

MODELAMENTO EM TEMPO REAL DE TRÊS ELOS DE UM ROBÔ MANIPULADOR ELETROMECAÂNICO DE CINCO GRAUS DE LIBERDADE

Virgílio Mendonça da Costa e Silva^a. José Antonio Riul^b,
Paulo Henrique de Miranda Montenegro^b

^a *Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, PB, e-mail: virgiliomcs@gmail.com*

^b *Departamento de Engenharia Mecânica – Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, PB, e-mail: riul@ct.ufpb.br, paulo@ct.ufpb.br*

Palavras chaves: Robótica, Identificação, Controle Adaptativo

Resumo. O objetivo do presente trabalho é a obtenção de um modelo para três elos de um robô manipulador eletromecânico de cinco graus de liberdade (5 GDL). O robô manipulador é composto por cinco juntas rotacionais, por quatro elos e por uma garra. Cinco motores de corrente contínua são utilizados para o acionamento do robô e a transmissão do movimento dos motores para as juntas é realizada através de trens de engrenagens. As medidas das posições angulares das juntas são realizadas por potenciômetros. Modelos de robôs manipuladores são obtidos usando equações de Newton – Euler ou de Lagrange; e são acoplados e não lineares. Neste trabalho, o modelo de três elos do robô manipulador é obtido em tempo real, para cada período de amostragem. Os parâmetros dos elos, são identificados pelo método dos mínimos quadrados recursivo (MQR), em função de excitações impostas aos motores que acionam os elos e das respostas obtidas nas juntas. Esta técnica de identificação é usada em sistemas não lineares e com parâmetros variantes no tempo e é adequada para projeto e implementação de controladores adaptativos. Finalizando, são apresentados resultados experimentais com o modelo obtido para os elos do robô.

1 INTRODUÇÃO

O presente trabalho tem como objetivo o modelamento de três elos de um robô manipulador eletromecânico de cinco graus de liberdade (5 GDL). Os elos 1, 2 e 3 a serem analisados são mostrados na [Figura 1](#). O modelo matemático de um sistema pode ser obtido através de leis físicas, conhecido como modelo caixa branca ou por técnica de identificação paramétrica, conhecida como modelo caixa preta, que depende de dados reais do sistema.

Modelos caixa branca de robôs manipuladores são não lineares ([Spong e Vidyasagar, 1989](#); [Craig, 1988](#)), 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, são empregados.

Neste trabalho, a técnica de identificação paramétrica é utilizada na obtenção dos parâmetros dos três elos do robô em análise. Na obtenção dos dados para identificação, os três motores CC que acionam os elos 1, 2 e 3 do robô manipulador, são excitados em malha aberta por funções pulso u_1 , u_2 e u_3 e as respostas β_1 , β_2 e β_3 dos elos são captadas por sensores potenciométricos. Modelagem matemática paramétrica em tempo real é largamente utilizada em projetos de controladores adaptativos explícitos, dada a atualização dos parâmetros do sistema à cada período de amostragem, o que vem adequar as variações na dinâmica sistema. O sistema será identificado pelo algoritmo dos mínimos quadrados recursivos (MQR). Para avaliação da qualidade dos modelos matemáticos obtidos para os três elos através do algoritmo supracitado usam-se os índices de desempenho, a saber: coeficiente de correlação múltipla (R^2) e somatório do erro quadrático (SEQ). Finalizando, são apresentados resultados experimentais mostrando o desempenho dos modelos obtidos para os elos do robô.

