

CONTROLADOR HÍBRIDO APLICADO A UM ATUADOR HIDRÁULICO

José Antônio Riul

José Felício da Silva

José Homero Feitosa Cavalcanti

Universidade Federal da Paraíba, Centro de Tecnologia, Departamento de Tecnologia Mecânica, João Pessoa, Pb. E-mail:riul@ct.ufpb.br

Resumo

Este trabalho tem como objetivo a apresentação de um sistema de controle híbrido para o posicionamento de uma carga acionada por atuadores hidráulicos. A estratégia de controle proposta utiliza-se da dinâmica inversa da planta para numa primeira etapa efetuar-se o treinamento de uma rede neural multi-camadas. Na segunda etapa, o controle é realizado de forma híbrida; ou seja, por um controlador neural inverso direto conjuntamente com um proporcional. Resultados de simulação são mostrados para a avaliação do desempenho do sistema proposto.

Palavras-chave: Controle de sistemas hidráulicos, Atuadores hidráulicos, Redes neurais.

1. INTRODUÇÃO

O objetivo do presente trabalho é o projeto de um sistema de controle para posicionamento de uma carga acionada por atuadores hidráulicos. Estes atuadores são utilizados onde cargas elevadas devem ser manipuladas, uma vez que fornecem força em alta escala. Como a compressibilidade do fluido pode causar efeitos indesejáveis na resposta dinâmica de sistemas acionados por atuadores hidráulicos, estes não são usados em aplicações onde exige-se pequenos erros de posicionamento, como por exemplo em robôs manipuladores.

Neste trabalho propõe-se o uso de um controlador híbrido composto por um neural inverso direto e um proporcional, para o posicionamento proposto. O controlador é projetado em duas etapas. Na primeira, a dinâmica inversa da planta é treinada usando-se uma rede neural multi-camadas. Na segunda etapa, o controle do sistema é realizado de forma híbrida; ou seja, por um controlador neural inverso direto, juntamente com um proporcional. Neste modelo, o controlador neural tem seus pesos e parâmetros corrigidos em função do erro entre a saída desejada e a obtida para a carga e do ganho de um controlador proporcional. Para avaliação do desempenho do sistema de controle proposto, resultados de simulação são mostrados e comparados com os obtidos através de um controlador proporcional-derivativo.

2. MODELO DINÂMICO DO ATUADOR HIDRÁULICO

O atuador hidráulico a ser analisado é composto basicamente de uma válvula e de um cilindro hidráulico conforme mostrado na Fig. 1. A válvula é do tipo carretel de quatro vias e

centro crítico (Guenther e De Pieri,1997). Na Figura 1, P_s é a pressão de suprimento, P_d é a pressão de descarga, P_1 e P_2 são as pressões nas câmaras 1 e 2 do cilindro hidráulico, v_1 e v_2 são os volumes das câmaras 1 e 2 do cilindro hidráulico, Q_1 é a vazão da válvula para a câmara 1, Q_2 é a vazão da câmara 2 para o reservatório, M é a massa do sistema, c é o coeficiente de atrito viscoso, F_p é a força perturbadora, u é a posição do carretel da válvula e y é a posição da carga do sistema.

