

# UM CONTROLADOR NEURAL TIPO PI-I<sup>2</sup> ESTENDIDO PARA ISOLAMENTO DE VIBRAÇÕES

**Fábio Meneghetti Ugulino de Araújo<sup>1</sup>**

**Clivaldo Silva de Araújo<sup>2</sup>**

**Seyyed Said Dana<sup>2</sup>**

**Takashi Yoneyama<sup>1</sup>**

Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 12228-900, São José dos Campos – SP,

e-mail: meneghet@ele.ita.cta.br takashi@ele.ita.cta.br

Universidade Federal da Paraíba, 58.059-900 João Pessoa – PB,

e-mail: clivaldo@ct.ufpb.br

## Resumo

Neste trabalho é proposto um controlador neural para isolar vibrações de base, através de sua implementação num sistema eletromecânico baseado no princípio de alavanca. A rede neural é inicialmente treinada para realizar o modo de controle PI-I<sup>2</sup>, à partir de um controle clássico inicialmente implementado. O novo controlador possibilita a utilização de mecanismos de adaptação para melhoria incremental do desempenho baseado, por exemplo, em técnicas de punição e recompensa. Por fim, é feita uma análise comparativa entre resultados obtidos com o emprego do controlador neural e aqueles correspondentes ao controlador clássico, avaliando-se através de simulação computacional o desempenho do sistema para uma classe representativa de entradas exógenas.

**palavras-chaves:** Rede Neural, Controlador, Vibração, Sistema Eletromecânico.

## 1. INTRODUÇÃO

Propõe-se aqui um controlador neural para isolamento de vibrações mecânicas de base através de um sistema eletromecânico, visto que os sistemas avançados de controle automático, cada vez mais viabilizados pela grande capacidade e versatilidade dos modernos computadores, quando combinados com as recentes conquistas na área de técnicas de inteligência artificial, possibilitam o desenvolvimento de métodos para isolamento e controle de vibrações mecânicas com capacidade de adaptação a situações variadas de operação e que apresentem desempenhos adequados na presença de significativas incertezas, satisfazendo assim os objetivos deste trabalho.

Independente do sistema em questão, muitos são os problemas causados por vibrações. Estas, são normalmente transmitidas através de uma fundação comum, desde um sistema fonte até um sistema afetado, que acaba por sofrer perturbações em seu funcionamento nominal. Sendo assim, evidencia-se a necessidade de propiciar um isolamento entre tais sistemas. Não sendo normalmente possível evitar que o sistema fonte gere vibrações e, em alguns casos, sequer conhecendo tais fontes, a solução está em controlar a transmissão de tais vibrações até o sistema que esteja sendo afetado.

Redes neurais artificiais (RNA) vêm sendo vastamente usadas nos últimos anos, desde a engenharia de petróleo (Zhou e Xi-Ling, 1993) até as ciências biomédicas (Gambhir et al., 1998), tanto para identificação quanto para controle de sistemas de variados tipos, explorando-se a sua capacidade de aproximação universal (representação), de generalização e de aprendizado. Neste trabalho enfoca-se uma aplicação específica: controle de sistemas eletromecânicos para isolamento de vibrações (Narendra, 1990, Cetinkunt e Hsin-Tan, 1994 e Atalla e Inman, 1998).

Araújo et al. (1999) propuseram um sistema eletromecânico utilizando um controlador clássico do tipo  $PI-I^2$  para isolar a transmissão de vibrações mecânicas de baixa frequência. Dentro da proposta de que a RNA inicialmente realizaria o modo  $PI-I^2$ , e baseando-se no controlador proposto por Araújo et al. (1999), utilizou-se um processo de casamento (matching) para treinamento da rede neural.

## 2. SISTEMA ELETROMECAÂNICO PARA ISOLAMENTO DE VIBRAÇÕES

O sistema proposto por Araújo et al. (1999), representado na Fig.1, consiste de uma barra de comprimento  $l$ , com massa  $m_B$  concentrada no centro geométrico e momento de inércia angular dado por  $J_B$ . Esta barra desempenha o papel de uma alavanca bi-apoiada em pontos representados por  $A$  e  $B$ , onde  $A$  se localiza numa das extremidades da barra e  $B$  coincide com o centro de gravidade da mesma. Os apoios são sistemas dotados de rigidez e amortecimento dados por:  $k_A, k_B, c_A$  e  $c_B$ . O que pretende-se, é obter um nó na extremidade  $C$  da alavanca, e com isso, isolar com relação as vibrações de base, um sistema qualquer de massa  $m_I$ , colocado neste ponto. Existe ainda, na extremidade  $A$ , uma massa  $m_A$ , denominada por massa absorvedora, que tem a finalidade de fazer o contrabalanço com a massa  $m_I$ , propiciando, juntamente com a configuração dos apoios, o nó desejado na extremidade  $C$  da barra.

