

CONTROLE DE UM ROBÔ-MANIPULADOR SCARA UTILIZANDO COMPENSAÇÃO NEURAL DE ATRITOS

Vítor I. Gervini, Sebastião C. P. Gomes, Alexandre I. Gervini, Leonardo A. P. Silva, Vagner S. Rosa

Fundação Universidade Federal do Rio Grande
Av. Itália, Km 8, 96201-900, Rio Grande, RS
e-mail: dmtscpg@super.furg.br

Resumo- O conhecimento de modelos dinâmicos realistas para os atuadores seria de grande ajuda na concepção de leis de controle para robôs-manipuladores, principalmente nos casos da robótica de grande precisão ou manipuladores com elos flexíveis. Neste artigo apresenta-se uma estratégia de treinamento e propõe-se uma estrutura de rede neural artificial (RNA) para aprender o torque de atrito de um atuador robótico. Para treinar a RNA utilizou-se um modelo de atrito proposto na literatura (publicado em 1995). Considerou-se o torque motor e a velocidade angular do rotor como entradas na RNA, enquanto o torque de atrito foi a única saída, a qual foi utilizada na proposição de um mecanismo de compensação do torque não linear de atrito. Este mecanismo de compensação foi utilizado em paralelo a uma lei de controle proporcional e derivativa em um robô do tipo SCARA. Os resultados atestaram a eficiência da estimação neural de atrito e do mecanismo de compensação proposto.

Abstract- The knowledge of realistic dynamic models to robotic actuators would be of great aid in the conception of control laws for robot manipulators, mainly in the cases of the great precision robotic or still for manipulators with flexible links. In this paper we present a training strategy and propose a structure of Neural Network (NN) to learn the friction torque of a geared motor drive joint robotic actuator. To train the NN it was used a friction model proposed in the literature (published in 1995). It was considered the motor torque and the rotor angular velocity as input in the NN, while the friction torque was the only output, which was used in the proposition of a non-linear friction compensation mechanism. This compensation mechanism was used in parallel with a proportional and derivative control of a SCARA robot. The results attested the efficiency of the NN friction estimate and compensation with the proposed mechanism.

Keyword: Neural Networks, robotics, friction, compensation.

1 Introdução

Existem atualmente diversas aplicações de redes neurais artificiais (RNA), nos mais variados domínios da ciência e tecnologia (Kaynak and Ertugru, 1997; Jung and Hsia, 1998). Trata-se de um assunto que tem merecido grande atenção por parte da comunidade científica. Em (Miller, 1995) tem uma importante descrição sobre o histórico das redes neurais artificiais.

Neste artigo investiga-se a possibilidade de identificação do torque de atrito de um atuador robótico do tipo moto-redutor, utilizando-se uma Rede Neural Artificial (RNA). A principal motivação reside na dificuldade de se encontrar um modelo dinâmico muito realista e preditivo para atuadores robóticos, dificuldade esta devida principalmente aos atritos não lineares internos aos atuadores (Armstrong, 1988). Esta aplicação (identificação de atrito via RNA) começou a ser mais estudada apenas recentemente (Dapper and Zanh, 1999; Selmic and Lewis, 2000), tratando-se, portanto, de um assunto bastante atual. Uma vez identificado o atrito não linear, propõe-se um mecanismo de compensação deste a fim de linearizar o atuador. A estratégia de identificação, utilizada conjuntamente ao mecanismo de compensação, constitui a principal contribuição deste trabalho.

Como não se dispõe, até o presente momento, de um atuador robótico isolado em uma bancada a

fim de se realizar experimentos, utilizou-se um modelo de atrito proposto na literatura (Gomes, 95). Os resultados de simulação com este modelo serviram de referência

como padrões de treinamento da RNA. Apesar do treinamento da RNA ter sido efetuado considerando apenas a dinâmica do atuador robótico isoladamente, foram também realizadas simulações com a dinâmica de um robô manipulador do tipo SCARA (*Selective Compliant Arm for Robotic Assembly*) cujo modelo dinâmico engloba atuadores e estrutura.