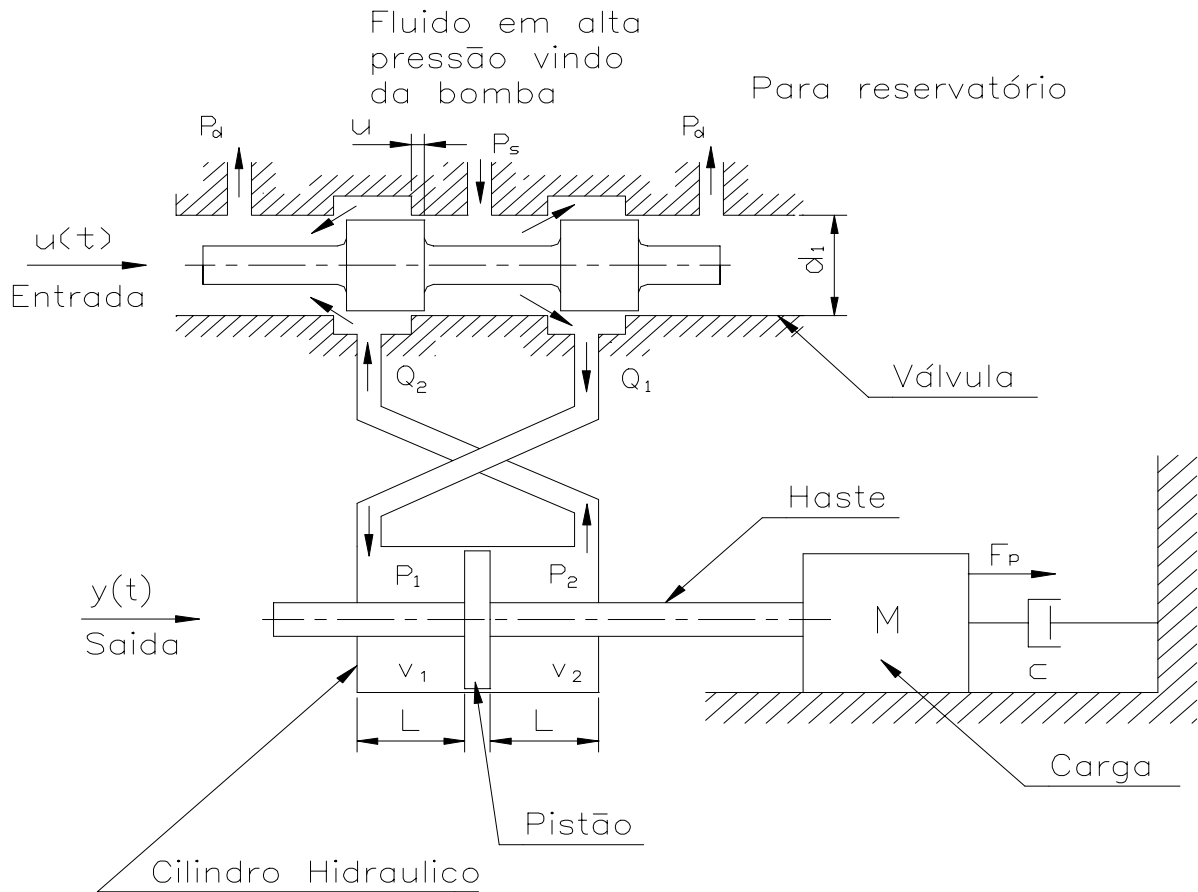


Figura 1 - Esquema do atuador hidráulico

Para obter-se o modelo dinâmico do atuador hidráulico, usa-se: a equação de vazão em orifícios, a equação da continuidade e o equilíbrio dinâmico da carga. O modelo resultante (Cunha et al., 1998) que relaciona a saída y e a entrada u é não-linear conforme Eq. (1) e Eq. (2).

$$M\ddot{y} + c\dot{y} - F_p = AP_L \quad (1)$$

$$\dot{P}_L = - \frac{\beta v}{\left(\frac{v}{2}\right)^2 - (Ay)^2} A\dot{y} + \frac{\beta v}{\left(\frac{v}{2}\right)^2 - (Ay)^2} K_1 \sqrt{P_s - \text{sign}(u)P_L} \cdot u \quad (2)$$

onde: A é a área da seção transversal do pistão hidráulico, $P_L = P_1 - P_2$ é a diferença de pressão nas câmaras 1 e 2 do cilindro, β é o módulo de elasticidade volumétrico do fluido,

$v = v_1 + v_2$ é o volume total do cilindro e K_1 é uma constante obtida em função da massa específica do fluido, do gradiente da área da válvula e do coeficiente de arraste.

