

MODELAGEM NÃO LINEAR DE UM ROBÔ MANIPULADOR DE DOIS GRAUS DE LIBERDADE PLANAR

José Antonio Riul, riul@ct.ufpb.br¹

Paulo Henrique de Miranda Montenegro, paulo@ct.ufpb.br¹

Virgílio Mendonça da Costa e Silva, riul@ct.ufpb.br¹

¹Universidade Federal da Paraíba, Cidade Universitária, CEP 58.059-900- João Pessoa, PB

Resumo: O objetivo desse trabalho é a modelagem de dois elos de um robô manipulador de dois graus de liberdade planar usando técnica não linear. O robô manipulador é composto pelo elo 1 rotacional e pelo elo 2 prismático. O elo 1 rotacional é um perfil U em alumínio acionado por um motor-reductor de corrente contínua e o elo 2 prismático é um cilindro pneumático de dupla ação e haste passante fixado no interior do perfil U e é acionado por uma válvula eletropneumática proporcional. Modelos dinâmicos desses sistemas normalmente são obtidos usando-se a equação da continuidade, a equação de vazão em orifícios e o princípio de D'Alembert, nos elos 1 e 2 do robô, e são não lineares. A escolha de modelos lineares ou não lineares implica em um aumento considerado na complexidade do modelo a ser utilizado, porém existem regimes dinâmicos que modelos lineares não conseguem representa-los; nesses casos, o uso de modelos não lineares é o mais recomendado. Neste trabalho, o modelo não linear é obtido, usando a série de Volterra em tempo discreto; e os parâmetros do robô manipulador são identificados, através do algoritmo Least Mean Squares (LMS), com base nas excitações e respostas dos elos do robô. Finalizando, são apresentados resultados obtidos através do modelo gerado.

Palavras-chave: Robótica, Identificação não linear

1. INTRODUÇÃO

O presente trabalho tem como objetivo o modelamento de um robô manipulador de dois graus de liberdade (2 GDL) planar como mostrado na Fig. 1. O modelo matemático de um sistema pode ser obtido através das leis da física, conhecido como modelo caixa branca ou por técnica de identificação paramétrica, conhecida como modelo caixa preta, que depende de dados reais do sistema. Na identificação caixa preta, são gerados modelos lineares e não-lineares (Aguirre, 2000; Isermann et al.,1992), que podem ser usados para projeto e implementação de controladores adaptativos. Os modelos podem ser obtidos em tempo real ou não, de forma não recursiva e recursiva e os obtidos de forma recursiva, representam de forma satisfatória a dinâmica 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, são empregados.

Neste trabalho, será obtido um modelo caixa-preta, não-linear, através do algoritmo Least Mean Squares (LMS), para identificação dos parâmetros dos elos 1 e 2 do robô sob análise. Na obtenção do modelo, a série de Volterra em tempo discreto será usada. A identificação dos elos será realizada considerando o acoplamento dinâmico entre os elos do robô. Finalizando, são apresentados resultados mostrando o desempenho obtido para os dois elos do robô, diante do modelo obtido.

2. DESCRIÇÃO DO SISTEMA

O robô manipulador planar sob análise é composto pelo elo 1 rotacional e pelo elo 2 prismático. O elo 1 rotacional é um perfil U em alumínio (5) e é acionado por um moto-reductor de corrente contínua (2). O elo 2 prismático é um cilindro pneumático (6), que fica fixo no interior do perfil U e é acionado por uma válvula eletropneumática proporcional (8), conforme mostrado em corte na Fig. 1. Um potenciômetro (3), acionado pelas engrenagens (4) é utilizado para medir a posição angular do perfil U e uma régua potenciométrica (7) para medir a posição da haste do

cilindro pneumático. Um computador PC e uma placa de entrada e saída de dados são usados para excitar o motor-reductor de corrente contínua e a válvula eletropneumática proporcional e captar os sinais medidos pelo potenciômetro e pela régua potenciométrica. No computador utiliza-se o programa computacional LABView para determinação do modelo do robô manipulador. Com esta configuração o movimento do robô ocorre num plano; e este sistema é denominado BIBO por ter duas entradas e duas saídas, o que o caracteriza também como um sistema de dois graus de liberdade.