2 O Atuador Robótico

Um atuador robótico do tipo moto-redutor pode ser visualizado como um elemento transmissor de movimento contendo uma elasticidade interna de constante K , conforme representado na Fig. (1). 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 (Gomes and Chrétien, 1992). T_{at} corresponde ao torque de atrito não linear, o qual será obtido via RNA. θ_r e θ_s são, respectivamente, os ângulos do rotor e do eixo de saída do redutor.

$$I_r \ddot{\theta}_r + \frac{K}{n^2}(\theta_r - n\theta_s) = T_m - T_{at} \quad (1)$$

$$I_s \ddot{\theta}_s - K\left(\frac{\theta_r}{n} - \theta_s\right) = 0$$

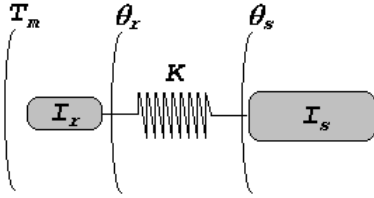


Figura 1. Representação de um atuador robótico do tipo moto-reductor.

Os parâmetros utilizados para a realização das simulações foram os seguintes: $I_r = 5.87 \cdot 10^{-5} \text{ Kg/m}^2(\text{ent})$; $I_s = 0.9 \text{ Kg/m}^2(\text{sai})$; $K = 3400 \text{ Nm/rd}(\text{sai})$. As terminações (*ent*) e (*sai*) significam parâmetros informados na entrada e saída do reductor de velocidade, respectivamente.

O modelo para o torque de atrito utilizado foi publicado originalmente em (Gomes, 1995), 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 (Gomes, 1995) 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. Conforme será visto na sequência deste trabalho, o modelo adotado reproduziu este fenômeno e a RNA o aprendeu bem. Para que o torque de atrito seja definido a partir deste modelo, são necessários os conhecimentos dos coeficientes de atrito viscoso (c_v) e estático (c_e). Utilizou-se os seguintes valores para a realização das simulações: $c_v = 0.0004 \text{ Nms/rd}(\text{ent})$; $c_e = 0.057 \text{ Nm}(\text{ent})$. Deve-se ressaltar que o atrito seco é aproximadamente igual ao estático, sendo os valores numéricos desses parâmetros obtidos a partir de um atuador real do tipo *Harmonic-Drive*.

3 O Mecanismo de Compensação

Apesar de ter se mostrado bastante eficiente, o mecanismo de compensação de atrito proposto no presente trabalho é simples, consistindo na rejeição

direta do atrito não linear identificado pela RNA. Simulou-se o caso mais real de controle discreto, com um passo de discretização de 0.002 segundos. O torque motor no instante $k+1$ assume a forma:

$$T_m(j+1) = T_c(j) + \hat{T}_{at}(j) \quad (2)$$

sendo $T_c(j)$ o torque de controle, o qual em malha fechada depende da observação do sistema no instante j . $\hat{T}_{at}(j)$ é o atrito não linear estimado pela RNA (saída), tendo como entrada nesta a velocidade rotor $\dot{\theta}_r(j)$ e o torque motor $T_m(j)$.

4 Arquitetura da RNA

A arquitetura de rede adotada para a identificação do torque de atrito foi uma rede *backpropagation (multilayer, feedforward network, fully connected)* (Beale and Jackson, 1990). Utilizou-se, como regra de treinamento, o *backpropagation* com momentum (Fausett, 1994). A camada de entrada foi composta de dois neurônios (torque motor e velocidade do rotor) e a camada de saída por um neurônio (torque de atrito).

Foi utilizada somente uma camada intermediária, tendo sido necessários apenas quatro neurônios nesta para aprender os padrões apresentados à rede. Foi testado um número maior de neurônios (8, 10, 16, 40 e outros), na camada intermediária, mas os resultados foram muito similares ao obtido com apenas 4 neurônios. Já que a arquitetura da RNA é muito pequena, isto a torna rápida e eficiente, com um alto poder de generalização, permitindo assim uma compensação *online* do torque de atrito.