2 DESCRIÇÃO DO SISTEMA

O Robô Manipulador, mostrado na [Figura 1](#) é um robô didático, pesando aproximadamente 7 kg, referência RD5NT, fabricado pela empresa Didacta Itália, é composto de cinco juntas rotativas, quatro elos e uma garra. A primeira junta rotativa refere-se ao movimento angular da base, com deslocamento máximo de 293° , a segunda junta rotativa refere-se ao ombro, com deslocamento angular máximo de 107° , a terceira junta rotativa refere-se ao cotovelo, com deslocamento angular máximo de 284° e a quarta junta rotativa refere-se ao pulso com deslocamento angular máximo de 360° . Os elos do robô manipulador representam o tronco, o braço, o antebraço e o punho. A garra tem curso máximo de 22 mm, capacidade de fixação de 350 gramas e parada automática por meio de uma micro chave operando com velocidade de fechamento ajustável. A transmissão de cada movimento é feita por meio de bloco motor-reductor, com dois estágios de redução, e com relação de transmissão total de 1/500. Os motores dos blocos são de corrente contínua, referência 2139.906-22.112-050, fabricados pela Maxon Motor, com potencia de 2,5 watts e com capacitor de longa vida. A voltagem nominal dos motores CC é de 12 volts e a rotação máxima sem carga é de 6480 rpm. A reprodução dos deslocamentos angulares das juntas e movimento da garra é assegurada por meio de

potenciômetros rotativos lineares, referência 78CSB502, fabricados pela Sfernice, com resistência de 5 k Ω .

Um computador HP compaq com processador AMD Athlon dual core de 985 Mhz e 786 MB de RAM é utilizado para enviar comando de acionamento aos motores CC e receber os sinais dos sensores potenciométricos. A comunicação do robô com o computador, é realizada através de duas placas de entrada e saída de dados, NI USB-6009 e de um programa computacional nas plataformas LabView e Matlab. Considerando as características de tensão e capacidade máxima de corrente das placas de entrada e saída de dados, houve a necessidade de introdução de um amplificador de potência para servir como fonte de suprimento aos motores de corrente contínua do robô manipulador. Este amplificador além de fornecer a potência necessária ao acionamento de cada motor, fornece a polaridade adequada para que o seu funcionamento se dê no sentido desejado. A decisão do sentido de rotação depende da tensão de excitação aplicada em seus terminais de entrada.

