

TÉCNICAS DE IDENTIFICAÇÃO EM TEMPO REAL APLICADAS EM DOIS ELOS DE UM RÔBO MANIPULADOR ELETROPNEUMÁTICO DE TRÊS GRAUS DE LIBERDADE

Oldineia Batista de Souza, oldineia@gmail.com¹
Anrafel Silva Meira, anrafel_meira@hotmail.com¹
Carlos Roberto A. Pinto, carlosPinto@ifpb.edu.br²
José Antônio Riul, riul@ct.ufpb.br¹

¹Universidade Federal da Paraíba, Centro de tecnologia, Departamento de Engenharia Mecânica, Campus I, Cidade Universitária, CEP 58.059-900-João Pessoa-PB

²Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba-IFPB, Av. 1º de Maio, 720 Jaguaribe CEP:58.015-430 - João Pessoa-PB

Resumo: *O objetivo do presente trabalho visa a identificação em tempo real de dois elos de um robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade (3 GDL) cartesiano. O robô manipulador é composto basicamente por três válvulas eletropneumáticas e por três cilindros pneumáticos. Modelos dinâmicos destes sistemas são obtidos usando-se a equação da continuidade, a equação de vazão em orifícios e o princípio de D'Alembert nas válvulas eletropneumáticas e nos cilindros pneumáticos, e são não-lineares. Neste trabalho, os parâmetros do robô manipulador são identificados em tempo real pelos algoritmos dos Mínimos Quadrados Recursivos (MQR) e Least Mean Squares (LMS), visando verificar qual das técnicas é mais adequada na obtenção do modelo do robô. Finalmente, são apresentados resultados experimentais da identificação, bem como avaliação do desempenho dos algoritmos usados.*

Palavras-chaves: *Robótica, Identificação*

1. INTRODUÇÃO

O presente trabalho tem como objetivo o modelamento de dois elos de um robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade (3 GDL) cartesiano. Os dois elos a serem analisados são paralelos aos eixos X e Z do sistema de referência mostrado na Fig. (1). O modelo matemático de um sistema pode ser obtido através de leis físicas, conhecido como modelo caixa branca ou por técnicas de identificação paramétricas, conhecidas como modelo caixa preta, que dependem de dados reais do sistema.

Modelos caixa branca desse sistema são não lineares (Spong e Vidyasagar, 1989), enquanto que a identificação caixa preta, gera modelos lineares (Aguirre, 2007), (Astrom & Wittenmark, 1995), (Isermann, 1992), que podem ser usados para projeto e implementação de controladores adaptativos. Os modelos são obtidos em tempo real, e representam de forma satisfatória a dinâmica não linear do sistema, visto que esta é avaliada para cada instante de tempo, em função do tempo de amostragem utilizado. Os modelos caixa branca, quando utilizados em projetos de controladores, exigem uma quantidade elevada de cálculos, o que torna necessário o uso de máquinas de grande porte, tendo em vista o esforço computacional requerido (Koivo e Guo, 1983). Na utilização de modelos caixa preta, suas estruturas são definidas a priori, e com isto, a escolha de modelos de primeira ou segunda ordem, que representam bem os sistemas reais, e que requerem baixo esforço computacional, é empregada. Redes neurais artificiais (Haykin, 1994; Beale et al., 1991) também são utilizadas na identificação de sistemas, bem como no controle (Miller III et al., 1995) desses; porém o uso dessas dependem de treinamentos, para posterior uso em controle em tempo real, o que as colocam em desvantagem quando comparadas com as técnicas paramétricas de identificação.

Neste trabalho, a técnica de identificação paramétrica é utilizada na obtenção dos parâmetros do sistema. Na obtenção dos dados para identificação, as válvulas proporcionais eletropneumáticas que acionam os elos X e Z do manipulador, são excitadas em malha aberta por uma função degrau, e as respostas dos elos X e Z, são captadas por régua potenciométricas. Modelagem matemática paramétrica de sistemas é largamente utilizada em projetos de controladores adaptativos explícitos, dado que a atualização dos parâmetros à cada período de amostragem, visa a adequação das características do sistema e as variações na sua dinâmica. O sistema será identificado pelos algoritmos dos mínimos quadrados recursivos (MQR) e Least Mean Squares (LMS). Para avaliação da qualidade dos modelos

matemáticos obtidos através dos algoritmos supracitados usam-se os índices de desempenho, a saber: coeficiente de correlação cruzada (R^2) e somatório do erro quadrático (SEQ). Finalizando, são apresentados resultados experimentais mostrando o desempenho de cada técnica durante a identificação dos parâmetros do robô.

