

UTILIZAÇÃO DO CONCEITO DE REDES NEURAIIS COM CONTATOS SINÁPTICOS MÚLTIPLOS NO CONTROLE DE TRAJETÓRIA DE UM MANIPULADOR BI-ARTICULADO

Benedito Dias Baptista Filho

Comissão Nacional de Energia Nuclear

Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares – IPEN-CNEN/SP

Centro de Engenharia Nuclear – Divisão de Termo-Hidráulica

E-mail: bdbfilho@net.ipen.br

Travessa “R” nº 400 – CEP 05508-900 – São Paulo – SP – Brasil

Resumo

Um novo conceito de redes neurais artificiais baseado na adaptação de circuitos neurais biológicos com múltiplos contatos sinápticos, considerando novas funções de transferência e utilizando conceitos de aprendizado baseados nos princípios da memória reflexiva, foi utilizado no controle de um manipulador bi-articulado no plano para comandar a extremidade do manipulador sobre uma trajetória desejada. Este trabalho apresenta os novos conceitos, resume as principais características dessa classe de redes neurais, e apresenta resultados preliminares do controle do manipulador sobre trajetórias comandadas por mudanças nos sinais de posição desejada. Os resultados apresentados foram obtidos utilizando-se diferentes séries de intervalos de tempo para comandar as mudanças de posição desejadas, orientando o controlador de posição para seguir duas trajetórias retilíneas. Os resultados do teste apresentado sugerem a viabilidade de utilização de uma nova camada responsável pelo aprendizado da função da trajetória e pela coordenação da mudança dos sinais de posição.

Palavras-chave: Redes Neurais, Manipuladores, Controle, Robótica

1. INTRODUÇÃO

O objetivo do artigo é apresentar o mais recente trabalho de aplicação de uma nova classe de redes neurais artificiais batizada de *MULSY N-N* (*MULTi-SYnaptic Neural Network*), introduzidas por Baptista F. (1998). Essa nova categoria de redes neurais considera o projeto de redes especializadas por tarefa, baseadas na arquitetura de sistemas neurais biológicos, como apresentado por Baptista F. e Cabral (1999a e 1999b). Este trabalho consiste de seis seções. A primeira seção é esta introdução. A segunda seção resume os conceitos dessa rede. A terceira seção apresenta os modelos utilizados para aplicação no controle de posição do manipulador. A quarta seção apresenta a metodologia utilizada para controle de trajetória e os principais resultados. A quinta seção apresenta as principais conclusões abordando novas propostas.

2. O CONCEITO DE REDES *MULSY*

O conceito de redes *MULSY* foi introduzido por Baptista F. (1998). Esses conceitos foram baseados em circuitos e funções neurológicas. Sugere-se uma consulta a Kandel *et al.* (1991), que é uma das melhores referências para compreensão dos conceitos da neurofisiologia abordados nesses trabalhos. A principal base dos novos conceitos está no uso de múltiplos contatos sinápticos modelados por funções que imitam uma Gauseana. A Figura 1 exibe graficamente uma dessas funções, generalizada por:

$$S = \frac{T}{1 + a(I - I_0)^2}, \quad (1)$$

onde, T é a “força de ligação” da sinapse, que pode assumir qualquer valor positivo (excitatória) ou qualquer valor negativo (inibitória), a é uma constante que pode ser escolhida adequadamente para produzir funções sem variações abruptas, de acordo com o número de terminais sinápticos, I é o valor do sinal transmitido no axônio, e, I_0 é o valor de I que maximiza S , o valor de saída para a célula alvo. Esse valor I_0 é chamado de “limiar”.