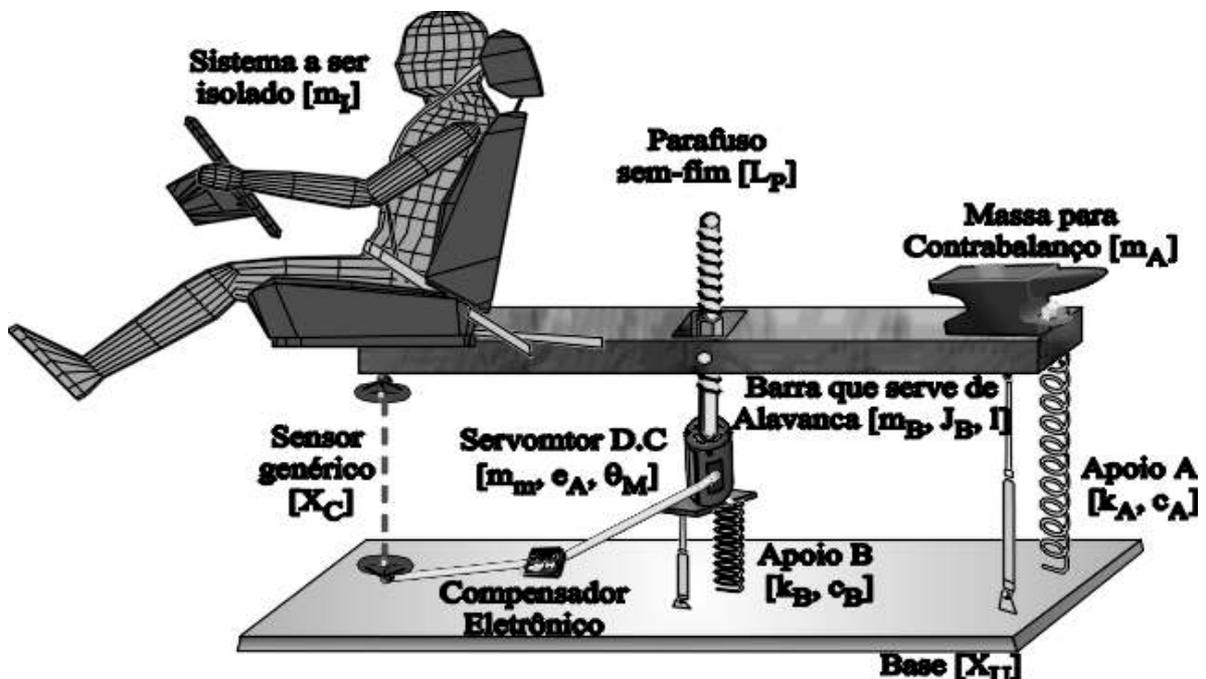


Figura 1. Sistema Proposto.

A posição vertical do ponto  $B$ , relativa ao motor que compõe o sistema de controle, será variada pelo atuador em função da vibração medida, variando-a de forma a obter uma configuração que propicie o isolamento da massa  $m_I$  com relação a vibração da base, isto é, de

maneira que o sistema ao qual se deseja isolar tenha deslocamentos dentro de uma faixa admissível, ou mesmo deslocamentos desprezíveis. Para o controle de posição utiliza-se um servomotor DC, com um parafuso sem-fim acoplado ao seu eixo, funcionando como atuador, cujo passo da hélice é dado por  $L_P$ . As vibrações na massa  $m_I$  são medidas por um sensor que converte os deslocamentos do sistema a ser isolado em tensões que alimentam o servomotor, completando assim o sistema de controle por realimentação.

Finalmente, para o projeto do sistema de controle, foi acrescentado um compensador que atua sobre o sinal que alimenta o servomotor D.C. Com isso, buscou-se melhorar ainda mais a eficiência do controle. Note que o compensador atua sobre um sinal elétrico e desta forma, o compensador introduzido no sistema físico poderá ser um controlador eletrônico simples, ou mesmo digital, baseado em computador.