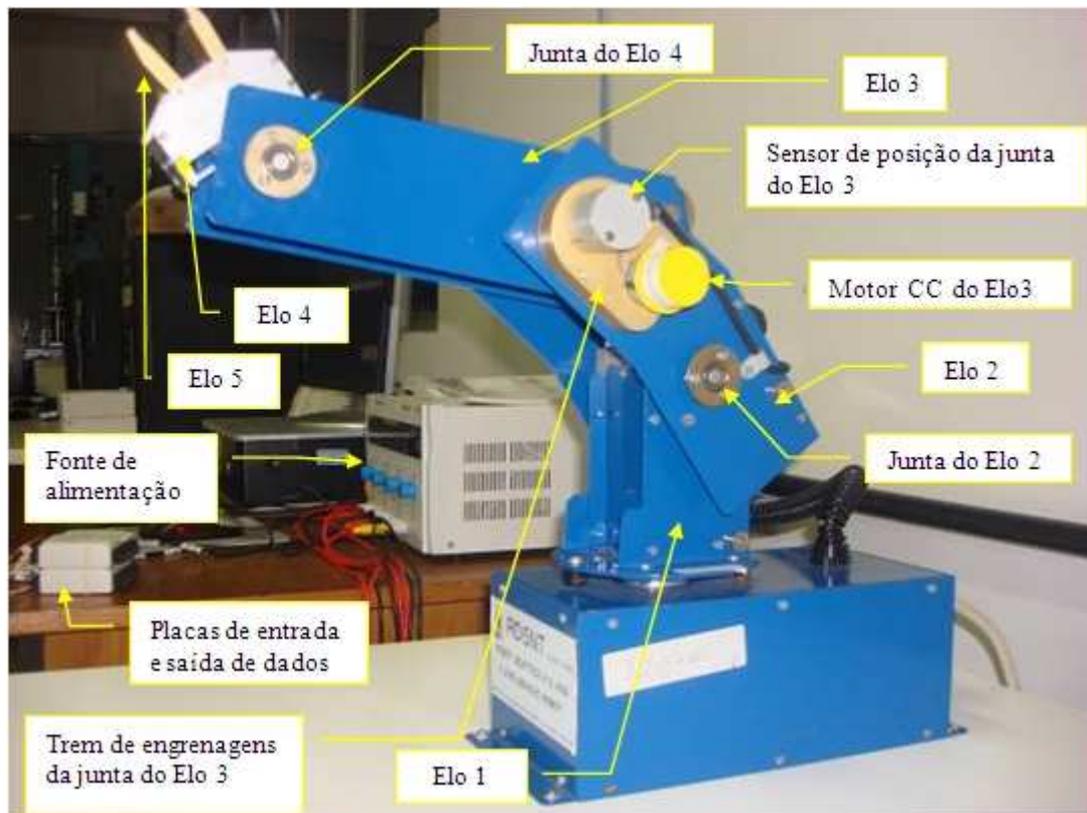


Figura 1: Robô Manipulador de 5 GDL

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, o algoritmo MQR é utilizado em tempo real para a identificação dos parâmetros dos elos 1, 2 e 3 do robô manipulador.

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. Considerando como modelo discreto de um sistema SISO o modelo ARX (Auto Regressivo com Entradas Externas) (Aguirre, 2007; Coelho e Coelho, 2004 e Ljung, 1999) tem-se:

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

onde:

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

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

$u(t)$ - entrada do sistema

$v(t)$ - saída do sistema

$e(t)$ - ruído branco com média nula e variância σ_e^2

t - tempo discreto

na - número de pólos do sistema

nb - número de zeros do sistema

A representação da Eq. (1) na forma de equações a diferenças é dada por:

$$v(t) = \varphi^T(t-1)\theta(t) \quad (2)$$

$$\varphi^T(t-1) = [-v(t-1) \quad -v(t-2) \quad \dots \quad -v(t-na) \quad u(t-d) \quad u(t-d-1) \quad \dots \quad u(t-d-nb)] \quad (2.1)$$

$$\theta(t) = [a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_{na} \quad b_0 \quad b_1 \quad \dots \quad b_{nb}] \quad (2.2)$$

$\varphi^T(t-1)$ - vetor de medidas

$\theta(t)$ - vetor de parâmetros

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

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

d - atraso de transporte

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

$$V = \phi \theta + E \quad (3)$$

V - vetor de saída

ϕ - matriz de observação

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

$$\hat{V} = \phi \hat{\theta} \quad (4)$$

Minimizando a Eq. (5), obtêm-se o estimador dos mínimos quadrados, também conhecido por estimador linear, dado pela Eq. (6).

$$J = \min_{\hat{\theta}} \|\varepsilon\|^2 \quad (5)$$

onde:

$$\varepsilon = V - \hat{V} \quad (5.1)$$

$$\hat{\theta}_{MQ} = [\phi^T \phi]^{-1} \phi^T v \quad (6)$$

ε - erro de previsão

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

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

$$P(t) = [\phi^T(t) \phi(t)]^{-1} \quad (7)$$

O MQ é adaptado resultando no algoritmo dos mínimos quadrados recursivo (MQR). No MQR, as estimativas anteriormente calculadas no instante de tempo t , são atualizadas para obtenção do vetor de parâmetros $\hat{\theta}(t)$, conforme Eq. (8).

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + K(t+1)\varepsilon(t+1) \quad (8)$$

onde:

$$K(t+1) = \frac{P(t)\phi(t+1)}{1 + \phi^T(t+1)P(t)\phi(t+1)} \quad (8.1)$$

$$\varepsilon(t+1) = v(t+1) - \phi^T(t+1)\hat{\theta}(t) \quad (8.2)$$

$$P(t+1) = P(t) - \frac{P(t)\phi(t+1)\phi^T(t+1)P(t)}{1 + \phi^T(t+1)P(t)\phi(t+1)} \quad (8.3)$$

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

$P(t)$ - matriz de covariância

$\varepsilon(t+1)$ - erro de previsão

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

Para aumentar a sensibilidade do estimador MQR na presença de variações de parâmetros do sistema, implementa-se o 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 $0.9 \leq \lambda < 1$ as medidas atuais terão ponderação maior.