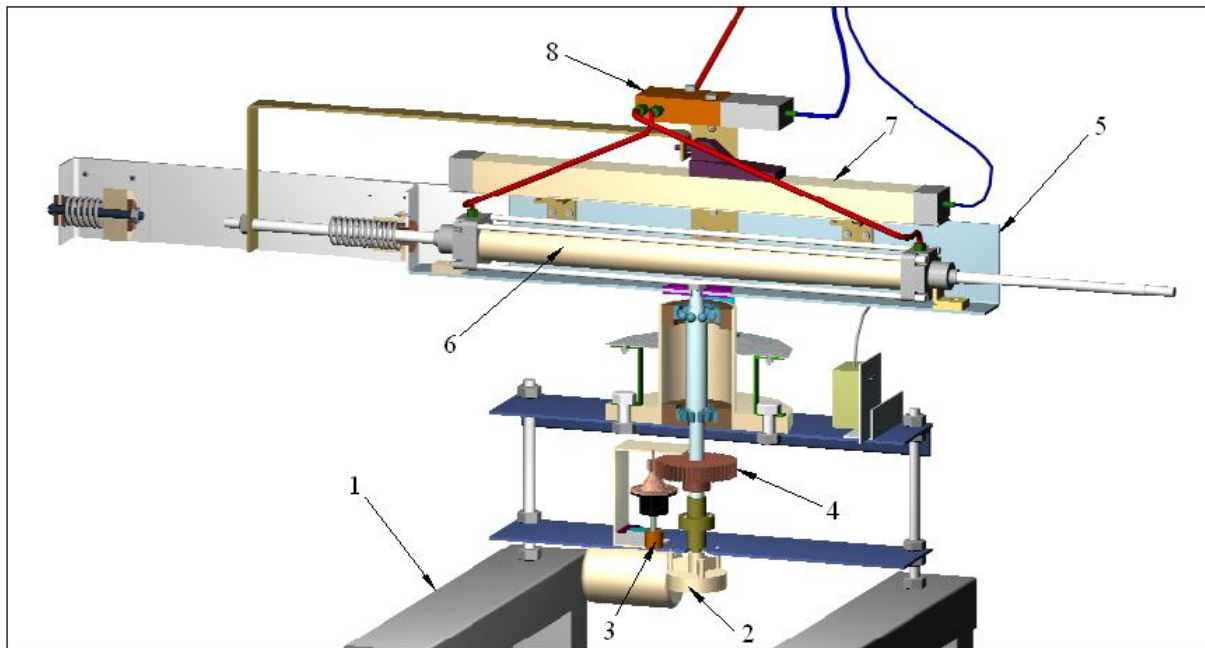


Figura 1. Robô manipulador planar.

3. IDENTIFICAÇÃO NÃO LINEAR DO ROBÔ MANIPULADOR

A identificação de sistemas é uma área do conhecimento que estuda técnicas alternativas de modelagem matemática (Isermann, 1980; Aström e Wittenmark, 1995; Rúbio e Sanchez, 1996; Behar e Iranzo, 2003; Coelho e Coelho, 2004). 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 et al., 2007).

Modelos matemáticos não lineares de sistemas, podem ser obtidos utilizando-se a série de Volterra (Isermann et al., 1992). O modelo paramétrico de Volterra mostrado na Eq. (1), é apropriado para estimação de parâmetros tendo com base os sinais de entrada e saída de um sistema SISO.

$$\begin{aligned}
 v(k) = & -\sum_{i=1}^m a_i v(k-i) + \sum_{i=1}^m b_i u(k-d-i) + \sum_{\beta_1=0}^h \sum_{i=1}^m b_{2\beta_1} u(k-d-i) u(k-d-\beta_1-i) + \\
 & \dots \sum_{\beta_1=0}^h \sum_{\beta_2=\beta_1}^h \dots \sum_{\beta_{p-1}=\beta_{p-2}}^h \sum_{i=1}^m b_{p\beta_1 \dots \beta_{p-1}} u(k-d-i) \prod_{\xi=1}^{p-1} u(k-d-\beta_\xi-i) + c_{ss}
 \end{aligned} \tag{1}$$

onde:

- m – ordem do modelo do sistema;
- d – atraso de transporte;
- p – grau de não linearidade do modelo do sistema;
- h – horizonte;
- c_{ss} – nível DC

Considerando m = 1, d = 1, p = 3 e h = 1 na Eq. (1), obtém-se a Eq. (2), de um modelo não linear, de não linearidade na entrada.

$$v(k) = -a_1 v(k-1) + b_{11} u(k-2) + b_{201} u^2(k-2) + b_{211} u(k-2)u(k-3) + b_{3001} u^3(k-2) + b_{3111} u(k-2)u^2(k-3) + b_{3101} u^2(k-2)u(k-3) + c_{ss} \quad (2)$$

A Equação (2) considerando $c_{ss} = 0$, é mostrada conforme a Eq. (3).

$$v(k) = [a_1 \quad b_{11} \quad b_{201} \quad b_{211} \quad b_{3001} \quad b_{3111} \quad b_{3101}] \begin{bmatrix} -v(k-1) \\ u(k-2) \\ u^2(k-2) \\ u(k-2)u(k-3) \\ u^3(k-2) \\ u(k-2)u^2(k-3) \\ u^2(k-2)u(k-3) \end{bmatrix} \quad (3)$$

