

MODELAMENTO DE UM ELO DE UM ROBÔ MANIPULADOR ELETROMECAÂNICO DE CINCO GRAUS DE LIBERDADE

Nayara Formiga Rodrigues, nayara.formiga@gmail.com

José Antônio Riul, riul@ct.ufpb.com.br

Universidade Federal da Paraíba, Cidade Universitária, s/n – Castelo Branco III, João Pessoa-PB, 58051-085,

Universidade Federal da Paraíba, Cidade Universitária, s/n – Castelo Branco III, João Pessoa-PB, 58051-085 .

Resumo: Este trabalho tem por objetivo o modelamento de um elo de um robô manipulador de cinco graus de liberdade (5 GDL). O Robô Manipulador é composto por cinco juntas rotacionais e quatro elos. O elo 1 a ser modelado é o responsável pelo movimento angular da base do robô. No presente trabalho, serão obtidos modelos lineares usando a técnica de identificação recursiva, por meio do método dos Mínimos Quadrados Recursivo (MQR). Resultados serão apresentados e analisados.

Palavras-chave: Identificação, Modelamento, Robô Manipulador.

1. INTRODUÇÃO

Este trabalho tem por objetivo o modelamento de um elo de um robô manipulador de cinco graus de liberdade (5 GDL) como mostrado na Fig. 1. O modelamento matemático de um sistema, o qual visa obter uma equação diferencial que contenha as características essenciais que descrevem o sistema, pode ser obtido através de abordagem físico-matemática (modelo caixa branca), na qual o modelo é obtido através de leis físicas que o regem ou de abordagem experimental, por meio de técnicas de identificação de sistemas (modelo caixa preta). Identificação de sistemas é um método de modelagem matemática de sistemas tendo como variáveis manipuláveis os seus sinais de entrada e saída, estes estão relacionados entre si através de uma função de transferência que pode ser contínua ou discreta. Na identificação, são gerados modelos lineares e não-lineares (Aguirre, 2000; Isermann et al., 1992). Os modelos obtidos são utilizados para projeto e implementação de controladores adaptativos. (Riul, Montenegro e Silva, 2014).

Modelos caixa branca são obtidos à custas de uma grande quantidade de cálculos, o que pode ser oneroso dependendo do tipo de sua aplicação. (Koivo e Guo, 1983)

A identificação de sistemas pode ser realizada utilizando dados obtidos em tempo real ou recursiva (identificação online), ou não (identificação off-line). Os modelos obtidos de forma recursiva podem ser úteis no rastreamento de parâmetros variantes no tempo. O algoritmo de estimação de parâmetros é iterativo, ou seja, a cada novo período de amostragem novas medidas estarão disponíveis e apresentarão um resultado atualizado para esses parâmetros, estimando, dessa forma, a dinâmica do sistema de forma satisfatória.

No presente trabalho, serão obtidos modelos lineares usando uma técnica de identificação recursiva, por meio do método dos Mínimos Quadrados Recursivo (MQR). Este método é utilizado para controle adaptativo de sistemas com o propósito de rastrear os parâmetros do robô sob análise.



Figura 1. Robô manipulador de cinco graus de liberdade (5 GDL).

2. PROCEDIMENTO COMPUTACIONAL

O robô do sistema em análise é um modelo didático RD5NT de um robô manipulador, do fabricante DIDACTA ITÁLIA.

A bancada de testes utilizada para este trabalho é composta pelos seguintes componentes: um robô manipulador eletromecânico de cinco graus de liberdade, uma fonte de alimentação, um computador de mesa desktop PC, duas placas de entrada e saída de dados e um circuito amplificador de potência. O robô manipulador é composto por cinco juntas rotativas, sendo elas referentes, ao movimento angular da base, do ombro, do cotovelo, do pulso e o curso da garra. O robô é formado também por quatro elos, os quais representam o tronco, braço, antebraço e o punho, e por uma garra. A transmissão dos movimentos é realizada através de bloco moto-redutor, com dois estágios de redução e relação de transmissão total é de 1/500. Potenciômetros rotativos lineares são responsáveis pela reprodução dos deslocamentos angulares das juntas. A função do computador de mesa é de enviar o comando de acionamento aos motores e receber os sinais dos sensores dos potenciômetros. A comunicação do robô manipulador com o computador para o modelamento é realizada por duas placas de entrada e saída de dados, e através dos programas computacionais Labview e Matlab.