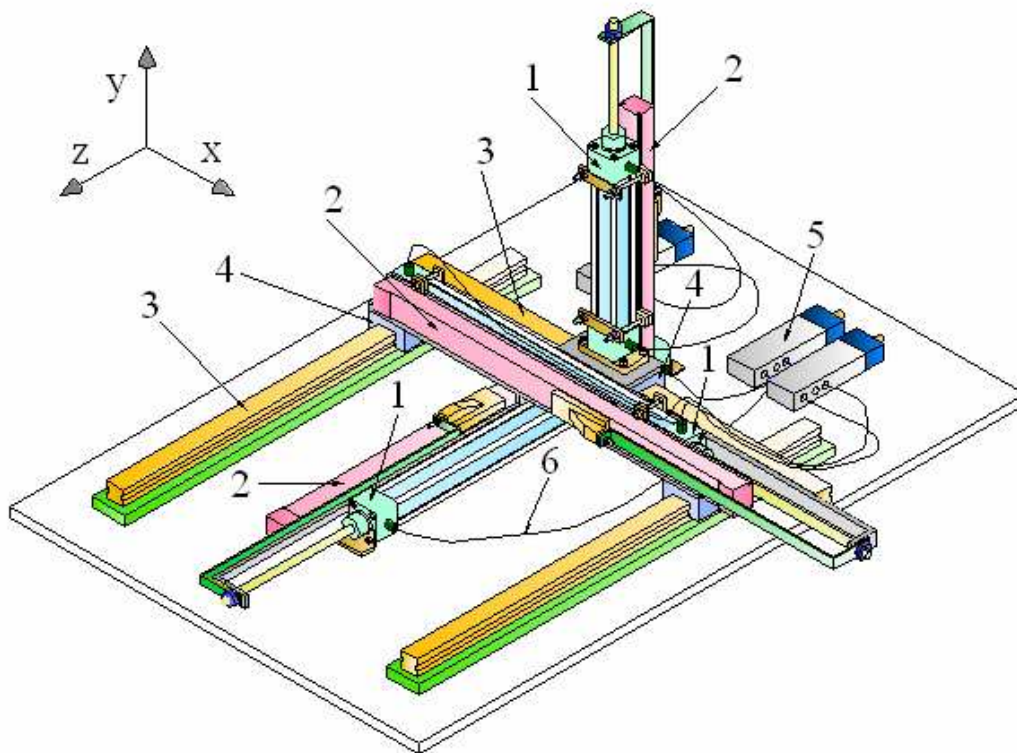
2. DESCRIÇÃO DO SISTEMA

O robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade (3 GDL), conforme mostrado na Fig. (1) é composto por três elos paralelos ao sistema de eixos X, Y e Z. Os elos são três cilindros pneumáticos. Conforme Fig. (1) o elo Z transporta os elos X e Y. Esse robô é cartesiano e desta forma o modelo dos elos é desacoplado. Neste trabalho, os elos X e Z terão suas posições controladas enquanto que o elo Y permanecerá numa posição fixa.

A Figura (1) apresenta uma vista geral do sistema, composto pelos seguintes componentes:

- Três cilindros pneumáticos de dupla ação e haste simples, CWEA 03273310-X0400 e CWEA 03273310-X0200 da Werk-Schott. Os elos X e Z, ambos com 400mm de curso, e o elo Y, com 200mm de curso;
- Três válvulas eletropneumáticas proporcionais, MPYE-5-1/8-HF-010-B da Festo, que são alimentadas com 24 VDC e sinais analógicos de 0 a 5 VDC, que acionam os cilindros;
- Três réguas potenciométricas, MLO-POT-500-TLF da Festo, que medem as posições das hastes dos cilindros pneumáticos;

Um computador (Genuine Intel 1,60 GHZ, 960MB de RAM) é utilizado para enviar comando de acionamento das válvulas e receber os sinais das réguas potenciométricas. A comunicação do robô com o computador, é realizada através de duas placas de entrada e saída de dados, NI USB-6009 e dos programas computacionais LabView e Matlab.