Na Fig. (2) abaixo é mostrada a arquitetura da rede utilizada:

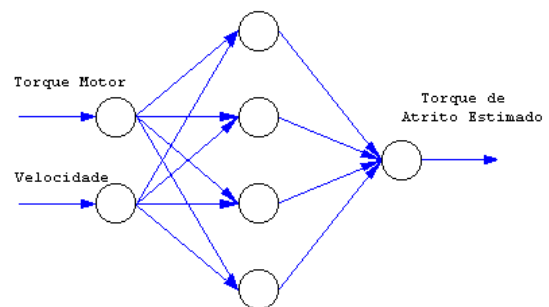


Figura 2. Arquitetura da RNA.

A arquitetura dos neurônios é mostrada na Fig. (3), tendo-se utilizado uma função de ativação (\tanh). Após o treinamento, a rede apresentou uma taxa de aprendizado de 98% dos padrões apresentados.

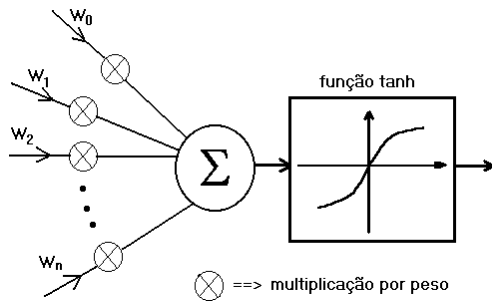


Figura 3. Arquitetura dos neurônios utilizada.

Na Fig. (4) mostram-se o torque motor e a velocidade rotor (entrada da rede), o torque de atrito do modelo (vermelho) e o torque de atrito reconhecido pela rede (preto). Pode-se perceber então que de fato, a taxa de aprendizado foi realmente elevada. Outro dado interessante é que se escolheu o torque motor de entrada formado a partir de seguimentos de senóides e degraus em malha aberta, além de alguns resultados em malha fechada obtidos com um controle proporcional e derivativo - últimos seguimentos do torque motor da Fig. (4). Esta diversificação do torque na estratégia de treinamento foi importante para a generalização da RNA.

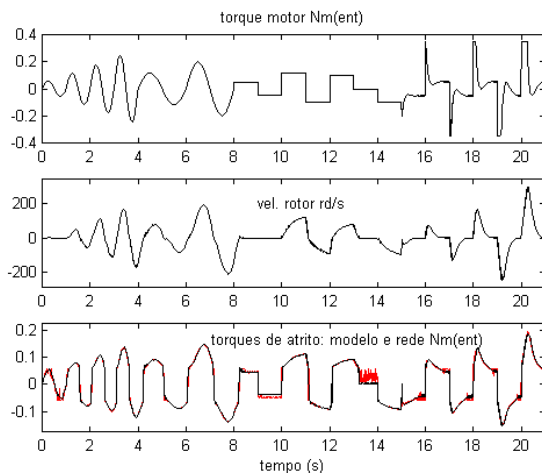


Figura 4. Padrões de treinamento da Rede.

No presente artigo, a RNA aprendeu o torque de atrito proveniente de um modelo, conforme já explicado anteriormente. Na prática, este torque de atrito pode ser identificado experimentalmente. A mesma seqüência de torques motor presente na Fig. 4 pode ser aplicada ao atuador, registrando-se os dados da velocidade rotor, a qual deve ser filtrada *off line* a fim de eliminar ruídos de alta freqüência. A aceleração do rotor $\ddot{\theta}_r$ é obtida derivando-se no tempo a velocidade filtrada. Considerando-se uma aproximação rígida para o atuador, o torque de atrito poderia então ser identificado experimentalmente a partir da seguinte equação:

$$\left(I_r + \frac{I_s}{n^2} \right) \ddot{\theta}_r = T_m - T_{at} \quad (3)$$

A maioria dos atuadores do tipo moto-redutores possui apenas um sensor de posição ou velocidade solidário geralmente ao rotor do atuador, sendo esta a razão da utilização da equação (3) para a identificação experimental do torque de atrito. Caso se dispusesse também de um sensor na saída do redutor de velocidades, a equação (1) poderia ser utilizada. Entretanto, os moto-redutores em geral possuem rigidez alta o suficiente para permitirem a utilização da equação (3) como uma boa aproximação para efeito da identificação experimental do torque de atrito.