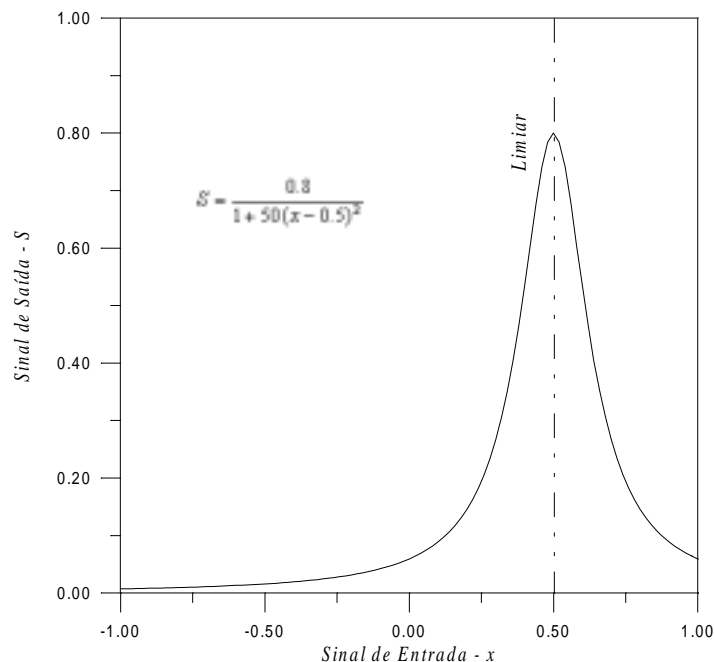


Figura 1. Função de Transferência Sináptica

A Eq. (1) representa um único terminal sináptico. Uma característica dessa função é que permite amplificação e resposta seletiva, aprimorando a função de transferência global do neurônio, sendo muito mais “leve”, em termos de processamento, do que uma função sigmóide. Com forças e limiares convenientes, um conjunto dessas funções pode reproduzir qualquer tipo de função contínua.

Em sistemas neurais biológicos, o conhecimento da habilidade adquirida é armazenado por meio de mecanismos de memória reflexiva, envolvendo alterações plásticas em sinapses químicas. As sinapses podem sofrer diferentes modificações em várias formas de aprendizado, por exemplo, podem ser deprimidas pela habituação ou podem ser reforçadas pela sensibilização. Formas de aprendizado mais complexas são o condicionamento clássico e a prática. Os processos envolvidos nos mecanismos de memória reflexiva sugeriram o desenvolvimento de

um circuito que se mostrou adequado para a implementação de um processo de aprendizado. Esse circuito foi implementado no que se denominou “*unidade de controle motor.*”

As redes *MULSY* utilizam “*unidades de controle motor*” cuja arquitetura básica está representada na Fig. 2. Nessa arquitetura são reunidas características adequadas para um controlador, recebendo sinais de dois caminhos: um do sistema sensório (p. ex., a posição atual); e, um de um nível de controle hierarquicamente superior (p. ex., uma posição desejada). Os sinais do sistema sensório e do nível de controle superior convergem para uma unidade de saída (neurônio motor), sendo transmitidos através de dois conjuntos de contatos sinápticos, simétricos em termos de limiar e força de ligação. Essas sinapses possuem características plásticas e têm suas “*forças de ligação*” ajustadas pelo aprendizado. Os modelos desenvolvidos para essas sinapses, representados pelas equações indicadas na Fig. 2, são detalhados por Baptista F., Cabral, e Soares (1998). Antes de qualquer treinamento, essas sinapses são *inativas*, i.e., $T_{j(k)} = 0$. O surgimento de um sinal de erro ε gera um sinal δ diferente de zero que age no sentido de aumentar ou diminuir um fator de disparo de mudanças de longa duração, o fator C . Esse fator comanda as mudanças plásticas, que representam o processo de aprendizado e que ocorrem somente nas sinapses da unidade de saída. O sinal do “desejo” é a referência para o ajuste dessas sinapses plásticas, mesmo aquelas do caminho do sistema sensório. Unidades responsáveis pela geração de sinais proporcionais às taxas de mudança dos sinais sensórios também participam desse processo, sendo interligadas por conexões “rígidas” (sem plasticidade). Os sinais de saída dessas unidades, combinados com o sinal de erro, além de participarem do processo de treinamento, controlam a dinâmica do sistema em um modelo que equivale à soma de $a_0\varepsilon + a_1d\varepsilon/dt + a_2d^2\varepsilon/dt^2 + \dots$. O coeficiente a_0 do erro é implementado por funções sinápticas que resultam em uma função de transferência linear:

$$S_{eps} = \frac{1}{N} \left(\frac{T_\varepsilon}{1 + 0.25(I - 2)^2} \right); \quad (2)$$

$$S_{ips} = \frac{1}{N} \left(\frac{-T_\varepsilon}{1 + 0.25(I + 2)^2} \right); \quad (3)$$

onde T_ε é força de ligação das sinapses de erro.