O modelo dinâmico linear do atuador hidráulico é representado pela Eq. (3) e Eq. (4).

$$M\ddot{y} + c\dot{y} - F_p = AP_L \quad (3)$$

$$\frac{v}{4\beta K_q} \dot{P}_L + \frac{K_c}{K_q} P_L + \frac{A}{K_q} \dot{y} = u \quad (4)$$

onde: K_q é o ganho de vazão da válvula e K_c é o coeficiente de vazão-pressão da válvula

3. CONTROLADOR HÍBRIDO

A dinâmica do atuador hidráulico é descrita pela Eq. (1) e pela Eq. (2) na forma não-linear e pela Eq. (3) e Eq. (4) na forma linear. Uma rede neural multi-camadas (Haykin, 1994) pode ser utilizada para aprender o mapeamento entrada-saída definido pelas equações dinâmicas. Diversas estruturas de controladores neurais foram propostas por Miller III et al. (1995) e Cavalcanti (1994); entre essas, encontra-se o controlador neural inverso direto, que é projetado em duas fases. A primeira que é a de treinamento, usa uma rede neural denominada de rede neural inversa, para aprender o mapeamento da dinâmica inversa da planta, como mostrado na figura 2. Neste trabalho usa-se o modelo linear do atuador para o treinamento da rede.

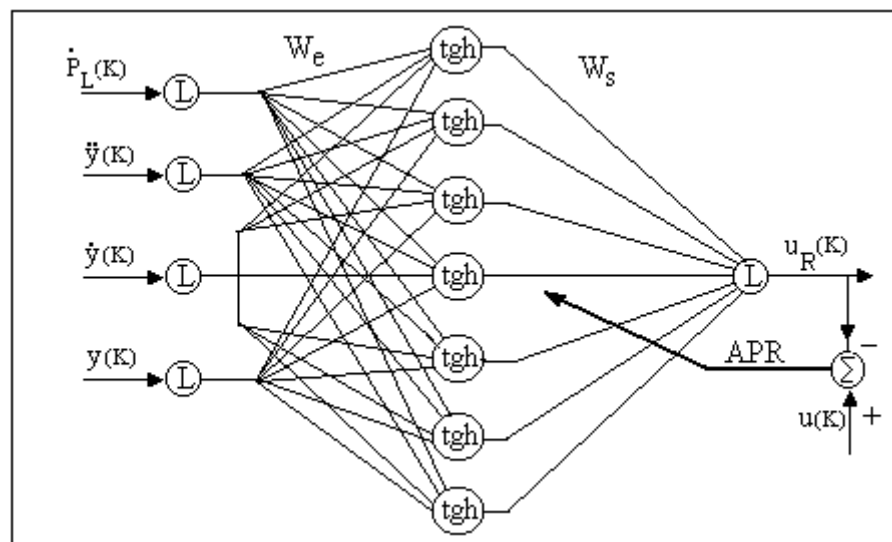


Figura 2 - Rede neural inversa

Nesta fase que é realizada “off line”, os pesos de entrada W_e e de saída W_s e os demais parâmetros da rede neural inversa são treinados utilizando-se o algoritmo de propagação retroativa (APR), para obtenção do sinal de controle u_R com a minimização do índice de desempenho dado pela Eq. (5). Como mostrado na Fig. 2, a rede neural inversa utilizada para treinamento, possui quatro neurônios na camada de entrada, sete na camada oculta e um na camada de saída. Os neurônios da camada oculta são ativados pela função tangente hiperbólica, os da camada de entrada e o da camada de saída pela função linear.

$$I_w(K+1) = \frac{1}{2} e^2(K+1) = \frac{1}{2} [u(K+1) - u_R(K+1)]^2 \quad (5)$$

onde: I_w é o índice de desempenho, u é o sinal desejado ou alvo da rede e u_R é o sinal de saída da rede.

A fase de controle conforme Fig. 3., que é realizada “on line”, é híbrida, e usa os parâmetros da rede inversa treinados “off line”, juntamente com um controlador proporcional. A variável de controle do sistema é dada pela Eq. (6).