5 O Manipulador SCARA

Idealizou-se um manipulador com três graus de liberdade para a realização dos testes, conforme esquema mostrado na Fig. 5. O eixo z, movimentado a partir de uma junta prismática, é controlado de forma independente uma vez que seu movimento é ortogonal ao movimento de toda a estrutura. Portanto, dar-se-á ênfase neste trabalho ao controle dos eixos 1 e 2.

O processo de modelagem de uma estrutura rígida poli-articulada como é o caso do manipulador da Fig. 5 já é bem conhecido e não oferece nenhum problema. Utiliza-se em geral o formalismo de Euler-Lagrange que necessita das energias cinética e potencial do sistema. Além das massas das articulações e carga terminal, considerou-se também as massas dos braços, levando-se em conta inclusive as inércias rotacionais de cada massa do sistema. A equação diferencial matricial representando o modelo dinâmico do manipulador possui então a seguinte forma:

$$[I(\bar{\theta})]\ddot{\bar{\theta}} + \bar{f}(\bar{\theta}, \dot{\bar{\theta}}) + [K]\bar{\theta} = \bar{T}_m - \bar{T}_{at} \quad (4)$$

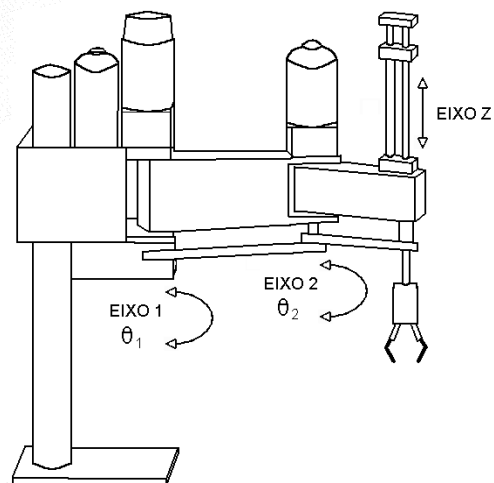


Figura 5. Robô - manipulador do tipo SCARA, com três graus de liberdade.

onde $\vec{\theta} = (\theta_{r1} \theta_1 \theta_{r2} \theta_2)^T$, θ_{r1} e θ_{r2} sendo as posições angulares dos rotores dos moto-redutores 1 e 2 respectivamente. O vetor com os torques motores possui a forma: $\vec{T}_m = (T_{m1} \ 0 \ T_{m2} \ 0)^T$, onde T_{m1} e T_{m2} são os torques aplicados nos rotores 1 e 2. Os outros termos que aparecem na equação (4) possuem a seguinte definição: $[I(\vec{\theta})] \Rightarrow$ matriz de inércia do sistema; $\vec{f}(\vec{\theta}, \dot{\vec{\theta}}) \Rightarrow$ vetor com os torques de natureza Coriolis - centrífugos; $[K] \Rightarrow$ matriz com as constantes elásticas dos moto - redutores; \vec{T}_{at} corresponde ao vetor com os torques de atrito não linear (modelo extraído de Gomes, 1995).

A equação (4) deixa claro que, ao modelo estrutural, acrescentou-se as equações dos modelos dos atuadores, incluindo-se assim os modos de vibração dos rotores, com toda a implicação de atritos não lineares levados em conta nos modelos. Considerou-se o mesmo atuador (mesmos valores numéricos para os parâmetros do modelo) para ambas as articulações rotacionais.

6 Resultados de Simulações

Realizou-se simulações em malhas aberta e fechada, com a finalidade de testar a eficiência do mecanismo neural de compensação de atritos. Objetivando ampliar a fidelidade das simulações, reproduziu-se o caso discreto, tendo-se utilizado um passo de discretização do controle igual a 0.002s.