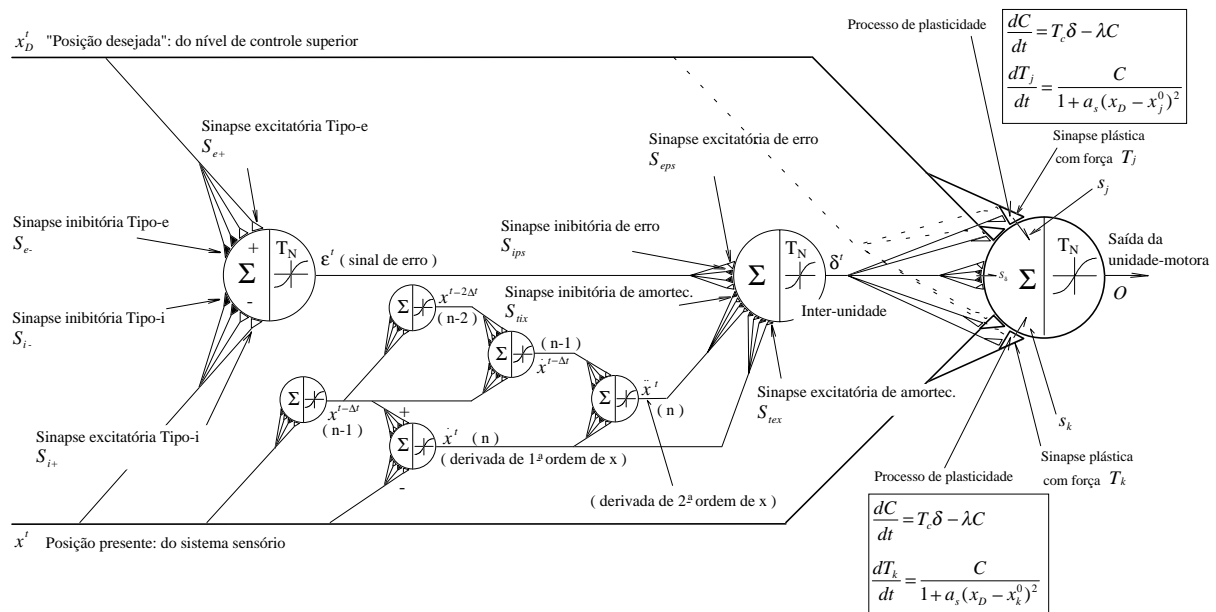


Figura 2. Conceito de Unidade de Controle Motor

As funções de transferência sináptica nas conexões dos sinais de taxas com a unidade facilitadora modelam características de amortecimento do tipo $x/x/$. Isso permite a atenuação de oscilações tornando o processo estável mesmo na presença de altas taxas de variação. Esse amortecimento é encontrado em sistemas biológicos, tanto na formação de circuitos de neurônios quanto nas próprias características físicas dos músculos:

$$S_{tex} = \frac{1}{N} \left(\frac{T_r}{1+11(I-1)^2} \right); \quad (4)$$

$$S_{tix} = \frac{1}{N} \left(\frac{-T_r}{1+11(I+1)^2} \right); \quad (5)$$

onde T_r é a força de ligação das sinapses de mudanças.

A função de transferência nas unidades que representam os neurônios é uma *tangente hiperbólica modificada*:

$$O = T_N \tanh(\alpha \sum S), \quad (6)$$

onde O é o sinal de saída, T_N representa o “tamanho” da unidade, α é um ganho, e $\sum S$ é a soma de todas as entradas sinápticas na unidade. O “tamanho” pode ser ajustado a valores convenientes para, por exemplo, melhorar a linearidade de resposta em uma determinada faixa de interesse, ou para amplificar ou atenuar a relação entrada/saída.

3. MODELOS DE SIMULAÇÃO

A. Modelo da Dinâmica do Processo

O manipulador bi-articulado é um problema não-linear com dois graus de liberdade. As variáveis consideradas no modelo são apresentadas na Fig. 3.

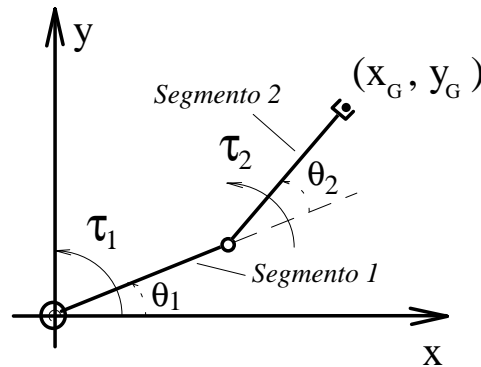


Figura 3. Modelo do Manipulador bi-articulado

A dinâmica desse sistema é representada por:

$$\tau_1 = H_{11}\ddot{\theta}_1 + H_{12}\ddot{\theta}_2 + h_{122}\dot{\theta}_2^2 + h_{121}\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2 + G_1; \quad (7)$$