1-cilindros pneumáticos; 2-réguas potenciométricas; 3-guias lineares; 4-patins; 5-válvulas proporcionais eletropneumáticas; 6-dutos de condução dos fluxos de ar.

Figura 1. Robô Manipulador de 3 GDL Cartesiano

3. IDENTIFICAÇÃO DO ROBÔ MANIPULADOR

A identificação de sistemas é uma área do conhecimento que estuda técnicas alternativas de modelagem matemática. Uma das características dessas técnicas é que pouco ou nenhum conhecimento prévio do sistema é

necessário e, conseqüentemente, tais métodos são referidos como modelagem (ou identificação) caixa preta ou modelagem empírica. (Aguirre, 2007). A identificação tipo caixa preta é utilizada no modelamento do robô manipulador sob análise. Neste modelamento, os algoritmos MQR e LMS são utilizados em tempo real para a identificação dos parâmetros do sistema. O robô manipulador é cartesiano, então os movimentos dos seus elos são desacoplados, logo a identificação é realizada de forma independente para cada elo.

Para um sistema físico de uma entrada, uma saída (SISO) e uma perturbação, existem algumas rerepresentações matemáticas especialmente adequadas à identificação de sistemas usando-se algoritmos conhecidos para estimação de parâmetros.

Neste artigo, a estrutura do modelo para ambos os elos que compõem o manipulador robótico em estudo será do tipo algoritmo ARX (Auto Regressivo com Entradas Externas). (Aguirre, 2007; Coelho e Coelho, 2004; Wittenmark, 1995 e Ljung, 1999) e é da forma:

$$A(z^{-1})v(t) = z^{-d}B(z^{-1})u(t) + e(t) \quad (1)$$

onde:

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{na} z^{-na} \quad (1.1)$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_{nb} z^{-nb} \quad (1.2)$$

A representação na forma de equações a diferenças é dada por:

$$v(t) = -a_1 v(t-1) - a_2 v(t-2) \dots - a_{na} v(t-na) + b_0 u(t-d) + b_1 u(t-d-1) + \dots + b_{nb} u(t-d-nb) + e(t) \quad (2)$$

Que pode ser apresentada por:

$$v(t) = \varphi^T(t)\theta(t) + e(t) \quad (3)$$

onde:

$$\varphi^T(t) = [-v(t-1) \quad -v(t-2) \quad \dots \quad -v(t-na) \quad u(t-d) \quad u(t-d-1) \quad \dots \quad u(t-d-nb)] \quad (3.1)$$

$$\theta(t) = [a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_{na} \quad b_0 \quad b_1 \quad \dots \quad b_{nb}] \quad (3.2)$$

$\varphi^T(t)$ - vetor de medidas

$\theta(t)$ - vetor de parâmetros

$u(t)$ - entrada do sistema

$v(t)$ - saída do sistema

$e(t)$ - erro de modelagem

a_i - polos do sistema, $1 \leq i \leq na$

b_j - zeros do sistema, $0 \leq j \leq nb$

na - número de polos do sistema

nb - número de zeros do sistema

d - atraso de transporte

Para um número N de medidas, tem-se que:

$$V = \phi \theta + E \quad (4)$$

V - vetor de saída

ϕ - matriz de observação

A estimativa de vetor de parâmetros é dada pelo procedimento dos mínimos quadrados (MQ), onde a melhor previsão da saída do sistema é calculada por:

$$\hat{V} = \phi \hat{\theta} \quad (5)$$

Minimizando a Eq. (6), obtêm-se o estimador dos mínimos quadrados, também conhecido por estimador linear, dado pela Eq. (7).