A Fig. 6 mostra resultados em malha aberta com torque motor senoidal, com amplitude equivalente a 0.08 Nm, pouco superior ao atrito estático utilizado no modelo, o qual é da ordem de 0.057 Nm(enti). Nesta figura vê-se os torques motores e as velocidades nos rotores dos motores que movimentam os dois elos. Na mesma figura dos torques motores, mostram-se retas tracejadas equivalentes aos níveis dos torques de atrito estático, os quais definem a chamada zona morta em torque. Na prática, qualquer torque no interior da zona morta não é transmitido à estrutura. Este efeito gera o conhecido modo *stick* (Gomes, 1995): a articulação se bloqueia e a velocidade rotor permanece no valor zero, mesmo para torques motores diferentes de zero, pertencentes à zona morta. Este efeito é nocivo ao controle e aparece muito em experimentos, tendo-se mostrado bem visível nas velocidades dos rotores 1 e 2.

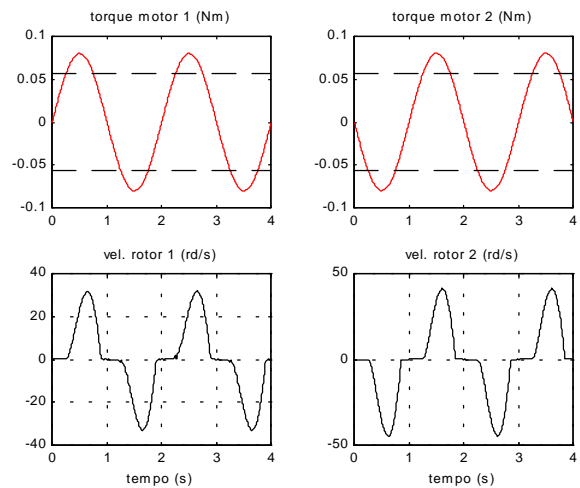


Figura 6. Simulação em malha aberta, utilizando torque motor senoidal e sem a compensação neural de atrito.

A Fig. 7 mostra resultados obtidos sob as mesmas condições daqueles mostrados na figura anterior, com a diferença que, neste caso, utilizou-se a compensação neural de atrito. Pode-se observar que a compensação eliminou completamente o modo *stick*, fazendo com que a velocidade não mais permaneça no zero durante algum tempo. Os torques motores 1 e 2 são constituídos das somas entre os torques senoidais e os torques de compensação neural de atritos, conforme já explicitado na equação 2. Na realidade, o mecanismo de compensação faz com que o torque motor permaneça quase que integralmente fora da zona morta de atrito, tornando assim o atuador aproximadamente linear.

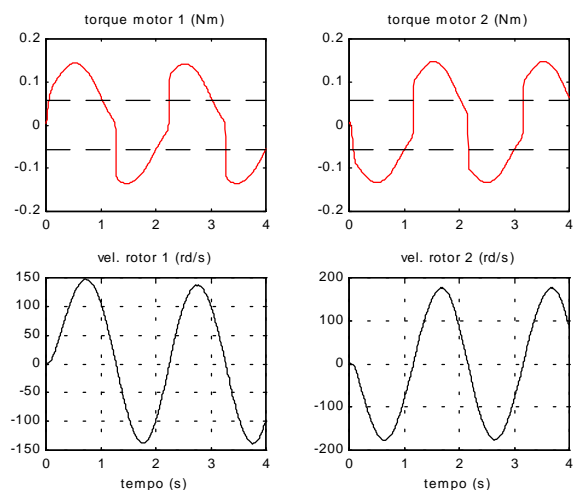


Figura 7. Simulação em malha aberta, utilizando torque motor senoidal e com a compensação neural de atrito.

As Figs. 8, 9 e 10 são relativas a resultados em malha fechada, tendo-se utilizado um controle proporcional e derivativo com dinâmica inversa (Spong and Vidyasagar, 1989), com ganhos ajustados para um tempo de subida (resposta ao degrau) de 0.8s, com razão de amortecimento igual a 0.9, isso, caso a dinâmica dos atuadores fosse linear (apenas atrito viscoso). Portanto, o projeto de controle foi feito baseado na dinâmica linear por aproximação dos atuadores, mas as simulações foram geradas considerando-se a dinâmica mais real, com os atritos não lineares.