$$\tau_2 = H_{22}\ddot{\theta}_2 + H_{12}\ddot{\theta}_1 + h_{211}\dot{\theta}_1^2 + G_2; \quad (8)$$

onde θ_1 é o ângulo entre o primeiro segmento e o eixo-x, θ_2 é o ângulo entre o segundo e o primeiro segmentos, τ_1 e τ_2 são os torques nas articulações 1 e 2 respectivamente, e os outros termos são:

$$\begin{aligned}
H_{11} &= m_1 l_{c1}^2 + I_1 + [m_2 (l_1^2 + l_{c2}^2 + 2l_1 l_{c2} \cos \theta_2) + I_2]; \\
H_{12} &= m_2 l_1 l_{c2} \cos \theta_2 + m_2 l_{c2}^2 + I_2]; \\
H_{22} &= m_2 l_{c2}^2 + I_2; \\
h_{122} &= -m_2 l_1 l_{c2} \sin \theta_2; \\
h_{121} &= -2m_2 l_1 l_{c2} \sin \theta_2; \\
h_{211} &= m_2 l_1 l_{c2} \sin \theta_2; \\
G_1 &= m_1 g l_{c1} \cos \theta_1 + m_2 g (l_1 \cos \theta_1 + l_{c2} \cos(\theta_1 + \theta_2)); \\
G_2 &= m_2 g l_{c2} \cos(\theta_1 + \theta_2).
\end{aligned}$$

Os subscritos 1 e 2 se referem ao i -ésimo segmento do manipulador com massa m_i , comprimento total l_i , distância da articulação ao centro de massa l_{ci} e momento de inércia I_i , e g é a aceleração da gravidade.

Os modelos da dinâmica dos motores acoplados ao manipulador, que são atuados pelos sinais de saída do controlador neural, está detalhada em Baptista F., Cabral, e Soares (1998). Nesses modelos foram consideradas as características dos motores e dos mancais.

B. Controle de Posição com a Nova Rede Neural

Foram utilizadas duas unidades de controle. Os sinais de entrada são aos ângulos, θ_1 e θ_2 , desejados e atuais. A Figura 4 representa a rede que modela os dois controladores acoplados ao processo. Considerando que a posição do segundo segmento afeta a carga no primeiro, o atuador do primeiro motor é alimentado com a soma das saídas dos dois controladores. Levando em conta que o ângulo θ_2 é relativo à direção do primeiro segmento, θ_1 e θ_2 são somados para alimentar o segundo controlador. Destaca-se que essas simplificações não são essenciais, sendo possível um sistema genérico, porém à custa de um maior número de unidades.

Na Figura 4, θ_{1D} e θ_{2D} representam os comandos de posição desejada, O_1 e O_2 são os sinais de saída das unidades de controle motor que irão alimentar os atuadores, D_1 e D_2 , IN^e são as inter-unidades responsáveis pela avaliação dos erros, IN^{RI} são as inter-unidades responsáveis pela avaliação da primeira derivada das taxas de variação (neste problema não são necessárias ordens mais elevadas), IN^F são as inter-unidades facilitadoras do aprendizado, e IN^D são as inter-unidades usadas para gerar os sinais necessários para avaliar as taxas de mudança dos sinais. Observa-se que inter-unidades de entrada, IN^I , foram acrescentadas para desempenhar a função de soma de entradas. Os parâmetros utilizados na simulação, o processo de treinamento e a avaliação de desempenho são apresentados e discutidos na próxima seção.

4. RESULTADOS

A Tabela 1 contém os parâmetros do manipulador. Os parâmetros dos componentes da rede neural estão na Tabela 2. O treinamento é desenvolvido durante a execução de comandos para mudança de posição que constituem 28 posições alvo. Esse modo de treinamento, representado na Fig. 5, caracteriza um processo de aprendizado não-supervisionado. O manipulador parte da posição de repouso, -90° , totalmente estirado, segue no sentido horário para a posição -185° , retorna para a posição de repouso, segue no sentido anti-horário para a posição $+185^\circ$, retornando novamente para a posição de repouso. Neste trabalho, esse conjunto de alvos foi submetido à rede por sete vezes, dando-se 10 segundos para cada mudança de alvo. Após as sete repetições, o sistema já está apto a atingir qualquer posição com suficiente precisão. As forças de ligação dos dois conjuntos de sinapses plásticas, inicialmente iguais a *zero*,

atingem os valores mostrados na Figura 6. Esse processo representa uma sessão de treinamento de 1960 segundos, consumindo apenas 56 segundos de CPU em um computador com processador Celeron 300 MHz. Essa rapidez mostra que o processo de aprendizado é computacionalmente eficiente.