Nesta fase, ocorre a minimização do índice de desempenho através da Eq. (7) e os parâmetros da rede são corrigidos conforme Eq. (8) em função do erro de posicionamento da carga e do ganho do controlador proporcional conforme Eq. (9) e Eq. (10). O modelo híbrido é proposto com o objetivo de ter-se um sistema de controle mais robusto com relação a rejeição de distúrbio externo que o neurocontrolador inverso direto (Riul, 1999).

$$u_T(K+1) = u_R(K+1) + u_C(K+1) \quad (6)$$

$$I_w(K+1) = \frac{1}{2} [u_R(K+1) - u_R(K)]^2 \quad (7)$$

$$u_R(K+1) = u_R(K) + G(\text{Error}(K)) \quad (8)$$

$$u_C(K+1) = G(\text{Error}(K)) \quad (9)$$

$$\text{Error}(K) = y_r(K) - y(K) \quad (10)$$

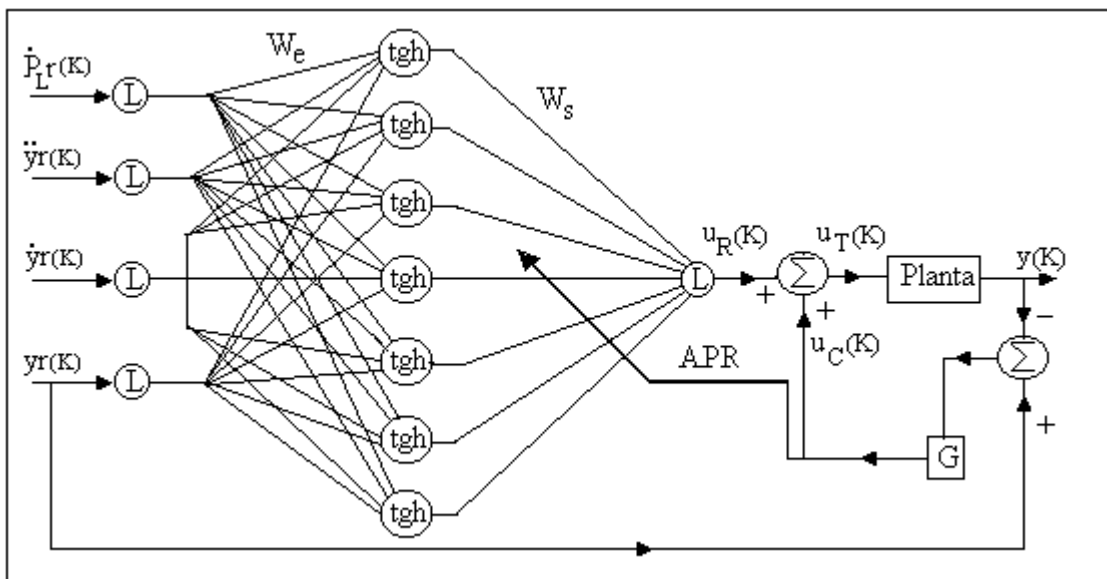


Figura 3 – Controlador híbrido e planta

4. SIMULAÇÃO E RESULTADOS

Para a fase de treinamento da rede neural inversa utilizou-se como sinal de entrada, a variação de pressão, a aceleração, a velocidade e o deslocamento da carga, obtidos pela solução das equações dinâmicas do sistema (modelo linear) usando-se como entrada na planta uma onda quadrada de amplitude e frequência variável. O alvo ou saída desejada da rede é a onda quadrada acima referida. O treinamento efetuado foi concluído após 10000 épocas, resultando em um índice de desempenho mínimo de $7,0 \times 10^{-7} \text{ m}^2$. Os parâmetros utilizados para planta foram: $M = 128,7 \text{ kg}$, $c = 162,73 \text{ Ns/m}$, $A = 1,075 \times 10^{-3} \text{ m}^2$, $v = 0,874 \times 10^{-3} \text{ m}^3$, $\beta = 14,0 \times 10^8 \text{ N/m}^2$, $K_c = 2,5 \times 10^{-12} \text{ m}^5/\text{Ns}$ e $K_q = 0,73 \text{ m}^2/\text{s}$. Na fase “on line”, utilizou-se como sinais de referência o polinômio de grau 3, $y_r(t) = 0,3t^2 - 0,2t^3$ para $0,0 \leq t < 1,0 \text{ s}$ e $y_r(t) = 0,1 \text{ m}$ para $t \geq 1,0 \text{ s}$ e a função senoidal $y_r(t) = 0,1 \sin(0,5\pi t)$. O controlador híbrido (CH): rede neural inversa e proporcional foi testado no modelo não-linear do atuador usando-se como ganho do proporcional o valor $K_p = 1 \times 10^{-2}$ (Ogata, 1982) determinado a partir do valor correspondente ao limite de estabilidade calculado com base no modelo linear do sistema.