Para análise no robô manipulador, considerando o acoplamento dinâmico entre os dois elos, a Eq. (3) é reescrita conforme a Eq. (4), considerando as excitações dos elos 1 e 2; $u_1(k)$ e $u_2(k)$ e as respostas; $v_1(k)$ e $v_2(k)$.

$$\begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & b_2 & b_3 & b_4 & b_5 & b_6 & a_2 & b_7 & b_8 & b_9 & b_{10} & b_{11} & b_{12} \\ a_3 & b_{13} & b_{14} & b_{15} & b_{16} & b_{17} & b_{18} & a_4 & b_{19} & b_{20} & b_{21} & b_{22} & b_{23} & b_{24} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -v_1(k-1) \\ u_1(k-2) \\ u_1^2(k-2) \\ u_1(k-2)u_1(k-3) \\ u_1^3(k-2) \\ u_1(k-2)u_1^2(k-3) \\ u_1^2(k-2)u_1(k-3) \\ -v_2(k-1) \\ u_2(k-2) \\ u_2^2(k-2) \\ u_2(k-2)u_2(k-3) \\ u_2^3(k-2) \\ u_2(k-2)u_2^2(k-3) \\ u_2^2(k-2)u_2(k-3) \end{bmatrix} \quad (4)$$

Da Eq. (4) tem-se o vetor de parâmetros dado pela Eq. (5) e o vetor de medidas dado pela Eq. (6). Na Equação (5) o tempo discreto k dos parâmetros a_i e b_j foi omitido.

$$\theta(k) = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & b_2 & b_3 & b_4 & b_5 & b_6 & a_2 & b_7 & b_8 & b_9 & b_{10} & b_{11} & b_{12} \\ a_3 & b_{13} & b_{14} & b_{15} & b_{16} & b_{17} & b_{18} & a_4 & b_{19} & b_{20} & b_{21} & b_{22} & b_{23} & b_{24} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\varphi^T(k) = [-v_1(k-1) \quad u_1(k-2) \quad u_1^2(k-2) \quad u_1(k-2)u_1(k-3) \quad u_1^3(k-2) \quad u_1(k-2)u_1^2(k-3) \quad u_1^2(k-2)u_1(k-3) \\ -v_2(k-1) \quad u_2(k-2) \quad u_2^2(k-2) \quad u_2(k-2)u_2(k-3) \quad u_2^3(k-2) \quad u_2(k-2)u_2^2(k-3) \quad u_2^2(k-2)u_2(k-3)] \quad (6)$$

onde:

$\theta(k)$ - vetor de parâmetros dos elos 1 e 2 do robô;

$\varphi(k)$ - vetor de medidas dos elos 1 e 2 do robô.

A identificação tipo caixa preta é utilizada no modelamento não linear dos elos do robô manipulador sob análise, através do algoritmo Least Mean Squares (LMS), dado pela Eq. (7) (Aguirre et al., 2007; Coelho e Coelho, 2004).

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + \gamma(k+1)\varphi(k+1)\varepsilon(k+1) \quad (7)$$

onde:

$$\gamma(k+1) = \frac{1}{1 + \varphi^T(k+1)\varphi(k+1)} \quad (8)$$

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. (9) e o coeficiente de correlação múltipla (R^2), dado pela Eq. (10) (Coelho e Coelho, 2004).

$$SEQ_i = \sum_{k=1}^N [v_i(k) - \hat{v}_i(k)]^2 \quad (9)$$

$$R_i^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N [v_i(k) - \hat{v}_i(k)]^2}{\sum_{k=1}^N [v_i(k) - \bar{v}_i]^2} \quad (10)$$

onde:

- $\hat{v}(k)$ e $\bar{v}(k)$ são as saídas do sistema estimada e média;
- $i = 1, 2$ – elos 1 e 2 do robô;
- $\varepsilon_i(k+1) = v_i(k) - \hat{v}_i(k)$ - erro de previsão

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.

Pode-se desenvolver a série de Volterra (Isermann et al.,1992), de tal forma que a não linearidade ocorre em função da saída do sistema. Uma equação a diferenças geral pode ser formulada (Isermann et al.,1992) como mostra a Eq. (11).

$$v(k) + \sum_{i=1}^m a_{Ni}v(k-i) + \sum_{\beta=0}^h \sum_{i=1}^m a_{2\beta i}v(k-i)v(k-i-\beta) + \dots \sum_{\beta_1=0}^h \sum_{\beta_2=\beta_1}^h \dots \sum_{\beta_{p-1}=\beta_{p-2}}^h \sum_{i=1}^m a_{p\beta_1 \dots \beta_{p-1}i}v(k-i) \prod_{\xi=1}^{p-1} v(k-i-\beta_{\xi}) \quad (11)$$

$$= \sum_{i=1}^m b_i u(k-d-i) + c_{ss}$$

Considerando $m = 1, d = 1, p = 3$ e $h = 1$ na Eq. (11), obtém-se a Eq. (12), de um modelo não linear, de não linearidade na saída.