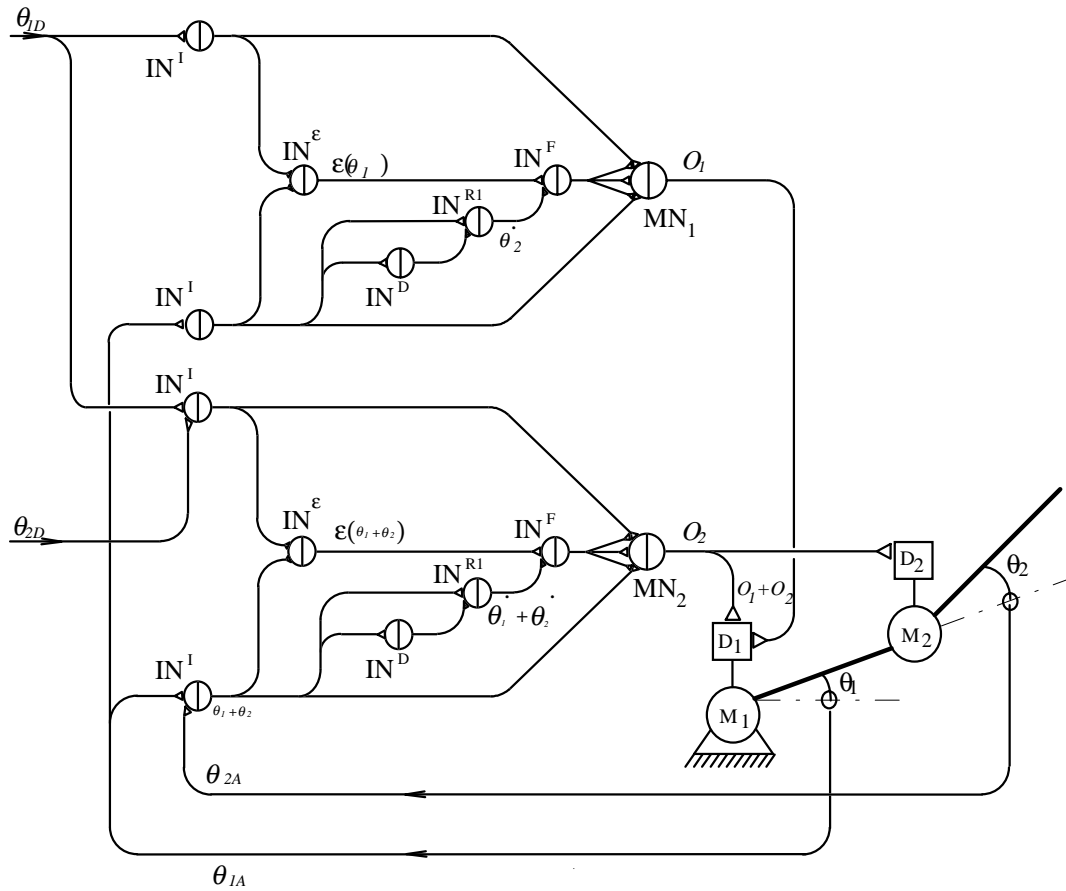


Figura 4. Esquema simplificado da rede para o controle do manipulador

Tabela 1. Parâmetros para o modelo do Manipulador

Parâmetro	Segmento	
	1	2
Comprimento - L (mm)	707	707
Massa - m (kg)	3.0	2.0
Momento de Inércia - I (kg m ²)	0.041	0.027
Ganho de Torque Motor - K_T (N M)	60	30
Momento de inércia do rotor - J_M (kg m ²)	0.0013	0.0013
Constante de perdas nos mancais - K_{LB}	1.0	1.0
Constante de perdas no Motor - K_{LM}	50.1	50.1