O modelo matemático pode ser obtido escrevendo as expressões que relacionam as forças na direção vertical e os momentos com relação ao centro da barra. . Na forma linearizada, o modelo é descrito por:

$$[\mathbf{M}]\ddot{\mathbf{X}} + [\mathbf{C}]\dot{\mathbf{X}} + [\mathbf{K}]\mathbf{X} = [\mathbf{F}]\mathbf{u} \quad (1)$$

onde:

$$[\mathbf{M}] = \begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & J \end{bmatrix}; \quad [\mathbf{C}] = \begin{bmatrix} (c_A + c_B) & \frac{l}{2}c_A \\ \frac{l}{2}c_A & \left(\frac{l}{2}\right)^2 c_A \end{bmatrix}; \quad [\mathbf{K}] = \begin{bmatrix} (k_A + k_B) & \frac{l}{2}k_A \\ \frac{l}{2}k_A & \left(\frac{l}{2}\right)^2 k_A \end{bmatrix};$$

$$[\mathbf{F}] = \begin{bmatrix} (c_A + c_B) & (k_A + k_B) & -m & -c_A & -k_A \\ \frac{l}{2}c_A & \frac{l}{2}k_A & 0 & -\frac{l}{2}c_A & -\frac{l}{2}k_A \end{bmatrix}; \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} x \\ \theta \end{bmatrix}; \quad \text{e} \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} \dot{x}_u \\ x_u \\ \ddot{x}_p \\ \dot{x}_p \\ x_p \end{bmatrix}$$

São consideradas como entradas o sinal  $x_u$ , que representa os distúrbios sofridos pelas base e  $x_p$  que representa o deslocamento imposto pelo sistema de controle através do parafuso semfim. Os deslocamentos nos pontos de interesse do sistema escritos em função do deslocamento do centro da barra ( $x$ ) e do ângulo de rotação desta ( $\theta$ ), conforme se segue:

$$x_A = x + x_p + \frac{l}{2}\theta; \quad x_B = x; \quad x_C = x + x_p - \frac{l}{2}\theta; \quad \text{e} \quad x_G = x + x_p$$

Os valores utilizados nas variáveis anteriormente descritas são apresentados em Araújo (1998). Aplicando a Transformada de Laplace obtém-se a matriz de função de transferência (MFT), que descreve o sistema no domínio da frequência, através da relação entre as entradas e a saída deste. Tem-se então, que o sistema de alavanca cujas entradas são  $X_u(s)$  e  $X_p(s)$ , e a saída é  $X_C(s)$ , pode ser representado por:

$$X_C(s) = G_T(s) \begin{Bmatrix} X_u(s) \\ X_p(s) \end{Bmatrix} \quad (2)$$

onde:

$$G_T(s) = [G_d(s) \quad G_r(s)] \quad (3)$$

sendo:

$$G_d(s) = \frac{\beta_{11}s^3 + \beta_{12}s^2 + \beta_{13}s + \beta_{14}}{s^4 + \alpha_1s^3 + \alpha_2s^2 + \alpha_3s + \alpha_4} \quad (4)$$

$$G_r(s) = \frac{\hat{\beta}_{20}s^4 + \hat{\beta}_{21}s^3 + \hat{\beta}_{22}s^2 + \hat{\beta}_{23}s + \hat{\beta}_{24}}{s^4 + \alpha_1s^3 + \alpha_2s^2 + \alpha_3s + \alpha_4} \quad (5)$$

onde, os fatores  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\hat{\beta}$ , constantes apresentadas por Araújo (1998), cujos valores são:

$$\begin{aligned} \alpha_1 = 9,7375; \quad \alpha_2 = 150,9363; \quad \alpha_3 = 281,2390; \quad \alpha_4 = 2,3437 \times 10^3; \quad \beta_{11} = 7,8625; \\ \beta_{12} = 104,0631; \quad \beta_{13} = 281,2390; \quad \beta_{14} = 2,3437 \times 10^3; \quad \hat{\beta}_{20} = 2,0000; \quad \hat{\beta}_{21} = 11,4749; \\ \hat{\beta}_{22} = 186,8732; \quad \hat{\beta}_{23} = 0,0000; \quad \text{e} \quad \hat{\beta}_{24} = 0,0000 \end{aligned}$$

Como não levou-se em conta um modelo prático de sensor, considerou-se apenas que há uma conversão de um sinal mecânico, a saber, o deslocamento da extremidade  $C$  da barra, em um sinal elétrico, supondo ainda que esta conversão é proporcional e de ganho unitário, de forma a termos em nosso sistema um ramo de realimentação unitário.

O motor DC, funcionando como servo motor de ímã permanente controlado por armadura, cuja função de transferência é dada por:

$$G_M(s) = \frac{\Theta_M(s)}{E_a(s)} = \frac{\beta_m}{s^3 + \alpha_{m1}s^2 + \alpha_{m2}s} \quad (6)$$

onde, os fatores  $\alpha_m$  e o  $\beta_m$ , são também, constantes apresentadas por Araújo, 1998, e seus valores são:

$$\alpha_{m1} = 9,7375; \quad \alpha_{m2} = 150,9363; \quad \text{e} \quad \beta_m = 281,2390$$

O parafuso sem-fim converte o deslocamento angular  $\theta_M$  do motor em deslocamento longitudinal. Esta relação proporcional, dada pelo passo  $L_p$  da hélice do parafuso, pode ser representada simplesmente por um ganho.