Modelos lineares serão obtidos usando uma técnica de identificação recursiva, por meio do método dos Mínimos Quadrados Recursivo (MQR).

Considerando o sistema caracterizado por uma entrada, $u(t)$, uma saída, $y(t)$, uma perturbação, $e(t)$, tem-se a equação que representa o sistema da forma apresentada na Eq. (1). Em seguida, são definidas as Eq. (2) e (3).

$$y(t) = G(q)(t) + H(q)e(t) \quad (1)$$

Sendo

$$G(q) = \sum_{k=1}^{\infty} g(k)q^{-k} \quad (2)$$

E

$$H(q) = 1 + \sum_{k=1}^{\infty} h(k)q^{-k} \quad (3)$$

Em que G e H são as funções de transferência do sistema, $e(t)$ é a perturbação e q^{-k} é um operador de atraso.

As funções de transferência que representam um determinado sistema possuem parâmetros que devem ser identificados. Sabendo que o vetor de parâmetros é definido por θ , é possível reescrever a Equação 1 em função deste vetor como mostrado na Eq. 4.

$$y(t) = G(q, \theta)u(t) + H(q, \theta)e(t) \quad (4)$$

Assim, a equação que representa o sistema no instante t , utilizando o vetor de parâmetros θ (parâmetros identificados), pode ser prevista utilizando a Eq. (5).

$$\hat{y}(t|\theta) = H^{-1}(q, \theta)G(q, \theta)u(t) + [1 - H^{-1}(q, \theta)]y(t) \quad (5)$$

O modelo ARX de um sistema é descrito pela equação linear a diferenças, Eq. (6). Este modelo se caracteriza como um modo simples de representação da relação entre a entrada e a saída para um sistema.

$$y(t) + a_1y(t-1) + \dots + a_nay(t-na) = b_1u(t-1) + \dots + b_nbu(t-nb) + e(t) \quad (6)$$

Onde:

$na+nb+1$ – Número de parâmetros a estimar;

$a_i(i=1, \dots, na)$ – pólos do sistema a serem estimados em função dos valores $u(t)$ e $y(t)$ medidos do sistema;

$b_j(j=1, \dots, nb)$ – zeros do sistema a serem estimados em função dos valores $u(t)$ e $y(t)$ medidos do sistema;

$e(t)$ – erro de modelagem, erro de medição (off-set), ruído na saída do tipo estocástico ou determinístico.

Os parâmetros da Eq. 6 são definidos nas Eq. (7), (8) e (9).

$$\theta = [a_1 a_2 \dots a_{na} b_1 \dots b_{nb}]^T \quad (7)$$

$$A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_naq^{-na} \quad (8)$$

$$B(q) = b_1q^{-1} + \dots + b_nbq^{-nb} \quad (9)$$

Através da manipulação das Eq. (1), (6), (7), (8) e (9), chegamos as Eq. (10) e (11).

$$G(q, \theta) = \frac{B(q)}{A(q)} \quad (10)$$

$$H(q, \theta) = \frac{1}{A(q)} \quad (11)$$

Substituindo os termos das Eq. (10) e (11) na Eq. (5), temos a Eq. (12).

$$\hat{y}(t|\theta) = B(q)u(t) + [1 - A(q)]y(t) \quad (12)$$

Definindo o vetor de medidas na Eq. (13):

$$\varphi(t) = [-y(t-1), \dots, -y(t-na)u(t-1), \dots, u(t-nb)]^T \quad (13)$$

Reescreve-se a Equação 12 em função do vetor de medidas como na Eq. (14).

$$\hat{y}(t|\theta) = \theta^T \varphi(t) = \varphi^T(t)\theta \quad (14)$$

De posse do vetor de parâmetros estimados, θ , a melhor previsão para a saída do sistema, $\hat{Y}$, é determinada pela eq. (14).