$$v(k) = -a_{11}v(k-1) + b_1u(k-2) - a_{201}v^2(k-1) - a_{211}v(k-1)v(k-2) \quad (12)$$

$$- a_{3001}v^3(k-1) - a_{3111}v(k-1)v^2(k-2) - a_{3101}v^2(k-1)v(k-2) + c_{ss}$$

A Equação (12) considerando $c_{ss} = 0$, é mostrada conforme a Eq. (13).

$$v(k) = [a_1 \quad b_1 \quad a_{201} \quad a_{211} \quad a_{3001} \quad a_{3111} \quad a_{3101}] \begin{bmatrix} -v(k-1) \\ u(k-2) \\ -v^2(k-1) \\ -v(k-1)v(k-2) \\ -v^3(k-1) \\ -v(k-1)v^2(k-2) \\ -v^2(k-1)v(k-2) \end{bmatrix} \quad (13)$$

Para análise no robô manipulador, considerando o acoplamento dinâmico entre os dois elos, a Eq. (13) é reescrita conforme a Eq. (14), considerando as excitações dos elos 1 e 2; $u_1(k)$ e $u_2(k)$ e as respostas; $v_1(k)$ e $v_2(k)$.

$$\begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & a_2 & a_3 & a_4 & a_5 & a_6 & a_7 & b_2 & a_8 & a_9 & a_{10} & a_{11} & a_{12} \\ a_{13} & b_3 & a_{14} & a_{15} & a_{16} & a_{17} & a_{18} & a_{19} & b_4 & a_{20} & a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -v_1(k-1) \\ u_1(k-2) \\ -v_1^2(k-1) \\ -v_1(k-1)v(k-2) \\ -v_1^3(k-1) \\ -v_1(k-1)v^2(k-2) \\ -v_1^2(k-1)v(k-2) \\ v_2(k-1) \\ u_2(k-2) \\ -v_2^2(k-1) \\ -v_2(k-1)v(k-2) \\ -v_2^3(k-1) \\ -v_2(k-1)v^2(k-2) \\ -v_2^2(k-1)v(k-2) \end{bmatrix} \quad (14)$$

Os modelos matemáticos não lineares dos elos do robô manipulador em estudo são obtidos através da identificação paramétrica. Os dados que compõem o vetor de medidas, são as excitações enviadas do computador para o motor CC e para a válvula eletropneumática proporcional; $u_1(k)$, $u_2(k)$, e as respostas obtidas, que são a posição angular do perfil U (elo 1) e a posição linear da haste do cilindro pneumático (elo 2); $v_1(k) = \beta(k)$, $v_2(k) = x(k)$. Com a solução da Eq. (7), obtêm-se os parâmetros estimados $\hat{\theta}_\beta(k)$ e $\hat{\theta}_x(k)$ do robô manipulador.

Na solução da Eq. (7), considerou-se: $m_1 = 1$, $d_1 = 1$, $m_2 = 1$, $d_2 = 1$; p_1 e p_2 e h_1 e h_2 variando, partindo da Eq. (4), que representa um modelo de não linearidade de entrada e da Eq. (14), que representa um modelo de não linearidade de saída, conforme Tab. 1 e Tab. 2..

Tabela 1. Pré-estruturas dos elos 1 e 2 do robô (não linearidade de entrada).

Elo	Ordem do Modelo (m)	Atraso de Transporte (d)	Grau de Não Linearidade (p)	Horizonte (h)	Não Linearidade de entrada	Não Linearidade de saída
1	1	1	3	1	x	
2	1	1	3	1	x	
1	1	1	3	0	x	
2	1	1	3	0	x	
1	1	1	2	2	x	
2	1	1	2	2	x	
1	1	1	2	1	x	
2	1	1	2	1	x	
1	1	1	2	0	x	
2	1	1	2	0	x	

Tabela 2. Pré-estruturas dos elos 1 e 2 do robô (não linearidade de saída).