A Figura 4 mostra a resposta do sistema (modelo não-linear) à referência polinomial, sem atuação de força perturbadora, usando-se o controlador híbrido (CH) e um controlador proporcional-derivativo (CPD) com ganhos $K_p = 1,2 \times 10^{-2}$ e $K_d = 4,81 \times 10^{-5}$ (Ogata, 1982) determinados a partir do limite de estabilidade calculado com base no modelo linear do sistema.

A Figura 5 mostra a resposta do sistema (modelo não-linear) à referência polinomial, com atuação de uma força perturbadora de módulo $F_p = 3000 \text{ N}$, sentido oposto ao deslocamento do pistão e duração de 5s, usando-se os mesmos controladores da figura 4.

A Figura 6 mostra a resposta do sistema (modelo não-linear) à referência senoidal, sem atuação de força perturbadora, também com o controlador híbrido (CH) e o proporcional-derivativo (CPD).

A Figura 7 mostra a resposta do sistema (modelo não-linear) à referência senoidal, com atuação da mesma força perturbadora usada na figura 5, e com os mesmos controladores da figura 4.

Observa-se pela figura 4 um erro da ordem de centímetros quando o controlador proporcional-derivativo é utilizado, e da ordem de décimo de milímetros com o uso do controlador híbrido. Na figura 5, com a existência da força perturbadora, nota-se um aumento no erro para os dois controladores, e o erro obtido com o híbrido é da ordem de 50% menor que o do proporcional-derivativo. Analisando o resultado mostrado na figuras 6, que trata de seguimento do sinal de referência senoidal, verifica-se que a resposta do sistema apresenta um atraso de tempo com o controlador proporcional-derivativo, que gera um erro da ordem de centímetros, enquanto que com o híbrido, praticamente não existe atraso, sendo o erro da ordem décimo de milímetros. Com a atuação da força perturbadora, através da figura 7, verifica-se que os resultados são similares aos apresentados para a figura 5.

Um controlador neural inverso direto projetado para este sistema (Riul, 1999), apresentou resultados similares ao controlador híbrido, quando não havia força perturbadora, porém com sua atuação, análise posterior mostrou um aumento no erro muito superior ao de um controlador proporcional-derivativo. Portanto, o controlador híbrido dá uma melhor performance ao sistema, para as situações analisadas.