$$L_p = 0,01$$

Por fim, completando o sistema, o compensador utilizado para o seu controle, conforme já mencionado, é um controlador clássico do tipo PI-I<sup>2</sup> descrito por:

$$G_C(s) = k_C \left( 1 + \frac{1}{\tau_i s} + \frac{1}{\tau_{i2} s^2} \right) \quad (7)$$

onde:

$$k_C = 150; \quad \tau_i = 2; \quad \text{e} \quad \tau_{i2} = 0,75.$$

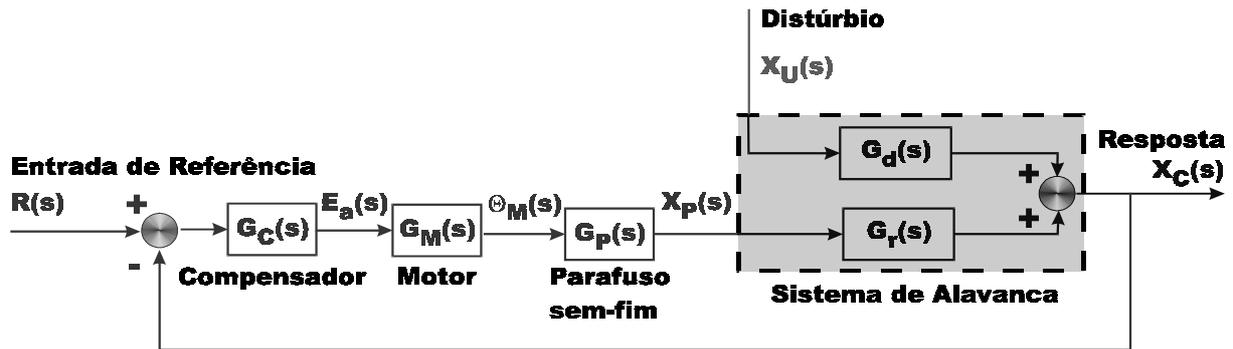


Figura 2. Diagrama de Blocos do Sistema.

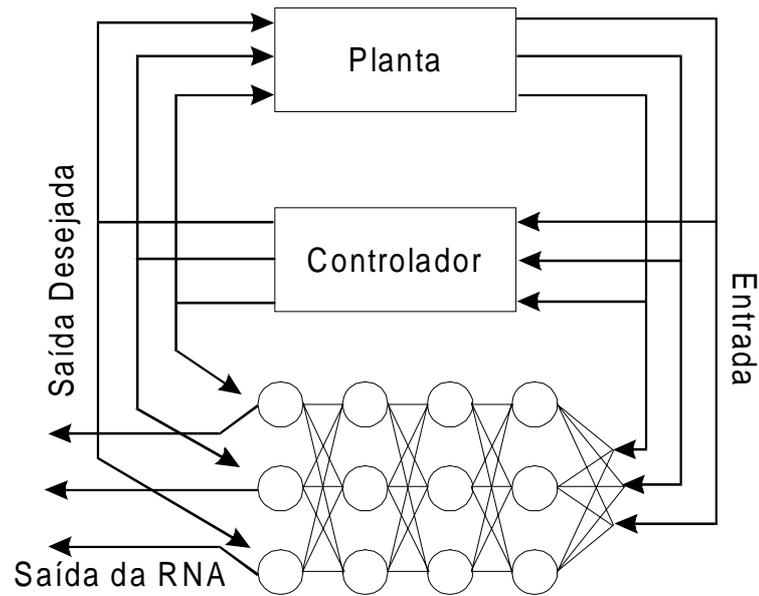
Sendo que para obter uma implementação neural do controlador acima apresentado foi preciso fazer com que sua função de transferência seja estritamente própria. Para tanto, substitui-se o termo proporcional;  $k_c$  por  $k_c/(s+a)$ , com o valor de  $a$  suficientemente grande quando comparado com as demais constantes de tempo do sistema. Feito isso, obtém-se o controlador a ser realizado pela RNA.

$$G_{CD}(s) = \frac{\beta_{k0}s^2 + \beta_{k1}s + \beta_{k2}}{s^3 + as^2} \quad (8)$$