Elo	Ordem do Modelo (m)	Atraso de Transporte (d)	Grau de Não Linearidade (p)	Horizonte (h)	Não Linearidade de entrada	Não Linearidade de saída
1	1	1	3	1		x
2	1	1	3	1		x
1	1	1	3	0		x
2	1	1	3	0		x
1	1	1	2	2		x
2	1	1	2	2		x
1	1	1	2	1		x
2	1	1	2	1		x
1	1	1	2	0		x
2	1	1	2	0		x

Com a adequação da Eq. (4) e da Eq. (14), para atender a Tab. 1 e a Tab. 2, os parâmetros dos elos 1 e 2, são obtidos através da solução da Eq. (7) e as saídas estimadas $\hat{v}_1(k) = \hat{\beta}(k)$ e $\hat{v}_2(k) = \hat{x}(k)$ são obtidas pela Eq. (15).

$$\hat{v}(k) = \hat{\theta}(k)\varphi(k) \tag{15}$$

4. RESULTADOS OBTIDOS PARA OS ELOS DO ROBÔ

Os resultados apresentados nas Figuras 2 à 7 e na Tab. 3, são parte dos testes realizados. A Figura 2 mostra os sinais de entrada e de saída do elo 1 do robô manipulador e a Fig. 3 os sinais do elo 2. A Figura 4 mostra a saída real e a saída estimada do elo 1 do robô, considerando o modelo não linear de grau dois de não linearidade de entrada e horizonte dois. Na Figura 5 são mostradas a saída real e a saída estimada do elo 2 do robô, considerando o modelo não linear de grau de não linearidade dois de entrada e horizonte dois. A Figura 6 mostra a saída real e a saída estimada do elo 1 do robô, considerando o modelo não linear de grau de não linearidade dois de saída e horizonte dois e na Fig. 7 são mostradas a saída real e a saída estimada do elo 2 do robô, considerando o modelo não linear de grau de não linearidade dois de saída e horizonte dois. Na Tabela 3, são mostrados os índices de desempenho de um conjunto de modelos; e observou-se que os melhores modelos foram os modelos não lineares dos elos 1 e 2, de grau de não linearidade dois de saída e horizonte dois; o que pode ser visualizado na Fig. 6 e na Fig. 7.

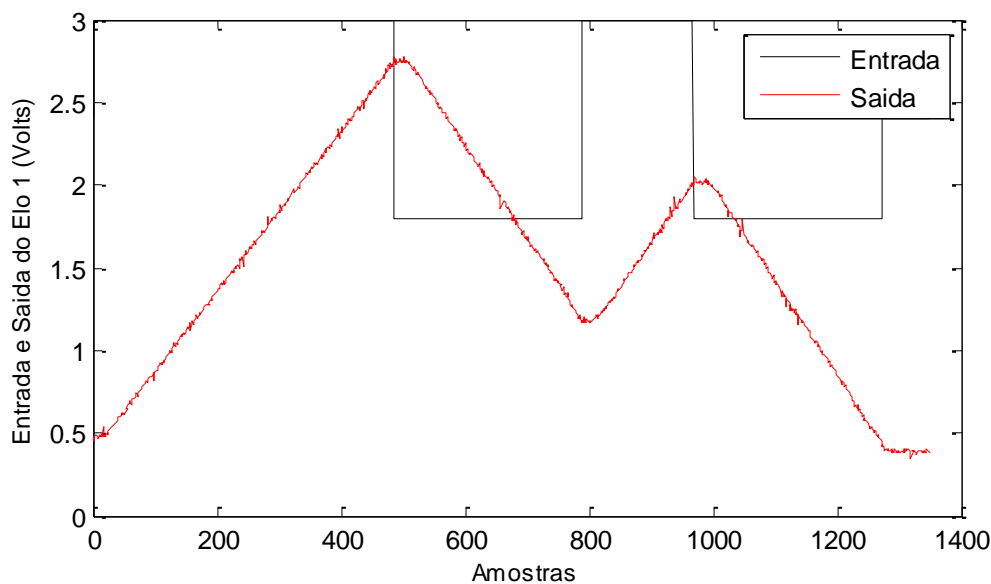


Figura 2. Sinais de entrada e saída do elo 1 do robô.