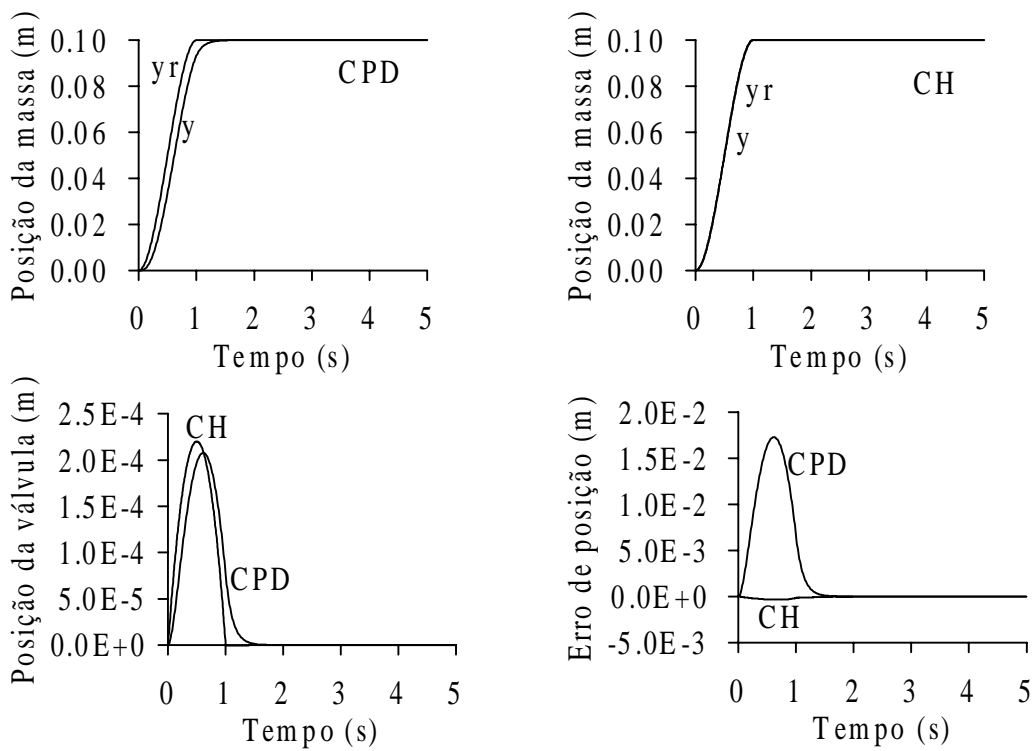


Figura 4 – Resposta à referência polinomial do sistema (modelo não-linear), sem força perturbadora e com controladores híbrido (CH) e proporcional-derivativo (CPD)

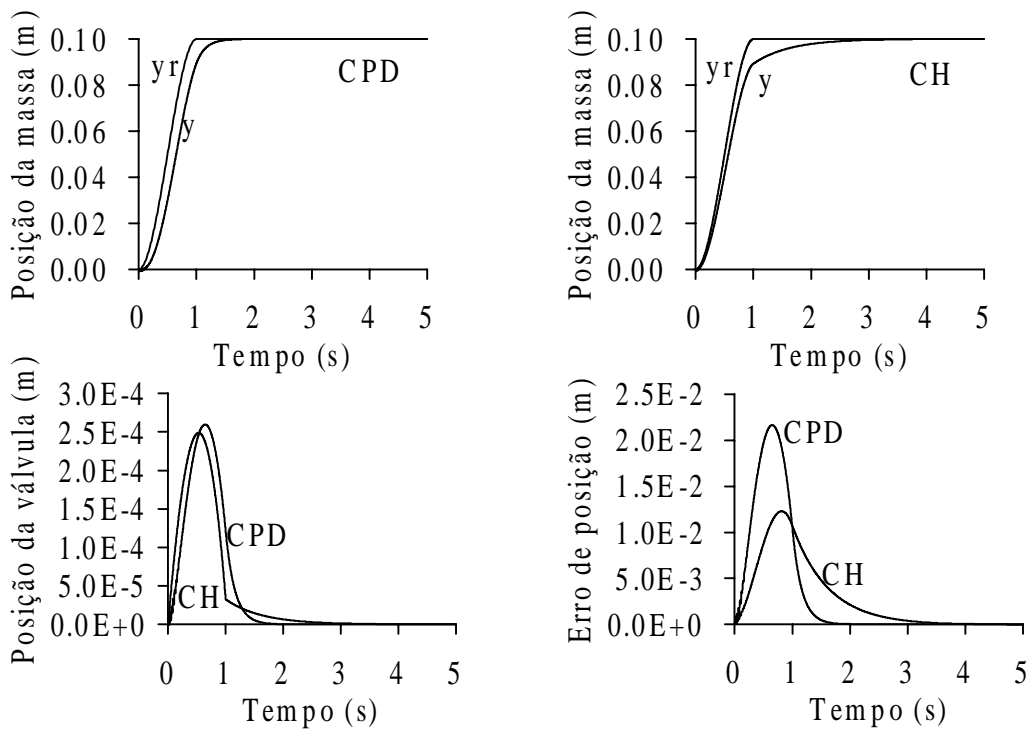


Figura 5 – Resposta à referência polinomial do sistema (modelo não-linear), com força perturbadora e com controladores híbrido (CH) e proporcional-derivativo (CPD)