$$J = \min_{\hat{\theta}} \|\varepsilon\|^2 \quad (6)$$

onde:

$$\varepsilon = V - \hat{V} \quad (6.1)$$

$$\hat{\theta}_{MQ} = [\phi^T \phi]^{-1} \phi^T V \quad (7)$$

ε - erro de previsão

$\hat{\theta}_{MQ}$ - vetor de parâmetros estimados do MQ

A precisão das estimativas está associada com o tamanho dos elementos da matriz de covariância, que por definição é dada por:

$$P(t) = [\phi^T(t)\phi(t)]^{-1} \quad (8)$$

O MQ é adaptado resultando no algoritmo MQR, o primeiro algoritmo usado no sistema. No MQR, as estimativas anteriormente calculadas no instante de tempo t , são atualizadas para obtenção dos parâmetros $\hat{\theta}(t)$.

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + K(t+1)\varepsilon(t+1) \quad (9)$$

onde:

$$K(t+1) = \frac{P(t)\phi(t+1)}{1 + \phi^T(t+1)P(t)\phi(t+1)} \quad (9.1)$$

$$\varepsilon(t+1) = v(t+1) - \phi^T(t+1)\hat{\theta}(t) \quad (9.2)$$

$$P(t+1) = P(t) - \frac{P(t)\phi(t+1)\phi^T(t+1)P(t)}{1 + \phi^T(t+1)P(t)\phi(t+1)} \quad (9.3)$$

$K(t+1)$ - ganho do estimador

$P(t)$ -matriz de covariância

$\varepsilon(t+1)$ -erro de previsão

$\hat{\theta}(t+1)$ -vetor de parâmetros estimados do MQR

Para aumentar a sensibilidade do estimador dos MQR na presença de variações de parâmetros do sistema, implementa-se um fator de esquecimento (λ) evitando que os elementos da matriz de covariância tendam para zero, mantendo o estimador em alerta para rastrear dinâmicas variantes. Para $\lambda = 1$, tem-se a mesma ponderação para as medidas e para $0.9 \leq \lambda \leq 1$ as medidas atuais terão ponderação maior.

Deste modo, as medidas velhas são exponencialmente “esquecidas” e maiores ênfase são atribuídas às novas medidas. O algoritmo de estimação dos mínimos quadrados com fator de esquecimento apresenta a seguinte forma recursiva (Ljung, 1999):

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + K'(t+1)\varepsilon(t+1) \quad (10)$$

onde:

$$K'(t+1) = \frac{P'(t)\phi(t+1)}{\lambda + \phi^T(t+1)P'(t)\phi(t+1)} \quad (10.1)$$

$$P'(t+1) = \frac{1}{\lambda} \left\{ P'(t) - \frac{P'(t)\phi(t+1)\phi^T(t+1)P'(t)}{\lambda + \phi^T(t+1)P'(t)\phi(t+1)} \right\} \quad (10.2)$$

$K'(t+1)$ - ganho do estimador com fator de esquecimento

$P'(t)$ - matriz de covariância com fator de esquecimento

Em caso que as limitações do computador são críticas e quando a propriedade de mínima covariância não for uma necessidade, pode se usar um ganho do tipo $K(t+1) = \gamma(t+1) \varphi(t+1)$ na equação de atualização das estimativas Eq. (9), ou seja,

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + \gamma(t+1)\varphi(t+1)\varepsilon(t+1) \quad (11)$$

Utilizando seqüência de ganho com aprendizado tem-se:

$$\gamma(t+1) = \frac{\alpha}{\beta + \varphi^T(t+1)\varphi(t+1)} \quad (11.1)$$

Se $\alpha = \beta = 1$, o algoritmo denomina-se LMS (Coelho e Coelho, 2004); segundo algoritmo usado no sistema.

A qualidade do modelo estimado pode ser verificada utilizando várias técnicas, dentre elas para se investigar a magnitude do índice de desempenho tem-se o somatório do erro quadrático (SEQ), dado pela Eq. (12) e o coeficiente de correlação cruzada (R^2), dado pela Eq. (13) (Coelho e Coelho, 2004).

$$SEQ = \sum_{k=1}^N [v(k) - \hat{v}(k)]^2 \quad (12)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N [v(k) - \hat{v}(k)]^2}{\sum_{k=1}^N [v(k) - \bar{v}]^2} \quad (13)$$

Quando o valor de R^2 é igual a um, indica uma exata adequação do modelo para os dados medidos do processo e para R^2 entre 0,9 e 1,0; o modelo pode ser considerado suficiente para muitas aplicações práticas.