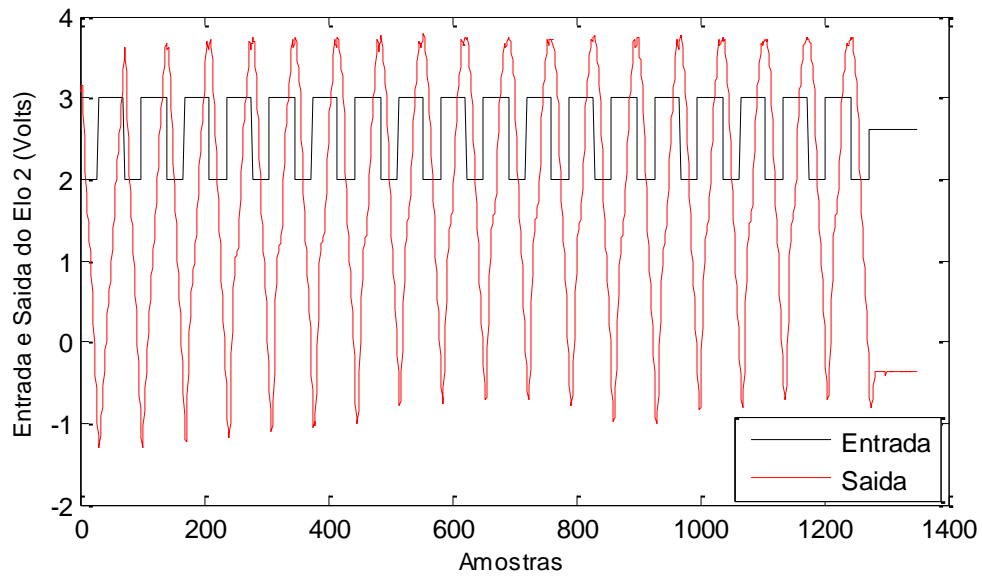


Figura 3. Sinais de entrada e saída do elo 2 do robô.

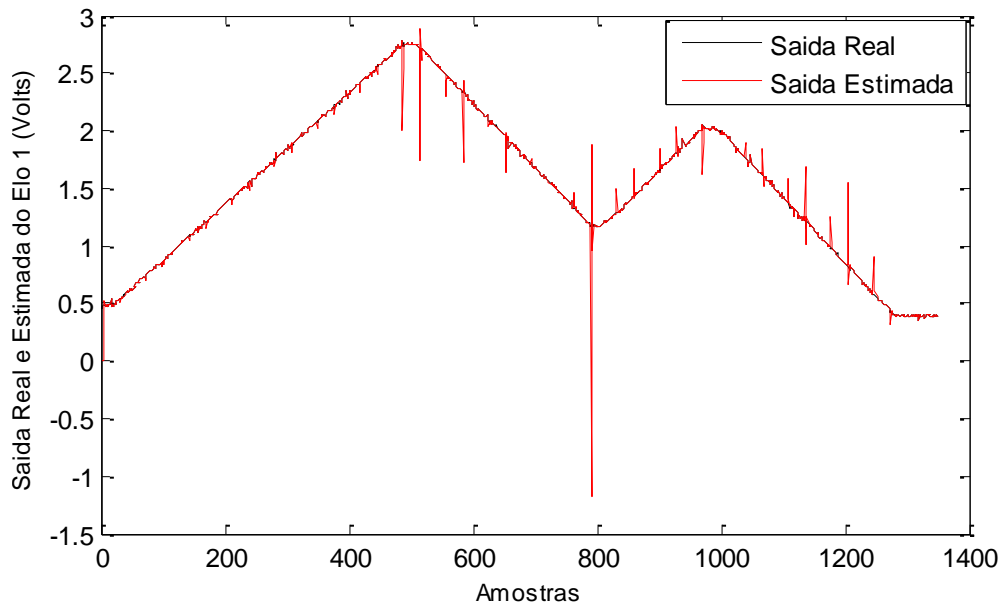


Figura 4. Saídas real e estimada (modelo não linear, de grau dois na entrada e horizonte 2) do elo 1 do robô.

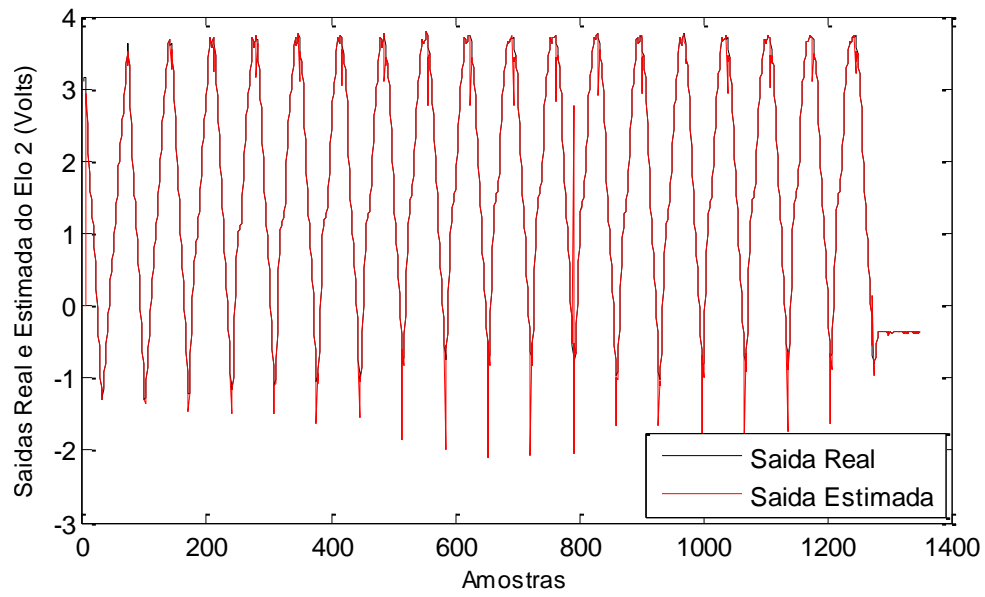


Figura 5. Saídas real e estimada (modelo não linear, de grau dois na entrada e horizonte 2) do elo 2 do robô.