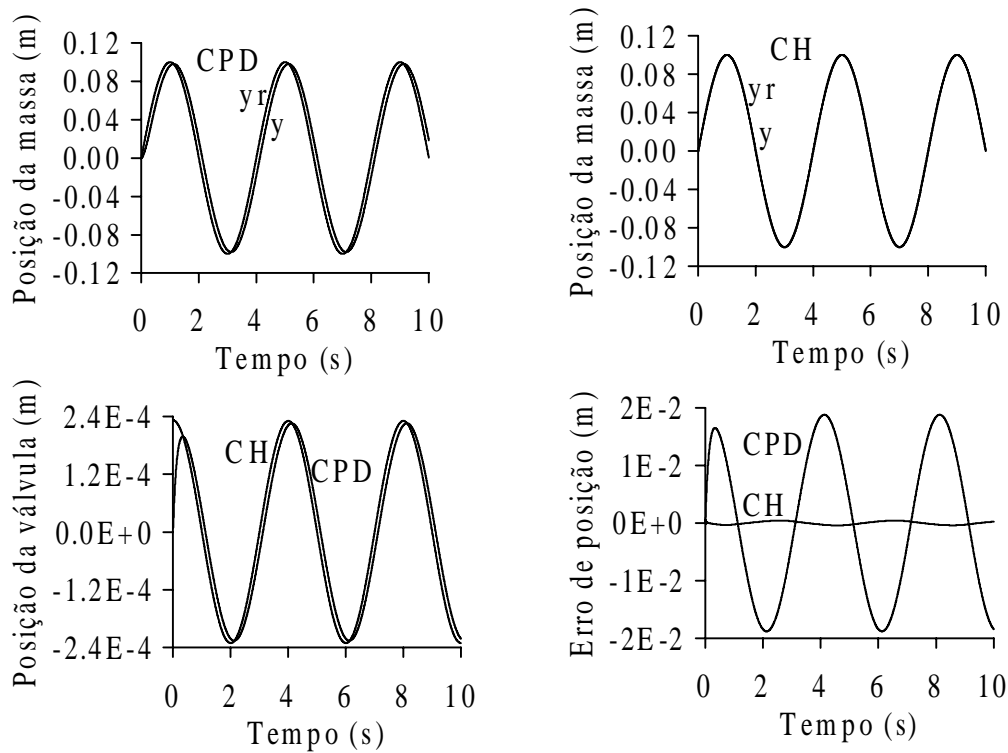


Figura 6 – Resposta à referência senoidal do sistema (modelo não-linear), sem força perturbadora e com controladores híbrido (CH) e proporcional-derivativo (CPD)