### 3. PROJETO E REALIZAÇÃO DO CONTROLADOR NEURAL

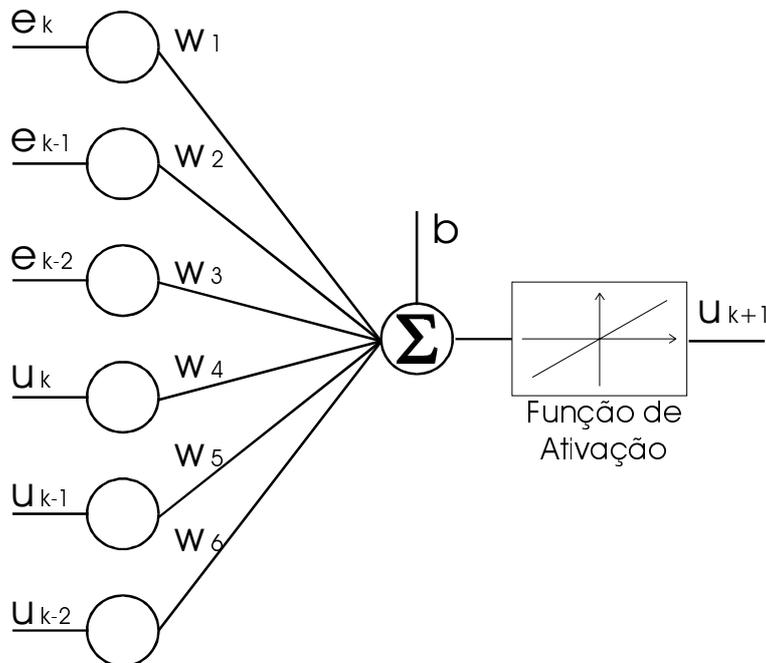
Realizar uma RNA consiste em projetar e treinar uma certa topologia de neurônios artificiais, a partir de um dado conjunto de informações, para desempenhar uma atividade previamente estabelecida. Três fatores se destacam nesta etapa da pesquisa; O primeiro diz respeito a topologia ideal a ser utilizada, isto é, como deve ser a estrutura organizacional dos neurônios que irão compor a RNA, deve-se definir o número de neurônios nas camadas de entrada e saída da rede, se haverá camadas escondidas, e caso hajam, quantos neurônios elas irão conter e como estes neurônios estarão ligados aqueles contidos em outras camadas. O segundo se refere ao tipo de neurônio, isto é, que função de ativação será usada. E finalmente, o conjunto de dados para o treinamento da RNA, é importante fornecer a rede dados precisos e suficientes, através dos quais ela possa obter informações sobre atividade a ser por ela desenvolvida. Estes fatores estão interrelacionadas e devem ser analisadas conjuntamente, o grau de dificuldade para se encontrar uma configuração ideal destes fatores se relaciona, entre outros, com a complexidade e o conhecimento prévio de pelo menos algumas das características da missão da RNA, isto é, da atividade que ela deverá desempenhar.

Dentro da proposta apresentada neste trabalho, de realizar um modo PI-1<sup>2</sup> à partir de um controlador clássico preexistente, a missão da RNA é bem conhecida de forma que valiosas informações podem ser extraídas da estrutura já existente (figura 2). O projeto do controlador neural consiste em copiar as características do sistema existente, ou seja, do controlador clássico, que é linear, logo os neurônios da rede também podem ser lineares, dispensando assim a utilização de camadas intermediárias. Na camada de entrada utilizou-se  $2.n$  neurônios (onde  $n$  é o grau do sistema a ser copiado). Para camada de saída, um único neurônio foi utilizado, visto que o sistema a ser copiado tem uma única saída. Para o treinamento são usados pares de dados entrada/saída do controlador clássico ao longo do tempo conforme ilustrado na figura 3.