Valor mais baixo do SEQ para o conjunto de dados de teste indica o melhor modelo.

Os modelos matemáticos para os elos que compõem o manipulador robótico em estudo são obtidos através da identificação paramétrica em tempo real. Os dados coletados são as excitações enviadas do computador para as duas válvulas eletropneumáticas proporcionais; $u_x(t)$, $u_z(t)$ e as respostas obtidas que são as posições das duas hastes dos cilindros pneumáticos; $x(t)$ e $z(t)$. Com a solução da Eq. (10), obtêm-se os parâmetros $\hat{\theta}_x(t)$ e $\hat{\theta}_z(t)$ do robô manipulador, para cada período de amostragem, considerando como estruturas pré-definidas de cada elo do robô como:

- Estrutura de primeira ordem (um polo e um atraso de transporte)

$$\hat{\theta}_v = [a_{1v} \quad b_{0v}] \quad (14)$$

- Estrutura de segunda ordem (dois polos, um zero e um atraso de transporte)

$$\hat{\theta}_v = [a_{1v} \quad a_{2v} \quad b_{0v} \quad b_{1v}] \quad (15)$$

- Estrutura de terceira ordem (três polos, dois zeros e um atraso de transporte)

$$\hat{\theta}_v = [a_{1v} \quad a_{2v} \quad a_{3v} \quad b_{0v} \quad b_{1v} \quad b_{2v}] \quad (16)$$

onde: $v = x$ e z

As respostas estimadas $\hat{x}(t)$ e $\hat{z}(t)$ são obtidas pela Eq. (17) e pela Eq. (18)

$$\hat{x}(t) = \varphi_x^T(t)\hat{\theta}_x(t) \quad (17)$$

$$\hat{z}(t) = \varphi_z^T(t)\hat{\theta}_z(t) \quad (18)$$

4. RESULTADOS

Na realização dos experimentos utilizou-se: tempo de amostragem $T_s = 200$ ms; como excitação para o elo X, a seqüência mostrada na Fig. (2) e para o elo Z, a seqüência mostrada na Fig. (3); valores iniciais nulos para os parâmetros dos dois elos; na estimação com o MQR fator de esquecimento $\lambda = 0,97$. O sistema funciona da seguinte forma: duas válvulas eletropneumáticas excitam os dois elos do robô, X e Z e suas posições são medidas. De posse desses dados; $u_x(t)$, $u_z(t)$, $x(t)$, $z(t)$, os estimadores MQR e LMS estimam os parâmetros do elo X e do elo Z utilizando o modelo ARX com: um polo e um atraso; dois polos, um atraso e um zero; três polos um atraso e dois zeros.

Dos resultados obtidos determinou-se o somatório do erro quadrático SEQ dado pela Eq.(12) e o coeficiente de correlação múltipla R^2 dado pela Eq. (13). Como resultado foi montada a Tab. (1) para o elo X e a Tab.(2) para o elo Z.

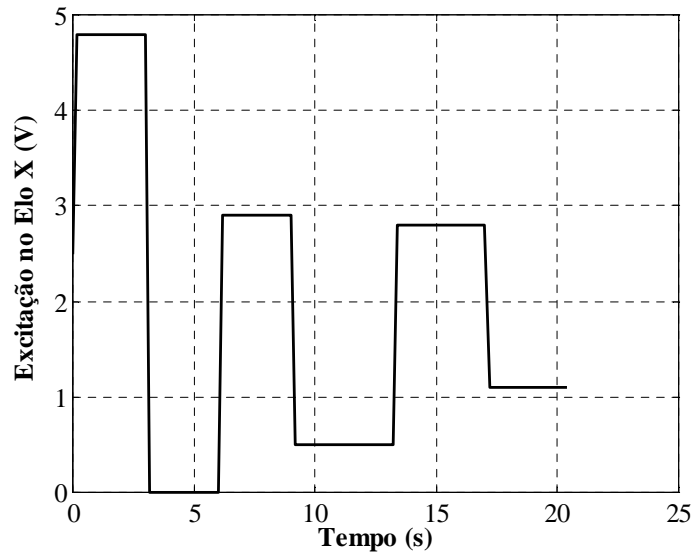


Figura 2. Excitação no elo X do Robô Manipulador.