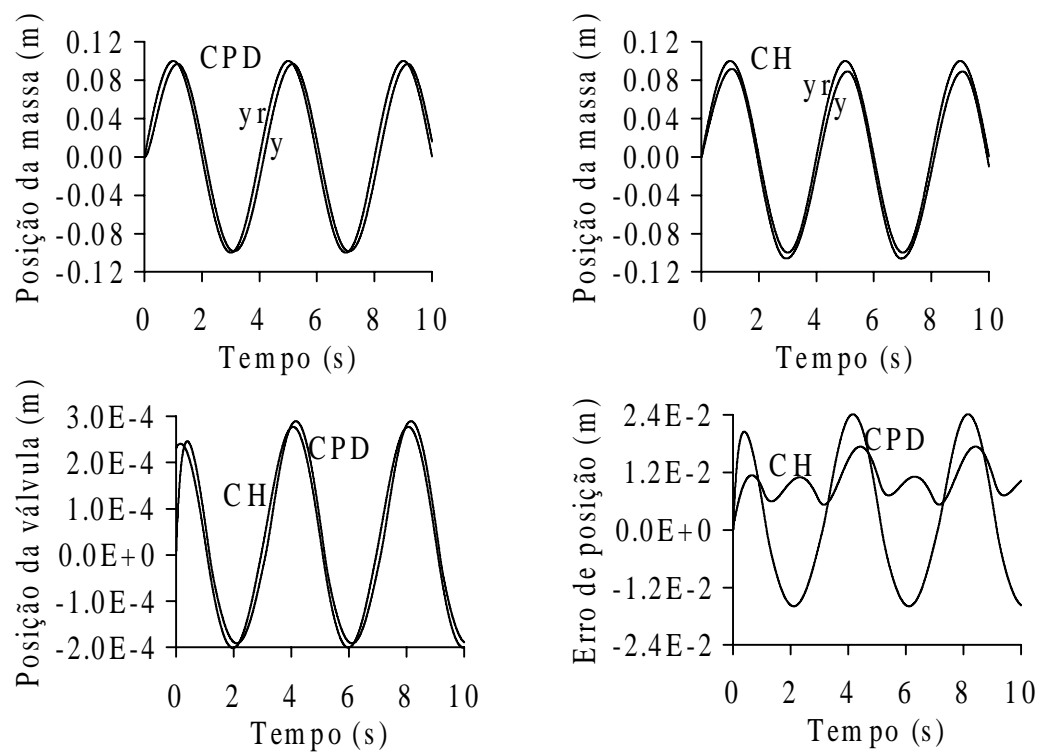


Figura 7 – Resposta à referência senoidal do sistema (modelo não-linear), com força perturbadora e com controladores híbrido (CH) e proporcional-derivativo (CPD)

5. CONCLUSÃO

Neste trabalho projetou-se um controlador híbrido para posicionamento de uma carga acionada por um atuador hidráulico. O projeto foi realizado em duas etapas; a primeira, para treinamento de uma rede neural multi-camadas e a segunda, que é a de operação, através dos controladores neural inverso direto e proporcional. Neste modelo, o controlador neural inverso direto teve seus pesos corrigidos através do erro de saída e do ganho do controlador proporcional. Em seguida, foram realizadas simulações usando-se um controlador proporcional-derivativo e o híbrido para dois sinais de referência. Através dos resultados obtidos observa-se que o controlador híbrido apresenta desempenho superior ao do proporcional-derivativo, estando ou não o sistema submetido a perturbação. Por outro lado, o híbrido também tem desempenho superior ao neural inverso direto, por ser de malha fechada. Pesquisas futuras serão desenvolvidas com o intuito de implementar novas técnicas de controle usando redes neurais, para o posicionamento de sistemas acionados por atuadores hidráulicos.

REFERÊNCIAS

- Cavalcanti, J. H. F., 1994, “Controladores neuronais adaptativos”, Tese de doutorado, Universidade Federal da Paraíba, Campina Grande, Paraíba, Brasil.
- Cunha, M. A. B., Guenther, R., De Pieri, E. R., 1998, “Controlador em cascata com adaptação de parâmetros aplicado a um atuador hidráulico”, Proceedings of XII Brazilian Automatic Conference - XII CBA, September 14-18, Uberlândia, MG, Brazil, vol. 1, pp. 211-216.
- Guenther, R., De Pieri, E. R., 1997, “Cascade Control of Hydraulic Actuators”, RBCM – Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences, vol. XIX, n. 2, pp. 108-120.
- Haykin, S., 1994, “Neural Networks - A Comprehensive Foundation”, Macmillan, New York.
- Miller III, W. T., Sutton, R. S., Werbos, P. J., 1995, “Neural Networks for Control”, The MIT Press, London.
- Ogata, K., 1982, “Engenharia de Controle Moderno”, Editora Prentice/Hall do Brasil Ltda, Rio de Janeiro - RJ.
- Riul, J. A., Cavalcanti, J. H. F., SILVA, J. F., 1999, “Neurocontrolador Inverso Direto aplicado a um Atuador Hidráulico”, Anais do XV Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, Águas de Lindóia, S.P.