A Fig. 8 mostra os resultados obtidos sem a compensação neural de atritos. Nota-se a existência de erros de estado estacionário, os quais poderiam ser corrigidos na prática utilizando-se uma componente integral ou altos ganhos na lei de controle. No caso da opção ser pelo controle integral, esquemas de saturação em torque ou fator de esquecimento com janela variável no somatório do erro em posição precisam ser implementados para minimizar possíveis problemas com a estabilidade. Se a opção for por altos ganhos, os problemas com a estabilidade podem se tornar críticos. É importante ressaltar também que, no regime estacionário, o torque motor de controle (ganho proporcional multiplicado pelo erro em posição) permanece igual ao torque de atrito estático (retas tracejadas nas curvas de torque). Isto significa que, no instante em que as curvas de torque entram na zona morta de atrito, o controle não tem mais autonomia para corrigir os erros em posição, dando surgimento assim aos erros de estado estacionário.

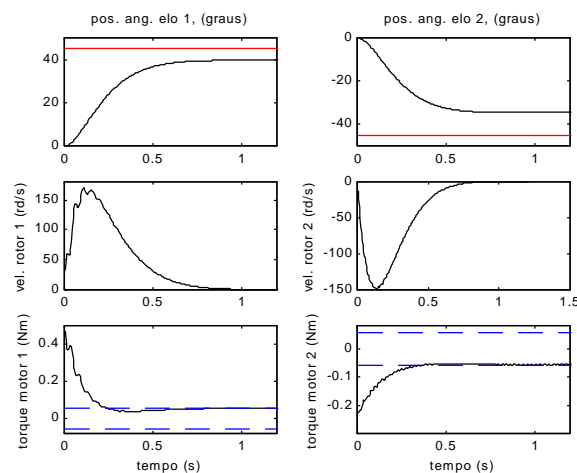


Figura 8. Simulações com o controle PD com Dinâmica Inversa, sem a compensação neural de atrito.

A simulação da Fig. 9 foi realizada com a compensação neural de atrito. Observa-se que não há mais erros de estado estacionário, tendo as

posições angulares dos elos atingido as respectivas referências no tempo previsto de 0.8 s. Percebe-se que com a compensação neural de atritos as velocidades dos rotores 1 e 2 atingiram valores maiores nos picos (em módulo), indicando assim que os torques motores são maiores a fim compensar os atritos não lineares.

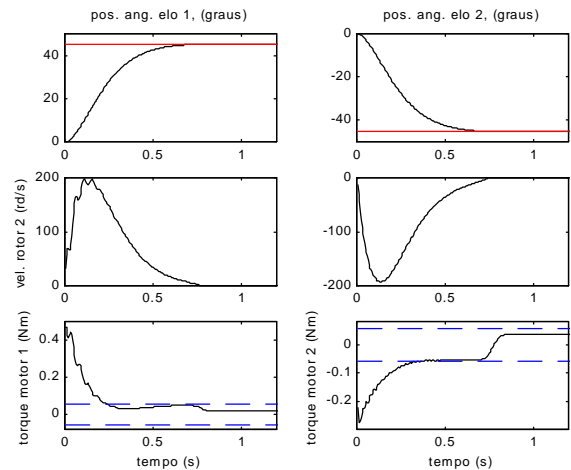


Figura 9. Simulações com o controle PD com Dinâmica Inversa, com a compensação neural de atrito.

Na Fig. 10 são comparados os torques motores com e sem a compensação neural de atritos. Pode-se perceber que a compensação neural de atritos eleva (em módulo) os valores dos torques motores durante o transitório da resposta, compensando assim os atritos não lineares e fazendo com que o sistema atinja o regime estacionário sem erros no posicionamento.

