser visto que utilizando apenas o controlador por alocação de pólos sem a compensação (fig. 6), a posição da carga continua vibrando e ainda que existe um erro de estado estacionário na posição fazendo com que a estrutura não consiga retornar à origem. Este fato ocorre devido ao torque de controle permanecer abaixo do torque de atrito seco, e portando o torque de controle não é repassado efetivamente para estrutura. Ao se utilizar o controle com o compensador neural (fig. 7), percebe-se que este consegue uma atenuação das vibrações na carga e um erro de estado praticamente nulo.

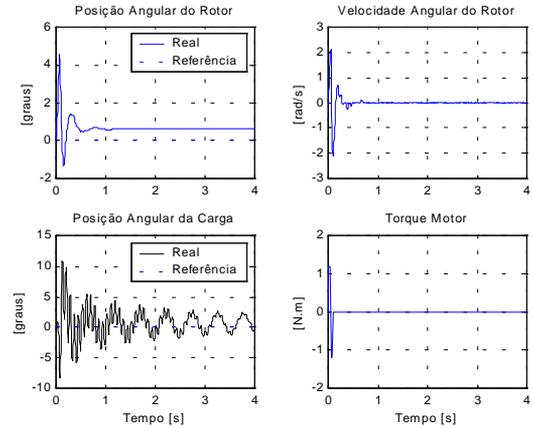


Figura 5: Excitação degrau sem controle

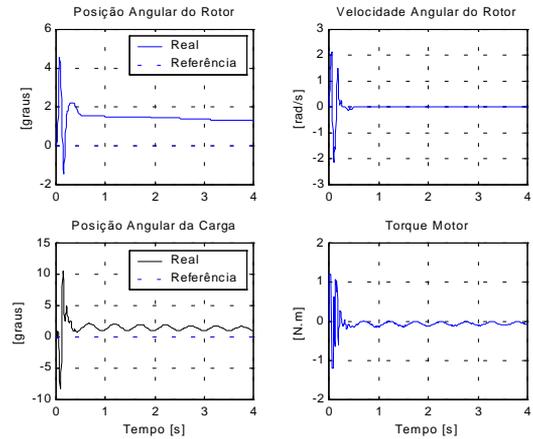


Figura 6: Excitação degrau (AP)

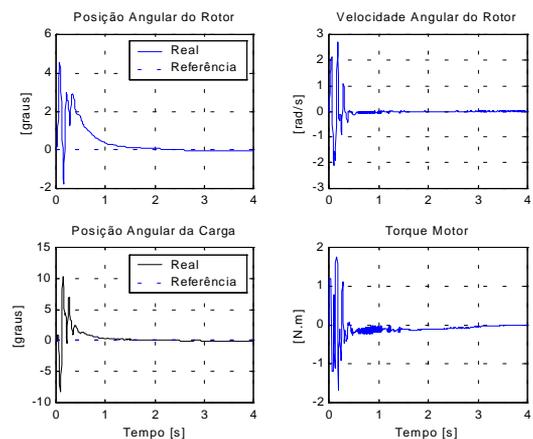


Figura 7: Excitação degrau (AP+NN)

Nas figs. 8 e 9 aplicou-se diferentes referências tipo degrau, para verificar o desempenho do controlador para rastreamento de sinais. Pode-se perceber que o controlador utilizando redes neurais (fig. 9) possui um desempenho muito superior ao controlador por alocação de pólos (fig. 8), quando as amplitudes entre as referências são pequenas.

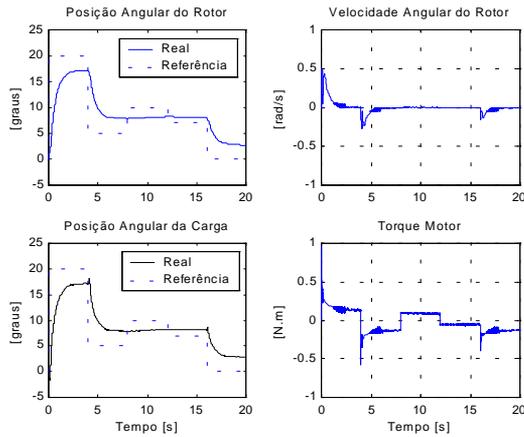


Figura 8: Referência degrau (AP)

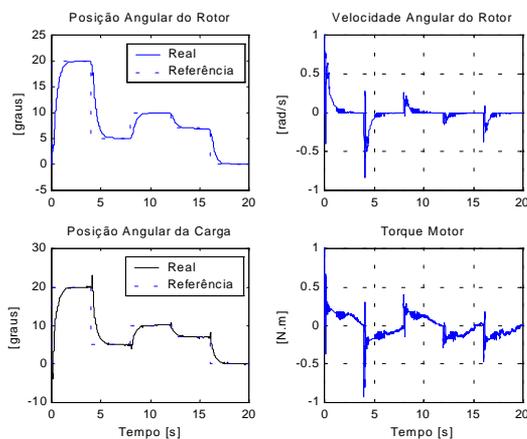


Figura 9: Referência degrau (AP+NN)

Nas figs. 10 e 11 foi aplicado sinal de referência senoidal com baixa amplitude, para verificar o fenômeno *stick-slip*. Este fenômeno acontece sempre que a velocidade do rotor estiver abaixo de uma velocidade mínima e o torque de controle for menor que o torque de atrito seco. Então a velocidade do rotor cai a zero e o rotor só voltará a se movimentar caso o torque de controle seja maior que o torque de atrito seco. Este fenômeno pode ser observado na fig. 10, no gráfico da velocidade angular do rotor. Percebe-se, na fig. 11, que o controlador neural reduziu consideravelmente o efeito *stick-slip*.