A validação de modelos é realizada, fazendo-se uso da magnitude de índices de desempenho, como o somatório do erro quadrático (SEQ) e o coeficiente de correlação múltipla (R^2), definidos através das Eq. (15) e (16).

$$SEQ = \sum_{k=1}^N [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \quad (15)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N [y(k) - \hat{y}(k)]^2}{\sum_{k=1}^N [y(k) - \bar{y}]^2} \quad (16)$$

Onde:

$\bar{y}$ = média das respostas reais dos n instantes de amostragem.

Se

$$R^2 \rightarrow 1 \Rightarrow \hat{\theta} = \theta$$

E se $0,9 < R^2 < 1$, então, pode-se concluir que os parâmetros identificados podem ser utilizados em diversas aplicações.

Utiliza-se o somatório do erro quadrático (SEQ) na validação dos modelos obtidos, através de uma comparação dos valores destes índices de cada modelo. Quanto menor o SEQ mais os parâmetros estimados se aproximam dos valores reais do sistema.

Um resumo esquemático do Algoritmo básico dos Mínimos Quadrados Recursivo é apresentado no Quadro 1.

Quadro 1- Resumo esquemático da utilização do Algoritmo básico dos Mínimos Quadrados Recursivo.

1- Medição da saída, $y(t)$, e a entrada, $u(t)$, do sistema;
2- Atualização do vetor de medidas $\varphi(t+1)$, de forma a incorporar as novas informações referentes ao instante $(t+1)$ ao vetor de medidas $\varphi(t)$;
3- Cálculo do erro de previsão $\varepsilon(t+1)$, por meio da equação: $\varepsilon(t+1) = y(t+1) - \varphi^T(t+1)\hat{\theta}(t)$
4- Cálculo do ganho do estimador (vetor de atualização) $k(t+1)$, utilizando a equação: $k(t+1) = \frac{P(t)\varphi(t+1)}{\lambda + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)}$
5- Atualização do vetor de parâmetros estimados para, $\hat{\theta}(t+1)$, conforme equação: $\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + k(t+1)\varepsilon(t+1)$
6- Atualização da matriz de covariância $P(t)$, usando a equação: $P(t+1) = P(t) - \frac{P(t)\varphi(t+1)\varphi^T(t+1)P(t)}{\lambda + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)}$
7- Repetição de todo o processo acima para cada novo instante de amostragem $(t+2, t+3, \dots, t+i)$.

Na obtenção de modelos para o elo 1 do robô, serão utilizadas as pré-estruturas de modelos da Tabela 1, os dados de entrada e saída do elo 1 de um arquivo de dados. Fazendo uso do algoritmo MQR e dos dados do arquivo, serão calculados: os parâmetros do sistema, as respostas estimadas e os erros de previsão. Para avaliar a qualidade dos modelos obtidos, serão usados índices de desempenho como o coeficiente de correlação múltipla (R^2) e o somatório do erro quadrático (SEQ).

Tabela 1. Pré-estruturas dos modelos utilizados na identificação do elo 1 do robô.

Pré-Estruturas dos Modelos			
Modelo	Ordem-n	Zeros	Atrasos d
1	1	0	0
2	1	0	1
3	2	0	0
4	2	0	1
5	2	1	1
6	3	0	0
7	3	1	0
8	3	1	1

3. RESULTADOS

Pré-estruturas foram sugeridas no estudo, com o objetivo de obtenção de um modelo ótimo através do Método dos Mínimos quadrados recursivo.