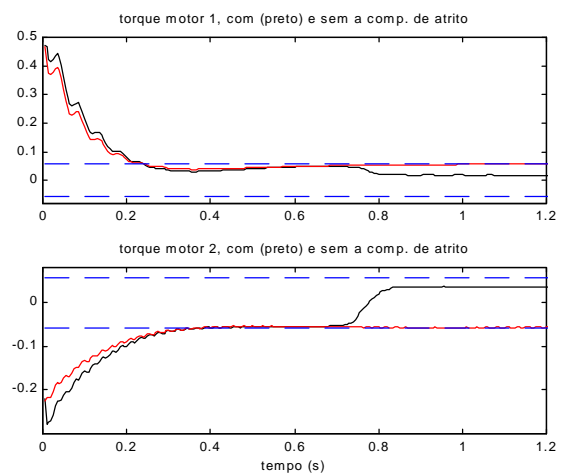


Figura 10. Torques motores com (preto) e sem (vermelho) a compensação neural de atritos.

7 Conclusões

Pode-se extrair, como principal conclusão deste trabalho, que uma RNA de configuração simples pode ser eficiente na identificação do torque de atritos não lineares de atuadores robóticos do tipo moto-redutores. O mecanismo proposto de compensação dos atritos não lineares, o qual utiliza a identificação (saída da RNA), mostrou-se muito eficiente. O treinamento da RNA foi realizado considerando-se cada atuador isoladamente. Apesar desse fato, resultados obtidos com os atuadores movimentando o manipulador SCARA mostraram que, mesmo com diferentes inércias (relativas à adotada na estratégia de treinamento) acopladas às saídas dos redutores, a RNA foi eficiente na identificação do torque de atrito. Outro fato importante a remarcar consiste na grande diversificação dos torques motores adotados na estratégia de treinamento, diversificação esta que promoveu uma boa generalização da RNA, permitindo que a mesma possa ser eficiente de forma geral, para quaisquer entradas em termos de torques motores. O resultado prático do mecanismo neural de compensação é a quase eliminação da zona morta em torque, tornando assim o atuador aproximadamente linear. A continuação da presente pesquisa será a construção de um manipulador SCARA, movimentado a partir de dois atuadores do tipo *Harmonic-Drive*. A RNA será então testada experimentalmente e isso só será possível graças à simplicidade da rede projetada no presente trabalho, a qual contém apenas quatro neurônios na camada intermediária, facilitando assim em muito uma implementação em tempo real.

Referências Bibliográficas

- Armstrong, B. S. R. (1988). Dynamics for robot control: friction modeling and ensuring excitation during parameter identification. PhD thesis, Stanford University.
- Beale, R. and T. Jackson, (1990). Neural computing: an introduction. Adam Higler Bristol.
- Dapper, M., Zanh, V., Maass, R. and R. Ekmiller, (1999). How to compensate stick-slip friction in neural velocity force control (NVFC) for industrial manipulators. In IEEE Robotic and Automation Conference, Detroit, USA, May.
- Fausett, L. (1994). Fundamentals of neural networks. Prentice Hall, New Jersey.
- Gomes, S. C. P. and J. P. Chrétien, (1992). Dynamic modeling and friction compensated control of a robot manipulator joint. In IEEE Robotic and Automation Conference, Nice, France, May.
- Gomes, S. C. P. (1995). Modelagem de atritos internos às articulações de robôs manipuladores. In XIII COBEM, CD-ROM, Belo Horizonte.
- Jung, S. T. C. Hsia (1998). Analysis of non linear neural network impedance force control for robot manipulator. In IEEE Robotic and Automation Conference, Leuven, Belgium, May.
- Kaynak, O. and M. Ertugru, (1997). 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.
- Miller III, W.T., Sutton, R.S., P. J. Werbos, (1995). Neural networks for control. MIT Press.
- Selmic, R. R. and F. L. Lewis, (2000). Dead zone compensation in motion control systems using Neural Networks. IEEE Transactions on Automatic Control, Vol 45, April.
- Spong, M. W. and M. Vidyasagar, (1989). Robot dynamic and control. John Wiley and Sons.