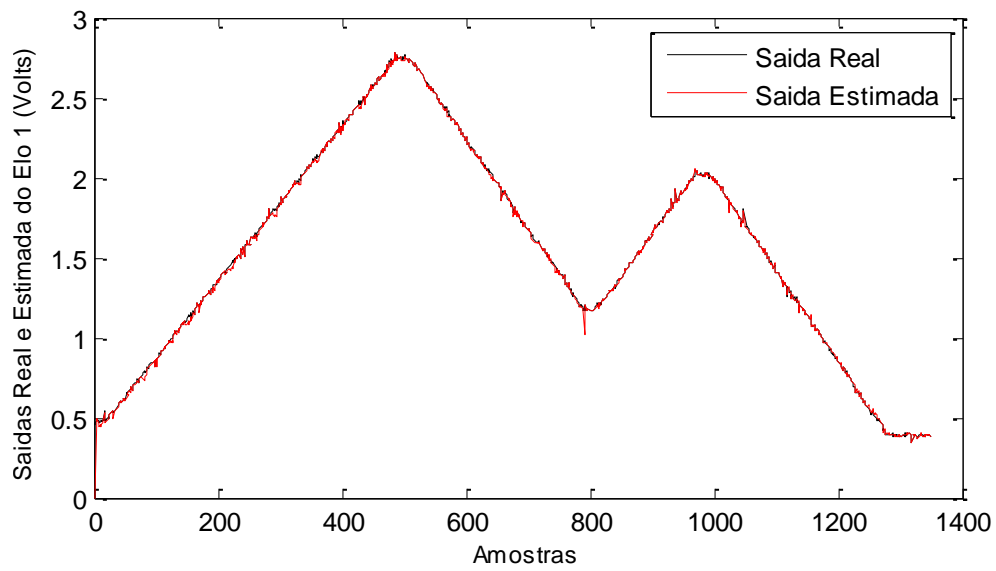


Figura 6. Saídas real e estimada (modelo não linear, de grau dois na saída e horizonte 2) do elo 1 do robô.

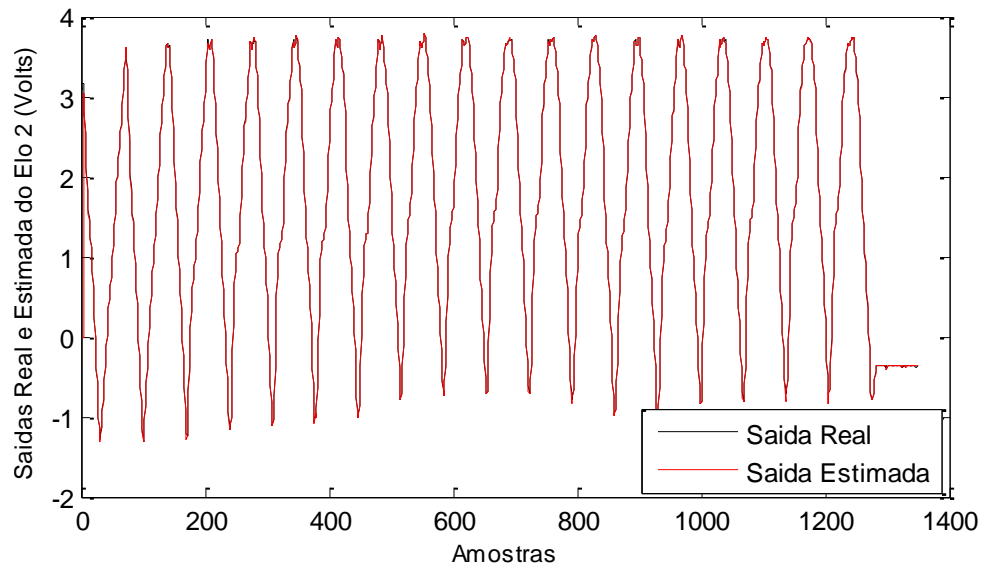


Figura 7. Saídas real e estimada (modelo não linear, de grau dois na saída e horizonte 2) do elo 2 do robô.

Tabela 3. Índices de desempenho dos elos 1 e 2 do robô manipulador.