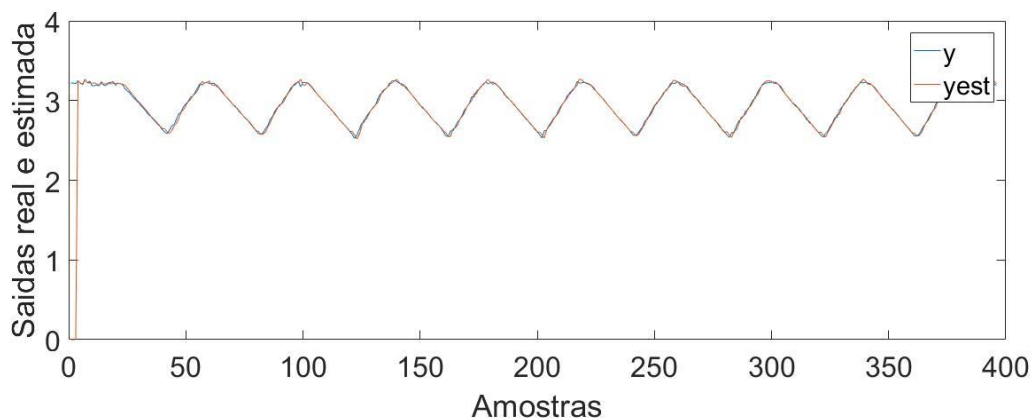
Na Tabela 2, serão apresentados os resultados para os índices de desempenho escolhidos, SEQ e R^2 , para a análise do conjunto de modelos propostos. Observou-se que a pré-estrutura mais adequada, aquela que obteve índices de desempenho mais próximos do valor ótimo foi a do modelo 6. Tendo em vista que, dentre os resultados dos coeficientes de correlação múltipla (R^2) calculados, foi o que obteve valor mais próximo de 1, o que presume maior proximidade entre os dados estimados das medidas reais. Já em relação a análise dos resultados do somatório do erro quadrático (SEQ), observou-se que este mesmo modelo, apresentou menor valor para o SEQ e portanto os seus parâmetros estimados foram os mais próximos dos valores reais, conforme anteriormente discutido.

As Figuras (2) à (4), contém os resultados para os testes realizados no Elo 1 do robô manipulador em análise para o modelo 6, apresentam-se gráficos relativos à comparação entre as saídas reais e estimadas do sistema para cada modelo, seu erro de previsão e o erro de estimação quadrático para cada caso. Os sinais de entrada e erro de previsão não deverão ser correlacionáveis para o modelo ser validado.

Os resultados foram obtidos com auxílio do software Matlab.

Tabela 2. Resultados dos índices de desempenho para cada pré-estrutura analisada.

MODELOS	PRÉ-ESTRUTURA			ÍNDICES DE DESEMPENHO	
	Ordem-n	Zeros	Atrasos d	R^2	SEQ
1	1	0	0	-1,5744	49,0005
2	1	0	1	-1,6204	49,8768
3	2	0	0	-1,2609	43,0343
4	2	0	1	-1,2615	43,0449
5	2	1	1	-1,2484	42,7966
6	3	0	0	-1,1751	41,2563
7	3	1	0	-1,7316	51,5743
8	3	1	1	-1,6941	50,8652

**Figura 2. Saídas real e simulada do elo 1 do robô para o modelo 6.**

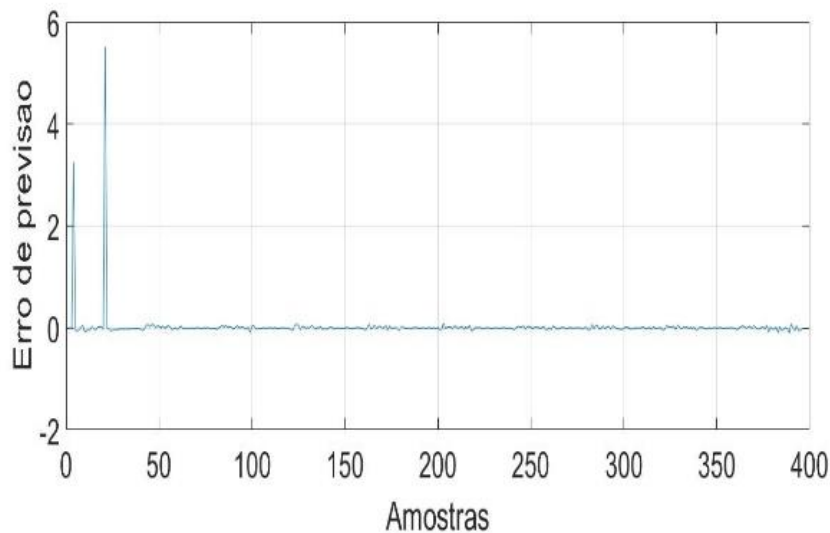


Figura 3. Erro de previsão referente ao modelo 6 do elo 1.