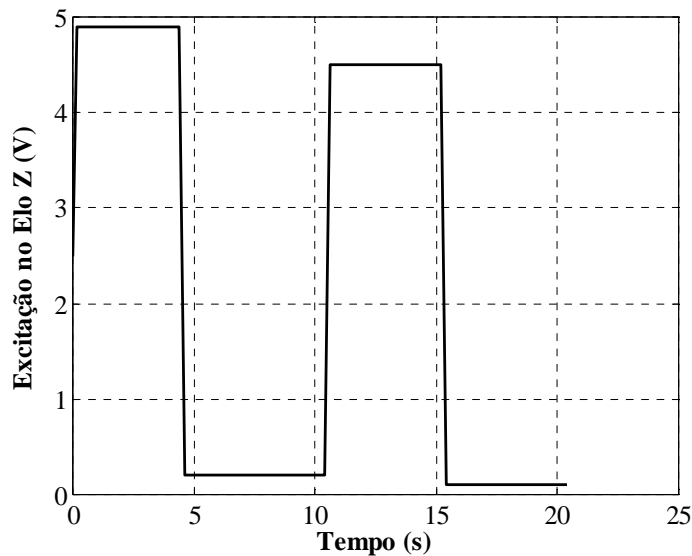


Figura 3. Excitação no elo Z do Robô Manipulador.

Tabela 1. Índices de desempenho do elo X

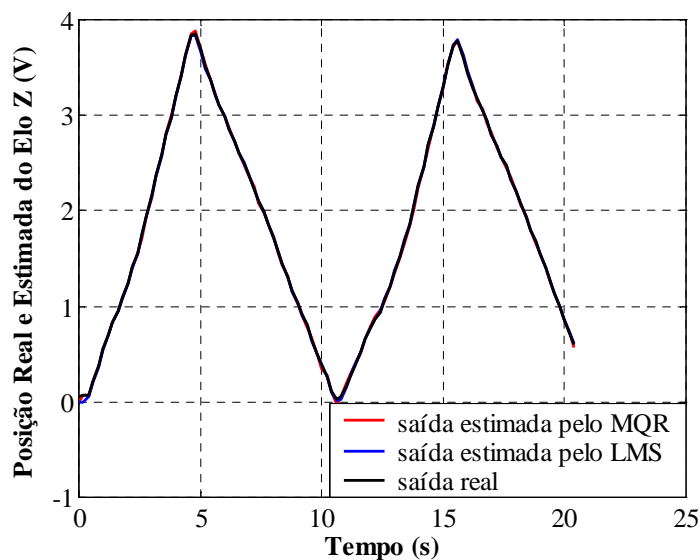
Estrutura do modelo			Índices de desempenho	Algoritmo de estimação	
Número de polos (na)	Número de zeros (nb)	Número de atrasos (d)		MQR	LMS
1	0	1	R ²	0,9952532816	0,9987407542
			SEQ	0,6950389799	0,1843852637
2	1	1	R ²	0,9984240792	0,9995813899
			SEQ	0,2353872615	0,0625256523
3	2	1	R ²	0,9994764729	0,9995792665
			SEQ	0,0778496376	0,0625640091

Tabela 2. Índices de desempenho do elo Z

Estrutura do modelo			Índices de desempenho	Algoritmo de estimação	
Número de polos (na)	Número de zeros (nb)	Número de atrasos (d)		MQR	LMS
1	0	1	R ²	0,9990125440	0,9995192904
			SEQ	0,1228698181	0,0598150168
2	1	1	R ²	0,9995735215	0,9998628428
			SEQ	0,0549803349	0,0176818926
3	2	1	R ²	0,9997072321	0,9998935026
			SEQ	0,0375731352	0,0136676282

Conforme os resultados da Tab. (1) e da Tab. (2), verifica-se que os modelos com três pólos, dois zeros e um atraso de transporte, têm os melhores índices de desempenho. As tabelas também indicam que para os modelos acima escolhidos, o melhor algoritmo é o LMS.