**Figura 3.** Esquema para casamento de uma RNA com um controlador clássico já projetado.

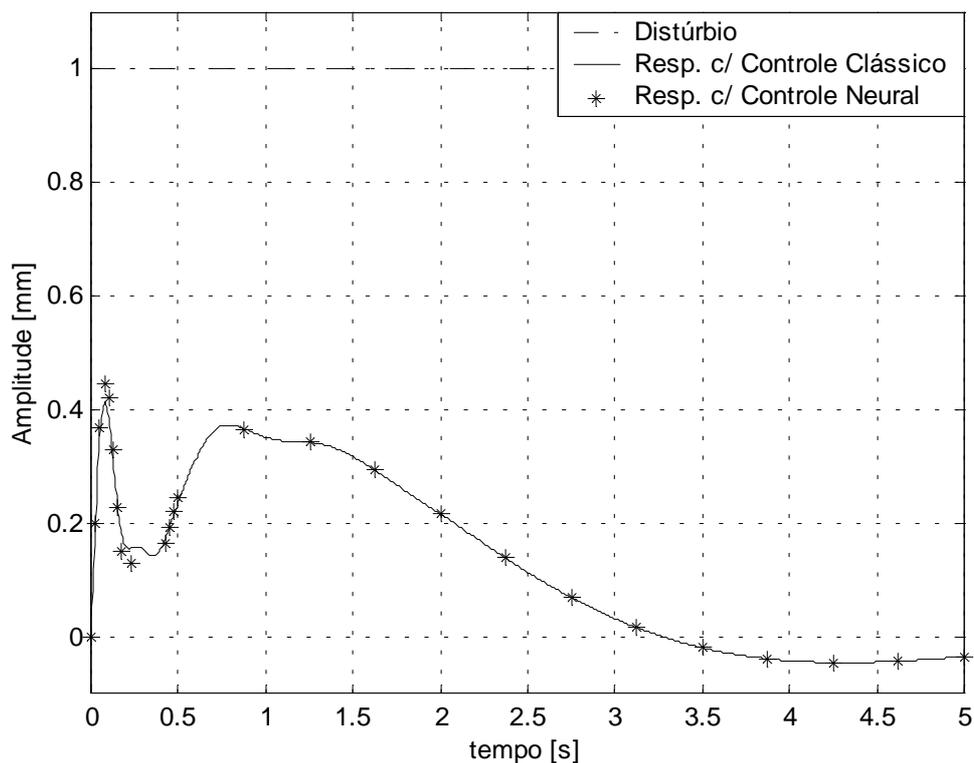
Este método tem como vantagens, além facilidade de obtenção de informações, uma vez que se parte de um sistema preexistente, a capacidade de adaptação que o controlador neural passa a ter, podendo formar novas regras de controle mais efetivas que as inicialmente copiadas (Widrow & Smith, 1964), além disso, o sistema copiado pode não ser prático ou funcional, como por exemplo um operador humano (Miller et al., 1995). No caso em estudo, a característica adaptativa do controlador neural é fator fundamental para continuidade do trabalho, pois através de técnicas como por exemplo punição e recompensa, é possível alterar determinadas características da RNA de forma a obter uma nova resposta mais adequada a novas condições de operação ou novas especificações de desempenho.



**Figura 4.** Estrutura da RNA usada como controlador.

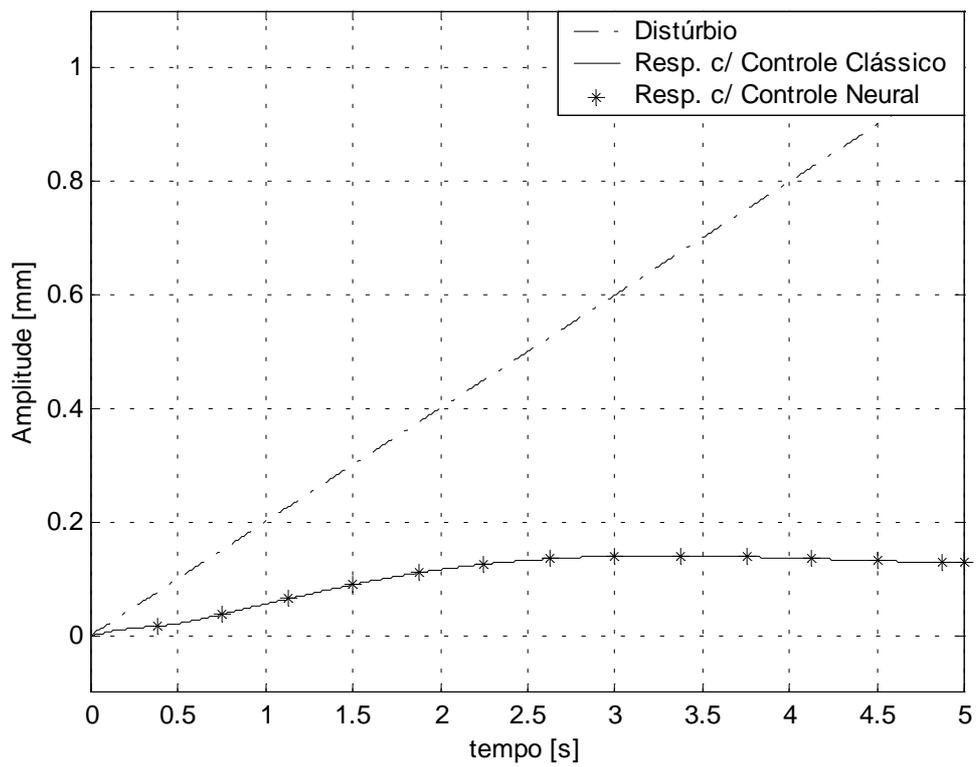
#### 4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

À luz do conhecimento prévio do controlador a ser copiado pôde-se partir desde o início com uma estrutura bem definida para RNA (figura 4), mas ao contrário do que se esperava o treinamento não transcorreu muito facilmente, a convergência foi lenta e muitas vezes acabou por tender para pontos de atração locais. A rede também apresentou grande sensibilidade a alterações nos pesos, o que indica a necessidade de uma análise mais detalhada da sensibilidade paramétrica e possivelmente a implementação de um método para sintonia fina dos pesos da RNA, entretanto tais estudos transcendem os objetivos deste trabalho.