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

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + K'(t+1)\varepsilon(t+1) \quad (9)$$

onde:

$$K'(t+1) = \frac{P'(t)\phi(t+1)}{\lambda + \phi^T(t+1)P'(t)\phi(t+1)} \quad (9.1)$$

$$P'(t+1) = \frac{1}{\lambda} \left\{ P'(t) - \frac{P'(t)\phi(t+1)\phi^T(t+1)P'(t)}{\lambda + \phi^T(t+1)P'(t)\phi(t+1)} \right\} \quad (9.2)$$

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

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

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. (10) e o coeficiente de correlação múltipla (R^2), dado pela Eq. (11) (Coelho e Coelho, 2004).

$$\text{SEQ} = \sum_{k=1}^N [v(k) - \hat{v}(k)]^2 \quad (10)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N [v(k) - \hat{v}(k)]^2}{\sum_{k=1}^N [v(k) - \bar{v}]^2} \quad (11)$$

Quando o valor de R^2 é igual a unidade, indica uma exata adequação do modelo para os dados medidos do sistema e para R^2 entre 0,9 e 0,99; 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 dos elos 1, 2 e 3 do robô manipulador em estudo são obtidos através da identificação paramétrica em tempo real, usando o MQR dado pela Eq. (9). Porém, como os três elos do robô tem dinâmica acoplada, o vetor de medidas $\varphi^T(t-1)$ da Eq. (2.1) engloba dados $u_i(t)$ e $v_i(t)$, dos três elos do robô. Da mesma forma, o vetor de parâmetros $\theta(t)$ da Eq. (2.2) é formado por um conjunto de parâmetros a_i e b_j dependente do acoplamento dos três elos.

Para a identificação, os dados coletados são as excitações enviadas do computador para os três motores CC que acionam as três juntas do robô; $u_1(t)$, $u_2(t)$ e $u_3(t)$ e as respostas obtidas que são as posições angulares das três juntas do robô; $\beta_1(t)$, $\beta_2(t)$ e $\beta_3(t)$. Com a solução da Eq. (9), obtêm-se os vetores de parâmetros $\hat{\theta}_1(t)$, $\hat{\theta}_2(t)$ e $\hat{\theta}_3(t)$ dos elos 1, 2 e 3 do robô manipulador, para cada período de amostragem, considerando como estruturas pré-definidas para cada elo do robô:

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

$$\hat{\theta}_1 = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ b_1 \ b_2 \ b_3] \quad (12)$$

$$\hat{\theta}_2 = [a_4 \ a_5 \ a_6 \ b_4 \ b_5 \ b_6] \quad (13)$$

$$\hat{\theta}_3 = [a_7 \ a_8 \ a_9 \ b_7 \ b_8 \ b_9] \quad (14)$$

com o vetor de medidas, dado por (15).

$$\varphi^T(t-1) = [-\beta_1(t-1) \ -\beta_2(t-1) \ -\beta_3(t-1) \ u_1(t-1) \ u_2(t-1) \ u_3(t-1)] \quad (15)$$

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

$$\hat{\theta}_1 = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5 \ a_6 \ b_1 \ b_2 \ b_3 \ b_4 \ b_5 \ b_6] \quad (16)$$

$$\hat{\theta}_2 = [a_7 \ a_8 \ a_9 \ a_{10} \ a_{11} \ a_{12} \ b_7 \ b_8 \ b_9 \ b_{10} \ b_{11} \ b_{12}] \quad (17)$$

$$\hat{\theta}_3 = [a_{13} \ a_{14} \ a_{15} \ a_{16} \ a_{17} \ a_{18} \ b_{13} \ b_{14} \ b_{15} \ b_{16} \ b_{17} \ b_{18}] \quad (18)$$

com o vetor de medidas, dado por (19).