A Figura (4) mostra a saída real e estimadas com os algoritmos MQR e LMS do elo Z; e a Fig. (5) mostra as saídas real e estimadas com os mesmos algoritmos, do elo X. Em ambas as figuras as saídas estimadas são dos modelos de terceira ordem escolhidos anteriormente.

**Figura 4. Saídas estimadas com o MQR e o LMS e real, do elo Z.**

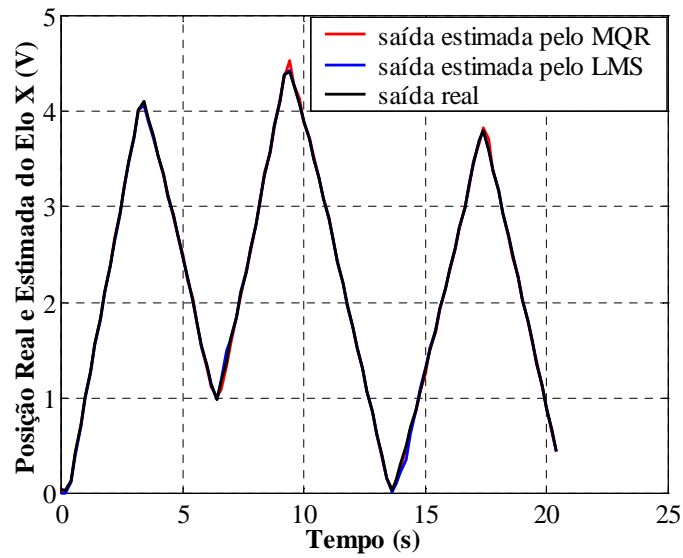


Figura 5. Saídas estimadas com o MQR e o LMS e real, do elo X.

Os erros de previsão, dos modelos de terceira ordem escolhidos, são apresentados nas Fig. (6) e Fig. (7).

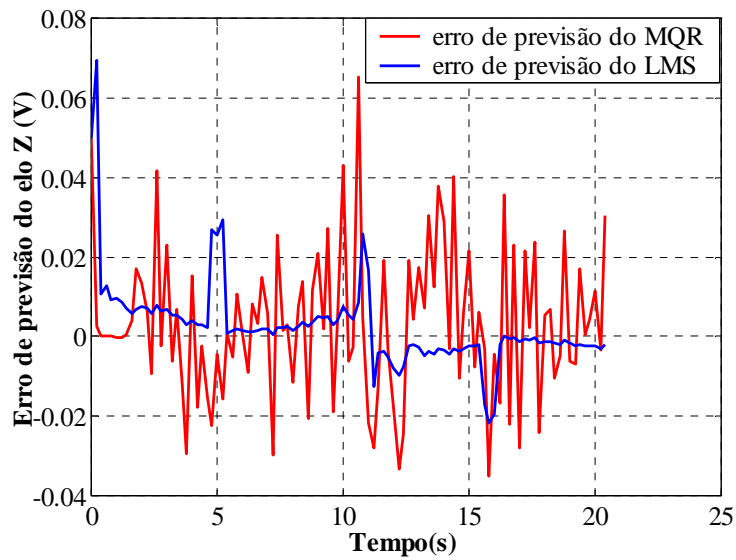


Figura 6. Erros de previsão para o modelo de terceira ordem do elo Z.