Elo	Ordem do Modelo (m)	Atraso de Transporte (d)	Horizonte (h)	Grau de Não Linearidade de Entrada (p)	Grau de Não Linearidade de Saída (p)	Coefficiente de correlação múltipla (R ²)	Somatório do erro quadrático (SEQ)
1	1	1	1	3	0	0,405	336,5
2	1	1	1	3	0	0,446	1711,8
1	1	1	0	3	0	-2,3	1892
2	1	1	0	3	0	0,279	2226
1	1	1	2	2	0	0,964	20,54
2	1	1	2	2	0	0,941	181,4
1	1	1	1	2	0	0,945	30,8
2	1	1	1	2	0	0,941	181,1
1	1	1	0	2	0	0,877	69,4
2	1	1	0	2	0	0,925	231,1
1	1	1	1	0	3	0,981	11,0
2	1	1	1	0	3	0,984	50,7
1	1	1	0	0	3	0,980	11,1
2	1	1	0	0	3	0,984	50,1
1	1	1	2	0	2	0,991	5,1
2	1	1	2	0	2	0,985	45,6
1	1	1	1	0	2	0,989	6,3
2	1	1	1	0	2	0,985	45,0
1	1	1	0	0	2	0,988	6,8
2	1	1	0	0	2	0,985	46,2

5. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou técnica de identificação não linear de dois elos de um robô manipulador de dois graus de liberdade planar. Vários modelos não lineares foram testados e dos resultados obtidos, os modelos não lineares de grau de não linearidade dois de entrada e de saída, para os dois elos do robô, apresentaram os melhores índices de

desempenho; o que os tornam os mais indicados para implementação em controladores adaptativos. A identificação dos modelos foi realizada utilizando-se o algoritmo LMS, considerando a dinâmica dos elos do robô acoplada.

6. REFERÊNCIAS

- Aguirre, L.A., 2000, “Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais”, Editora da UFMG, 2ª edição, Belo Horizonte, Brasil, 554 p.
- Aguirre, L.A., Silva, A. P. A., Campos, M. F. M., AMARAL, W. C. A., 2007, “Enciclopédia de Automática”, Ed. Blucher, 1ª edição, Vols. 1, 2 e 3, São Paulo, Brasil, 417 p.
- Åström, K.J., Wittenmark, B., 1995, “Adaptive Control”, Ed. Addison Wesley Publishing Company, Inc., 2ª ed., New York, USA, 574 p.
- Behar, A.A., Iranzo, M.M., 2003, “Identificación y Control Adaptativo”, Ed. Prentice Hall, 1ª edição, Madrid, Espanha, 285 p.
- Coelho, A.A.R., Coelho, L.S., 2004, “Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares”, Ed. Universidade Federal de Santa Catarina, 1ª ed., Florianópolis, Brasil, 181 p.
- Isermann, R., Lachmann, K.H., Matko, D., 1992, “Adaptive Control Systems”, Ed. Prentice Hall, London, U.K., 541 p.
- Isermann, R., 1980, “Practical Aspects of Process Identification”, Automática, Vol. 16, Great Britain, pp. 575-587.
- Koivo, A.J., Guo, T., 1983, “Adaptive Linear Controller for Robotic Manipulator”, IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. AC-28, London, U.K., pp. 162-171.
- Rúbio, F.R. & Sánchez, M.J.L., 1996, “Control Adaptativo y Robusto”, Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Sevilla, Sevilla, Espanha, 365 p.

NONLINEAR MODELLING OF A PLANAR MANIPULATOR ROBOT WITH TWO DEGREES OF FREEDOM

José Antonio Riul, riul@ct.ufpb.br¹

Paulo Henrique de Miranda Montenegro, paulo@ct.ufpb.br¹

Virgílio Mendonça da Costa e Silva, riul@ct.ufpb.br¹

¹Universidade Federal da Paraíba, Cidade Universitária, CEP 58.059-900- João Pessoa, PB

Abstract: *The objective of this work is to model two links of a planar manipulator robot with two degrees of freedom and nonlinear method. The manipulator robot is constituted by a rotational and a prismatic link. The rotational link is an aluminum U-profile activated by a motor reducer DC; the prismatic link is a double-acting pneumatic cylinder and a pass-through rod fixed inside the U-profile activated by a proportional electro-pneumatic valve. Dynamic models for these systems normally are obtained using the continuity equation and the D'Alembert principle, in the links 1 and 2 of the robot, and are mostly nonlinear. The choice of linear or nonlinear models leads to a considerable increase in the complexity of the model that is going to be used. However, linear models are not able to represent certain dynamic regimes. In those cases, the use of nonlinear models is recommended. In this work, the nonlinear model is obtained using the Volterra series in the discrete time; and the manipulator robot parameters are identified by the Least Mean Squares (LMS) algorithm, based in the inputs and outputs of the robot links. Lastly, results are presented using the model obtained.*

Keywords: *Robotics, Nonlinear identification.*

7. RESPONSABILIDADE AUTORAL

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo deste trabalho.