Tabela 2. Parâmetros para a Rede Neural

Parâmetro	Valor
Tamanho das unidades - T_N (Eq. 1)	2.1
Constante de ganho das unidades - α (Eq. 1)	0.5
Constante das sinapses plásticas - a (Eq. 5, 6)	20
Número de sinapses plásticas - caminho sensorio	13
Número de sinapses plásticas - caminho "desejo"	13
Intervalo de limiares consecutivos ($I_{a,j} - I_{a,j+1}$)	0.2
Força das sinapses de erro - T_ϵ (Eqs. 7, 8)	2.5
Força das sinapses de taxas - T_r (Eqs. 9, 10)	0.09
Força das sinapses de facilitação - T_c (Eq. 3)	0.1
Constante de decaimento - λ (Eq. 3)	10
Constante de plasticidade sináptica - a_s (Eq. 4)	100

Os testes apresentados neste trabalho consistiram na orientação da extremidade do manipulador para seguir uma trajetória retilínea da posição de repouso (posição inicial da Fig. 5) à posição 11, indo em seguida da posição 11 à posição 14, segundo outra trajetória retilínea. Nesses testes foram consideradas 208 mudanças de posição com intervalos de tempo variando de 0,1 s a 0,3 s para cada mudança, com os resultados mostrados nas Figuras 7 a 9. A Figura 10 mostra instantâneos da posição do manipulador em intervalos de 3 segundos. Nas Figuras

7 a 9 pode ser observada a melhor aproximação às trajetórias desejadas com o aumento do tempo para cada posição intermediária, porém isso é obtido à custa de um maior tempo de trajeto, que nesses casos variou de 21 a 62 segundos.

A partir desse ponto foi iniciada uma pesquisa para se encontrar uma distribuição de intervalos de tempo que pudesse oferecer um melhor desempenho na relação *Erro de Trajeto vs. Tempo de Percurso*. Uma solução foi baseada em aproximações parabólicas que fazem com que os intervalos de tempo iniciais (fase de aceleração) e finais (desaceleração) sejam maiores. Foram utilizadas duas funções, uma para cada trecho do trajeto, como mostra a Figura 11. Os resultados estão na Figura 12. Observam-se erros de trajetória aproximadamente iguais àqueles da Figura 9 ($\Delta t = 0,3$ s.), tendo sido consumido um tempo total de percurso de 43 segundos contra 67 segundos daquele com intervalo de tempo constante.