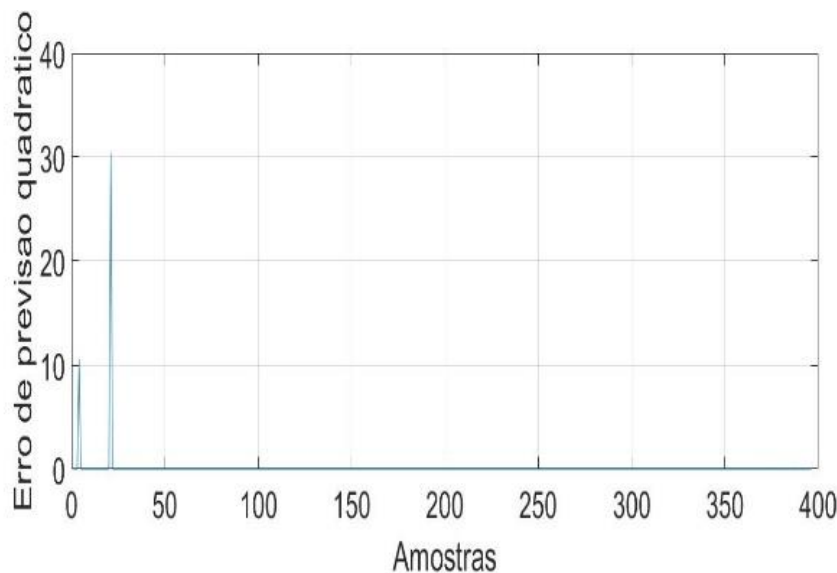


Figura 4. Erro de previsão quadrático referente ao modelo 6 do elo 1.

Conclusão

Este trabalho apresentou o modelamento de um robô manipulador de cinco graus de liberdade (5 GDL). Foram utilizados modelos lineares com pré-estruturas definidas na Tabela 1 em uma técnica de identificação recursiva, por meio do método MQR (Mínimos Quadrados Recursivo). Este método é utilizado para controle adaptativo de sistemas com o propósito de rastrear os parâmetros variantes do elo do robô sob análise. Os resultados apresentam saídas estimadas representativas em comparação com as saídas reais e os seus erros de previsão tendem a zero à medida que a saída estimada tende a saída real, o que atesta que a técnica utilizada na identificação obteve desempenho satisfatório.

4. REFERÊNCIAS

- Aguirre, L.A. Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais. 2. ed. Belo Horizonte: Editora da UFMG, 2000.
- Riul, J.A, Miranda, P. H., Silva, V.M.C, 2014. Modelamento não linear de um Robô Manipulador de três graus de liberdade planar. Brasília: CILAMCE 2016 Proceedings of the XXXVII Iberian Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering, 2014.
- Koivo, A.J., Guo, T. Adaptive Linear Controller for Robotic Manipulator. London: IEEE Transactions on Automatic Control, 1983. (Vol. AC-28)

MODELING OF A LINK OF A FIVE-DEGREE-OF-FREEDOM ELECTROMECHANICAL ROBOT MANIPULATOR

Nayara Formiga Rodrigues, nayara.formiga@gmail.com

José Antônio Riul, riul@ct.ufpb.com.br

Federal University of Paraíba, University City, João Pessoa, 58051-085

Federal University of Paraíba, University City, João Pessoa, 58051-085

Abstract. *The main goal of this paper is the modeling of a five-degree-of-freedom robot manipulator (5 DOF). The robot manipulator is composed of five rotational joints and four links. The link that has been modeled is responsible for the angular movement of the robot's base. Throughout the project, linear models will be obtained through the recursive identification technique using the ordinary least squares method (OLS). The results will be presented and analyzed.*

Keywords: *identification, modeling, robot manipulator.*