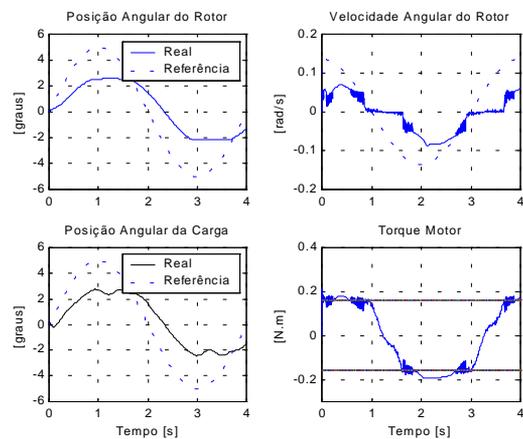


Figura 10: Referência senoidal (AP)

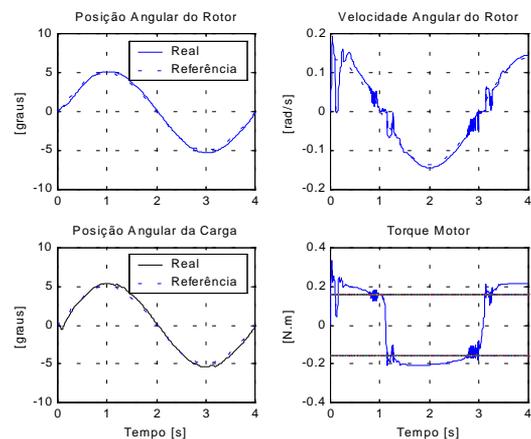


Figura 11: Referência senoidal (AP+NN)

Foram realizadas simulações com variações paramétricas nas constantes de elasticidade da estrutura flexível de até 50%, e o controlador com compensação neural de atritos apresentou bons resultados de desempenho e estabilidade.

## 5.0 Conclusões

- A rede proposta com aprendizado *on-line* permitiu tornar o atuador praticamente linear, possibilitando assim a atenuação das vibrações estruturais;
- O aprendizado *on-line* permite que o compensador neural possa se adaptar a eventuais modificações dos parâmetros da planta;
- Sem uma compensação de atritos eficiente, é praticamente impossível conseguir um bom desempenho do controlador, devido à zona morta em torque originada pelos atritos não-lineares.

Como trabalhos futuros, pretende-se testar experimentalmente o controlador proposto e investigar estratégias de controle adaptativo empregando redes neurais, com ênfase na prova formal de estabilidade.

## Referências

- [1] Kaynak, O. and Ertugru, M. Neural network adaptive Sliding Mode Control and its application to SCARA type robot manipulator. In IEEE Robotic and Automation Conference, Albuquerque, New Mexico, USA, April 1997.
- [2] Jung, S. and Hsia, T. C. Analysis of non-linear neural network impedance force control for robot manipulator. In IEEE Robotic and Automation Conference, Leuven, Belgium, May 1998.
- [3] Miller III, W.T.; Sutton, R.S. and Werbos, P.J. Neural networks for control. MIT Press. 1995.
- [4] Dapper, M., Zanh, V., Maass, R. and Ekmiller, R. How to compensate stick-slip friction in neural velocity force control (NVFC) for industrial manipulators. In IEEE Robotic and Automation Conference, Detroit, USA, May, 1999.
- [5] Selmic, R.R. and Lewis, F.L. Neural-Network Approximation of Piecewise Continuous Functions: Application to Friction Compensation. IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 13, no. 3, May 2002.
- [6] Gomes, S. C. P. and Chrétien, J. P. Dynamic modeling and friction compensated control of a robot manipulator joint. In IEEE Robotic and Automation Conference, Nice, France, May, 1992.
- [7] Gomes, S.C.P. Robot Drive Joint Friction Modeling. XIII Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica (XIII COBEM). Belo Horizonte, 1995.
- [8] Machado, C. C.; Pereira, A. E. L.; Gomes, S. C. P.; Bortoli, A. L. Um Novo Algoritmo Para A Modelagem Dinâmica De Manipuladores Flexíveis. Revista Brasileira de Controle & Automação (SBA), v. 13, n. 2, p. 1-7, 2002.
- [9] Pereira, A.E.L. Um Estudo Sobre Modelagem Matemática de Estruturas Flexíveis. Dissertação de Mestrado, UFRGS, Porto Alegre, Brasil, 1999.
- [10] Gervini, V.I.; Gomes, S.C.P. Identificação e Compensação de Atritos Não Lineares de Atuadores Robóticos Via Redes Neurais Artificiais, In: V Congresso Brasileiro de Redes Neurais (V CBRN). Rio de Janeiro, 2001.
- [11] Fausett, L. Fundamentals of neural networks. Prentice Hall, New Jersey, 1994.