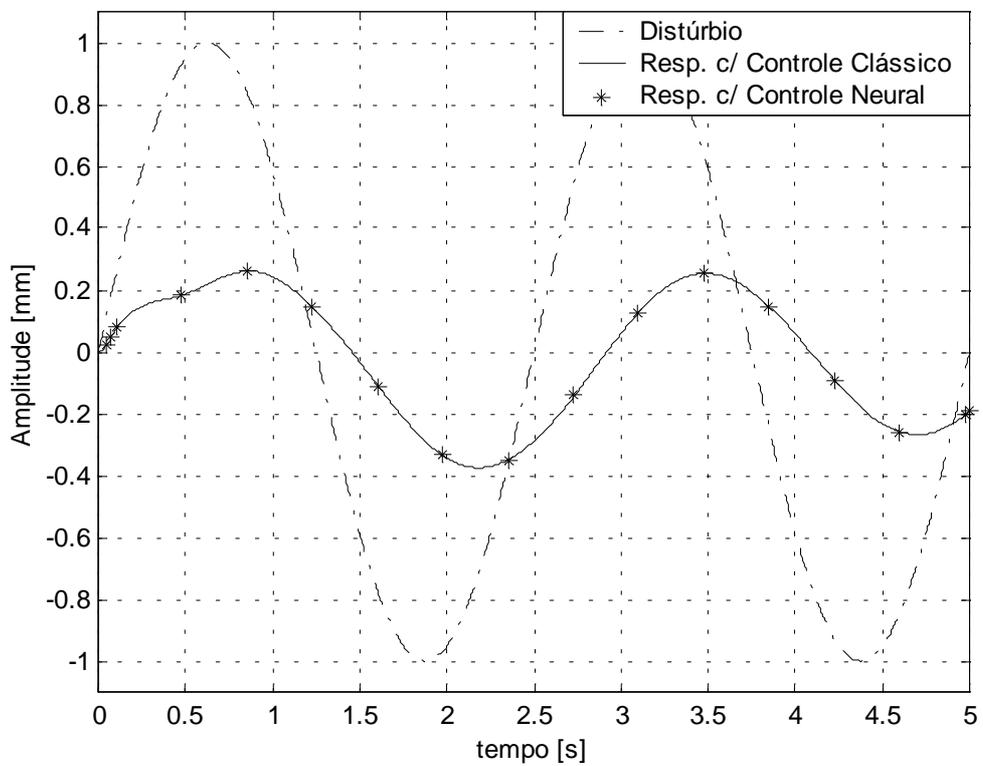


**Figura 5.** Resposta do sistema eletromecânico a um distúrbio tipo degrau unitário. Controlador Clássico versus Controlador Neural.

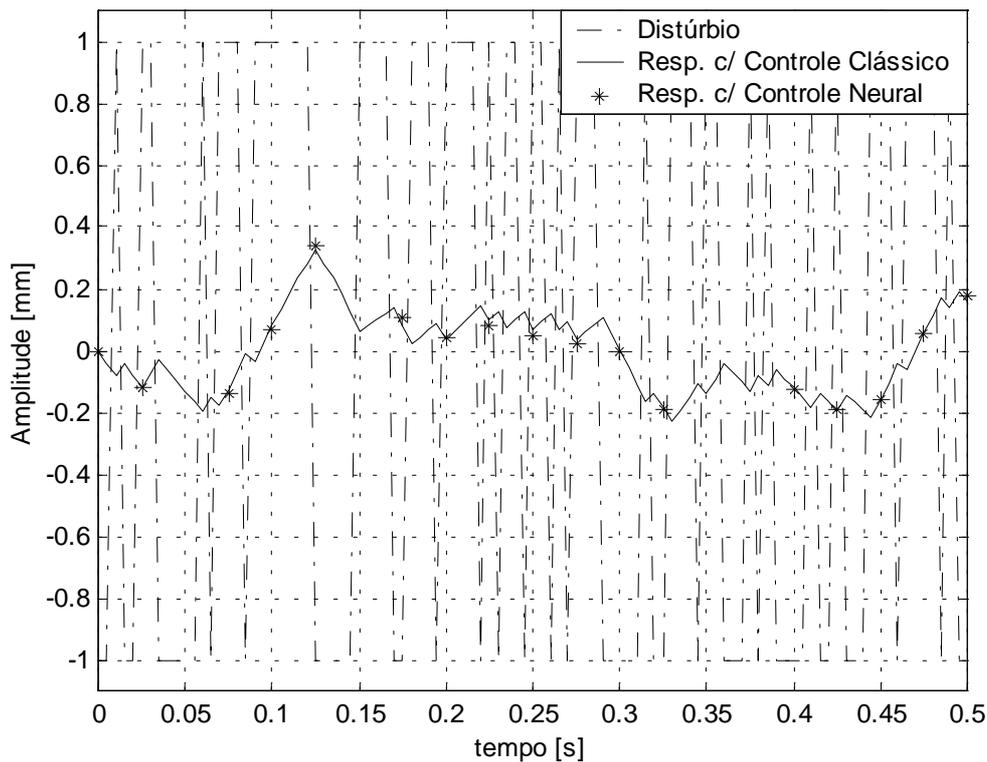
Após treinamento adequado, a RNA conseguiu copiar satisfatoriamente o controlador clássico, sendo introduzida no sistema eletromecânico praticamente sem degradação do seu desempenho. Como se pode notar nos gráficos das figuras 5 a 8, comparando-se as respostas do sistema para ambos os controladores encontra-se uma pequena discrepância no regime transitório. Tal diferença, ainda que praticamente desprezível, pode ser associada a um aumento da sensibilidade do sistema com o controlador neural a variações bruscas na amplitude do distúrbio, como nos casos do degrau unitário (figura 5) e de um distúrbio aleatório (figura 8), por outro lado, em sinais mais suaves como a rampa (figura 6) e a senóide (figura 7) as respostas se sobrepõem quase que perfeitamente.