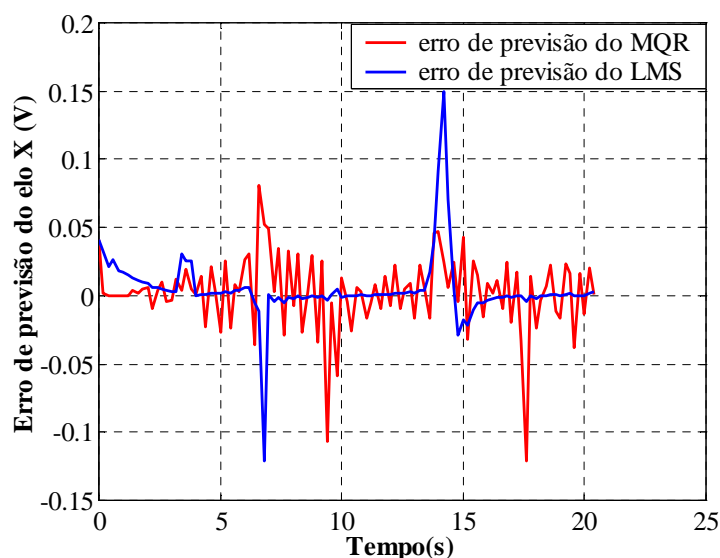


Figura 7. Erros de previsão para o modelo de terceira ordem do elo X.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou a identificação de dois elos de um robô manipulador de 3 GDL cartesiano, acionado por sistemas eletropneumáticos. Comparando os índices de desempenho obtidos para os dois estimadores, conclui-se que os melhores índices para o modelo de terceira ordem escolhido, foram obtidos com o algoritmo LMS, porém, ambos os algoritmos utilizados são considerados suficientes para muitas aplicações práticas, entre elas, o controle adaptativo.

6. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq pelo financiamento desta pesquisa.

7. REFERÊNCIAS

- Aguirre, L. A., 2007, *Introdução à Identificação, Técnicas Lineares e Não – Lineares Aplicadas a Sistemas Reais*, Ed. UFMG, Belo Horizonte, Brasil.
- Aström, K. J. & Wittenmark, B., 1995, *Adaptive Control*. Editora Addison Wesley, Segunda Edição.
- Beale, R. & Jackson, T., 1991, *Neural Computing: An Introduction*, Editora Adam Hilger, New York.
- Coelho, A. A. R., Coelho, L. S., 2004, *Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares*, Editora da UFSC, Brasil.
- Haykin, S., 1994, *Neural Networks – A Comprehensive Foundation*, Macmillan, New York.
- Isermann, R., Lachman, K. H., Matko, D., 1992, *Adaptive Control Systems*. U.S.A.: Prentice Hall.
- Koivo A. J., Guo T., 1983, *Adaptive Linear Controller for Robotic Manipulator*, IEEE Trans. Automat. Contr., Vol. AC-28, pp. 162-171.
- Ljung, L., 1999, *System Identification. Theory for the User.*, second edn, Prentice Hall, Inc, Upper Saddle River, New Jersey.
- Miller III, W. T. & Sutton, R. S. & Werbos, P. J., 1995, *Neural Networks for Control*, The MIT Press, London.
- Spong Mark W., Vidyasagar M., 1989, *Robot Dynamics and Control*, John Wiley & Sons, New York.

8. DIREITOS AUTORAIS

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo do material impresso incluídos no seu trabalho.

Real-Time identification techniques on a eletropneumatic manipulative robot with two degrees of freedom.

Oldineia Batista de Souza, oldineia@gmail.com¹

Anrafel Silva Meira, anrafel_meira@hotmail.com¹

Carlos Roberto A. Pinto, carlosPinto@ifpb.edu.br²

José Antônio Riul, riul@ct.ufpb.br¹

¹Federal University of Paraíba, Technology Center, Department of Mechanical Engineering, Campus I, Cidade Universitária, CEP 58.059-900-João Pessoa-PB

²Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba-IFPB, Av. 1º de Maio, 720 Jaguaribe CEP:58.015-430 - João Pessoa-PB

Abstract: *The objective of this work aims a real-time identification of eletropneumatic cartesian two links manipulator robot with three degrees of freedom (3 DOF). The manipulator robot is basically consisted of three eletropneumatics valves and three pneumatics cylinders. Dynamic models of this systems are obtained by using the Continuity equation, the flow equation through holes and D'Alembert's Principle on the eletropneumatic valves and on the pneumatic cylinders, and the models are non-linears. In this work, the parameters of the manipulator robot are identified in real-time by the Recursive Least squares (RLS) and Least Mean Squares (LMS) algorithms aiming to verify which of both techniques is the most adequate in the obtainment of the robot model. Finally, are presented experimental results of the identification, as well as the assessment the used algorithms performance.*

Keywords: *robotic, identification.*