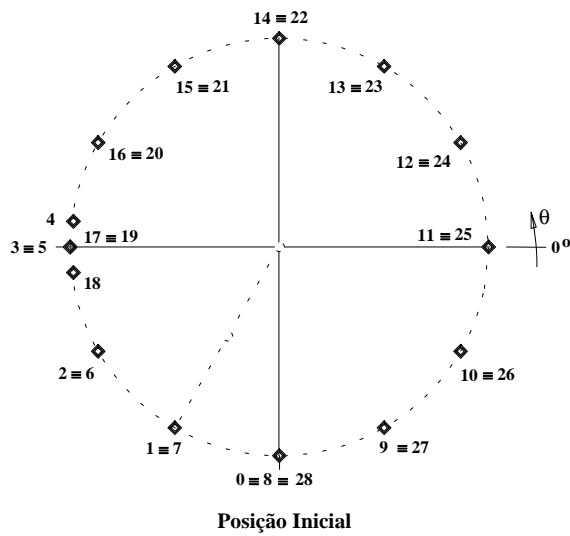


Figura 5. Posições do treinamento

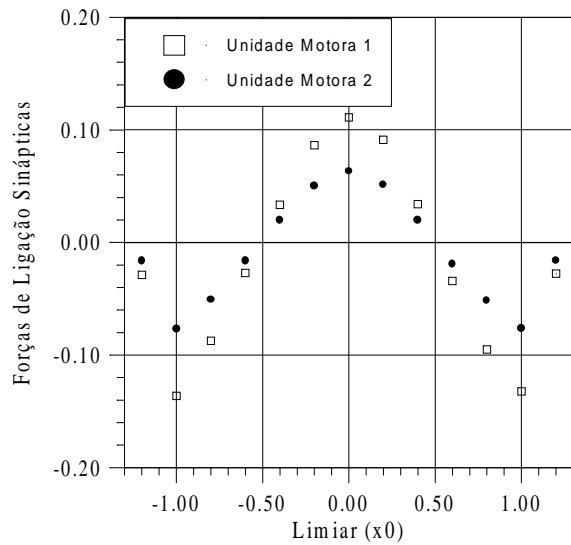


Figura 6. Forças de ligação sinápticas

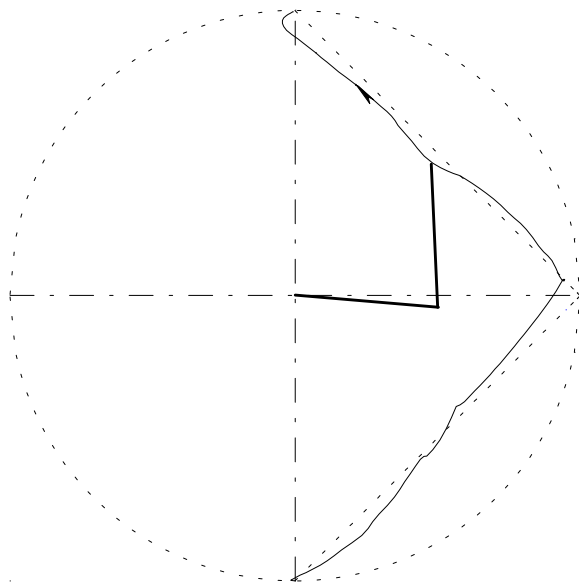


Figura 7. Trajetória da extremidade do manipulador (com $\Delta t = 0,1$ s)

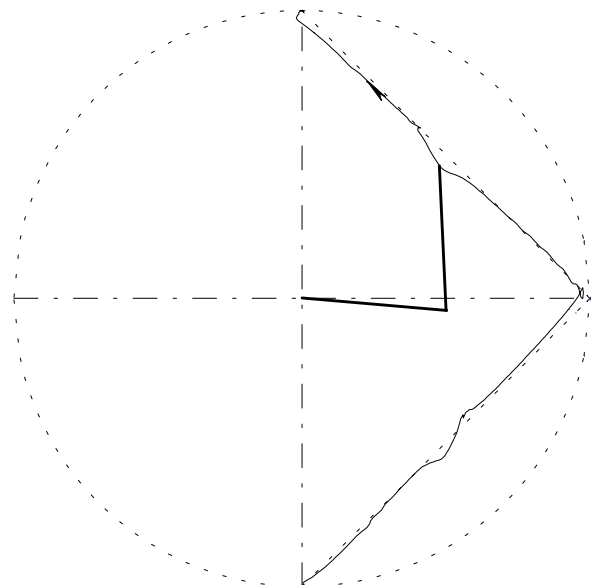


Figura 8. Trajetória da extremidade do manipulador ($\Delta t = 0,2$ s)

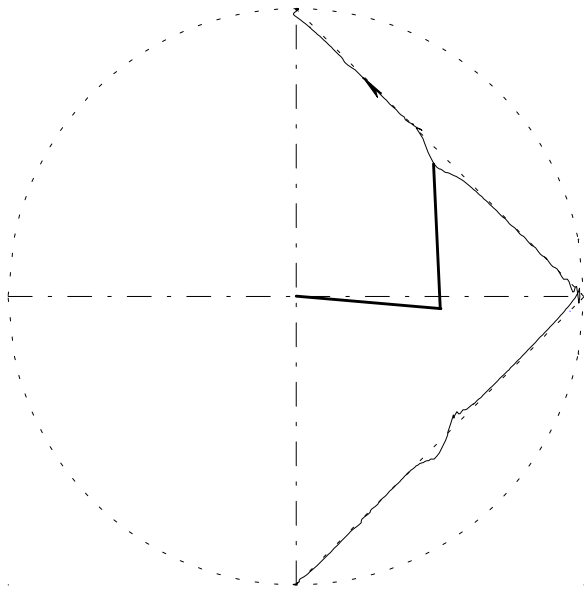


Figura 9. Trajetória da extremidade do manipulador ($\Delta t = 0,3$ s)