**Figura 6.** Resposta do sistema eletromecânico a um distúrbio tipo rampa. Controlador Clássico versus Controlador Neural.



**Figura 7.** Resposta do sistema eletromecânico a um distúrbio tipo senoide. Controlador Clássico versus Controlador Neural.



**Figura 8.** Resposta do sistema eletromecânico a um distúrbio aleatório. Controlador Clássico versus Controlador Neural.

## 5. CONCLUSÕES

A RNA projetada para realizar o modo de controle de um compensador clássico do tipo PI- $I^2$ , demonstrou grande sensibilidade paramétrica, dificultando o treinamento, apesar disso ao final do treinamento a RNA conseguiu copiar de forma satisfatória as características do compensador clássico. Sua introdução no sistema eletromecânico em estudo, substituindo o controlador original, foi bem sucedida.

Detectou-se a necessidade de uma análise mais detalhada sobre a sensibilidade paramétrica da RNA abrindo ainda a possibilidade de buscar o desenvolvimento de um método de treinamento com ajuste fino dos parâmetros mais sensíveis. Com o controlador neural implementado no sistema eletromecânico pode-se agora buscar mecanismos de adaptação que melhorem o desempenho global do sistema.

Considera-se alcançados os objetivos deste trabalho, com a obtenção de um controlador neural tipo PI- $I^2$  a ser aplicado no isolamento de vibrações através de um sistema eletromecânico. Visto que o controlador ora obtido faz-se fundamental à seqüência desta pesquisa com a análise de sua sensibilidade paramétrica e o desenvolvimento dos métodos de treinamentos já mencionados.

## 6. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a FAPESP (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo) pelo suporte financeiro prestado através do processo 99/02409-4.

## 7. REFERÊNCIAS

- Araújo, F. M. U., 1998, “Sistema eletromecânico para controle ativo de vibrações”, Dissertação de Mestrado, UFPb, João Pessoa.
- Araújo, F. M. U., Araújo, C. S. e Dana, S. S., 1999, “System eletric-mechanic for active control of vibration”, XV Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, Anais em CD-ROM.
- Atalla, M. J. e Inman, D. J., 1998, “On model updating using neural networks”, *Mechanical System & Signal Processing*, v.12, n.1, Academic Press, jan, pp. 135-161
- Cetinkunt, S. e Chiu, H., 1994, “Estimation of model parameter of linear strutral systems using Hopfield neural networks”, *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, v. 17, n. 3, may-jun, pp. 621-624
- Gambhir, S. S., Keppenne, C. L., Banerjee, P. K. e Phelps, M. E., 1998, “New method to estimate parameters of linear compartmental models using artificial neural networks”, *Physics in Medicine and Biology*, 43, jun, pp. 1659-1678.
- Narendra, R., 1990, “Adaptive control using neural networks”, In: W. T. Miller, R. S. Sutton e P. J. Werbos (Eds.), *Neural Networks for robotics and control*. Cambridge, MA: M.I.T. Press.
- Miller, W. T., Sutton, R. S. e Werbos, P. J., 1995. “Neural Networks for Control”, MIT Press, Massachusetts.
- Widrow, B. e Smith, F. W., 1964, “Pattern-recognizing control systems”, *Computer and Infomation Sciences (COINS) Proceedings*, Washington, D.C.: Spartan ,Washington.
- Zhou, C., Wu, X., 1993, “Neural network-based formation parameters estimation from well logs in quantitative log analysis: a comparative study”, *Proceedings of the Asia Pacific Oil and Gas Conference, Society of Petoleum Engineers (SPE)*, feb, pp. 357-364.