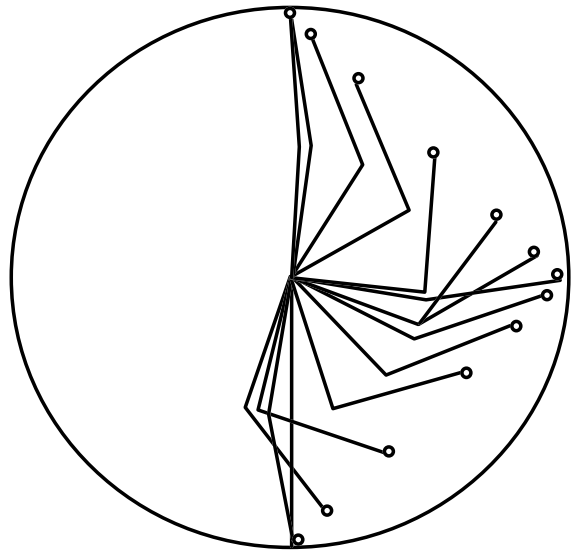


Figura 10. Instantâneos a cada 3 s

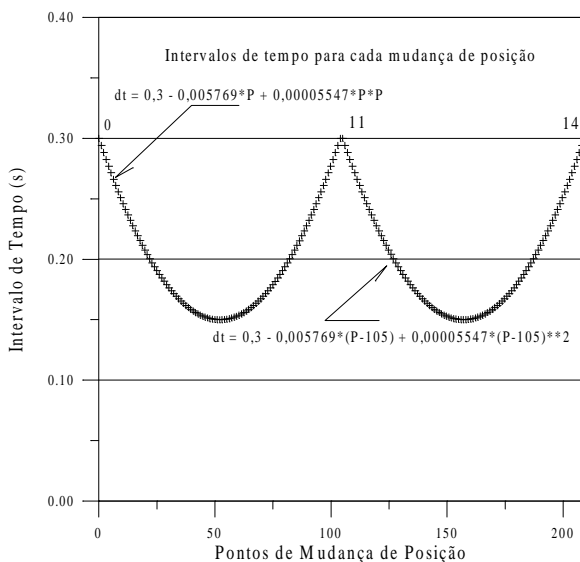


Figura 11. Funções para Δt variável

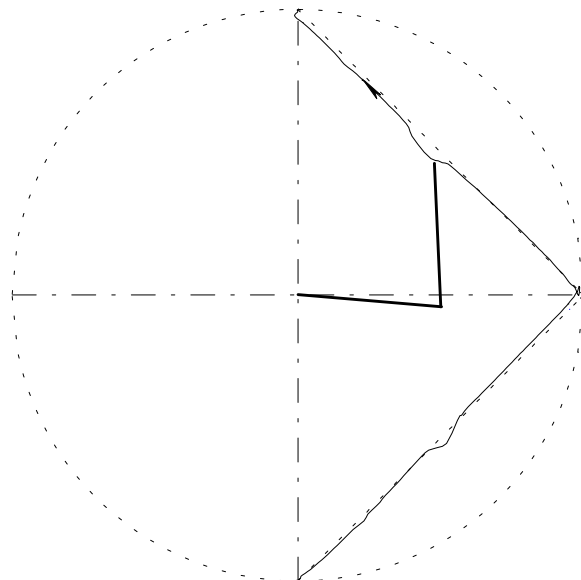


Figura 12. Trajetória com Δt variável

Observa-se que neste trabalho foi utilizada uma rede com um número menor de sinapses do que na rede apresentada em trabalhos anteriores, mantendo ainda uma precisão de posicionamento razoável exceto em algumas posições nas quais o manipulador forma ângulos retos.

5. CONCLUSÕES

Os testes demonstraram que o controlador de posição baseado nas redes MULSY tem capacidade para controle de trajetória desde que sejam gerados comandos de posição desejada em intervalos de tempo adequados. Os tempos de percurso foram relativamente grandes porém, os resultados do teste mostraram que pode haver uma otimização na geração de comandos, sugerindo a utilização de uma nova camada (em nível hierarquicamente superior) constituída por uma ou mais unidades, que sejam treinadas para gerar funções de trajetória e para

coordenar a mudança dos sinais de posição. O desempenho do processo de treinamento e a capacidade de generalização continuam sendo características de destaque desse novo conceito de redes neurais.

6. REFERÊNCIAS

- Baptista F., B.D., Cabral, E.L.L., 1999a, “Planar Two-Link Manipulator Control with Multiple-Synapse Neural Network Controller”, *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM'99)*, pp. 647-652, September 19-23, Atlanta, USA.
- Baptista F., B.D., Cabral, E.L.L., 1999b, “Controle de um Manipulador Bi-articulado com uma Rede Neural de Contatos Multi-Sinápticos”, *Anais do 4º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (4º SBAI)*, pp. 119-124, São Paulo, 08-10 de setembro de 1999.
- Baptista F., B.D., Cabral, E.L.L., Soares, A.J., 1998, “A New Approach to Artificial Neural Networks,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 9, No. 6, pp. 1167-1179.
- Baptista F., B.D., 1998, “*Redes Neurais para Controle de Sistemas de Reatores*,” São Paulo: Tese de Doutorado – USP/ IPEN-CNEN/SP.
- Kandel, E. R.; Schwartz, J. H.; Jessel, T.M. (Eds.), 1991, *Principles of Neural Science*. Prentice-Hall International Inc., Third Edition.