$$\begin{aligned} \varphi^T(t-1) = & [-\beta_1(t-1) \quad -\beta_1(t-2) \quad -\beta_2(t-1) \quad -\beta_2(t-2) \quad -\beta_3(t-1) \quad -\beta_3(t-2) \\ & u_1(t-1) \quad u_1(t-2) \quad u_2(t-1) \quad u_2(t-2) \quad u_3(t-1) \quad u_3(t-2)] \end{aligned} \quad (19)$$

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

$$\hat{\theta}_1 = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5 \ a_6 \ a_7 \ a_8 \ a_9 \ b_1 \ b_2 \ b_3 \ b_4 \ b_5 \ b_6 \ b_7 \ b_8 \ b_9] \quad (20)$$

$$\hat{\theta}_2 = [a_{10} \ a_{11} \ a_{12} \ a_{13} \ a_{14} \ a_{15} \ a_{16} \ a_{17} \ a_{18} \ b_{10} \ b_{11} \ b_{12} \ b_{13} \ b_{14} \ b_{15} \ b_{16} \ b_{17} \ b_{18}] \quad (21)$$

$$\hat{\theta}_3 = [a_{19} \ a_{20} \ a_{21} \ a_{22} \ a_{23} \ a_{24} \ a_{25} \ a_{26} \ a_{27} \ b_{19} \ b_{20} \ b_{21} \ b_{22} \ b_{23} \ b_{24} \ b_{25} \ b_{26} \ b_{27}] \quad (22)$$

com o vetor de medidas, dado por (23).

$$\begin{aligned} \varphi^T(t-1) = & [-\beta_1(t-1) \quad -\beta_1(t-2) \quad -\beta_1(t-3) \quad -\beta_2(t-1) \quad -\beta_2(t-2) \quad -\beta_2(t-3) \quad -\beta_3(t-1) \quad -\beta_3(t-2) \quad -\beta_3(t-3) \\ & u_1(t-1) \quad u_1(t-2) \quad u_1(t-3) \quad u_2(t-1) \quad u_2(t-2) \quad u_2(t-3) \quad u_3(t-1) \quad u_3(t-2) \quad u_3(t-3)] \end{aligned} \quad (23)$$

Além das estruturas acima definidas, outras considerando atrasos de transporte $d \neq 1$, nos elos do robô, podem ser analisadas.

As respostas estimadas $\hat{\beta}_1(t)$, $\hat{\beta}_2(t)$ e $\hat{\beta}_3(t)$ são obtidas pela Eq. (24), pela Eq. (25) e pela Eq. (26), respectivamente, a partir da Eq. (4).

$$\hat{\beta}_1(t) = \varphi^T(t-1)\hat{\theta}_1(t) \quad (24)$$

$$\hat{\beta}_2(t) = \varphi^T(t-1)\hat{\theta}_2(t) \quad (25)$$

$$\hat{\beta}_3(t) = \varphi^T(t-1)\hat{\theta}_3(t) \quad (26)$$

Observa-se que o vetor de medidas $\varphi^T(t-1)$ usado na solução da Eq. (9) é único para cada estrutura definida, porém os vetores de parâmetros $\hat{\theta}_1(t)$, $\hat{\theta}_2(t)$ e $\hat{\theta}_3(t)$ são distintos para cada estrutura. Na obtenção das respostas estimadas $\hat{\beta}_1(t)$, $\hat{\beta}_2(t)$ e $\hat{\beta}_3(t)$, como dado pelas Eqs. (24), (25) e (26) usa-se também um único vetor de medidas $\varphi^T(t-1)$. Na realização dos experimentos, o tempo de amostragem (T_s) utilizado, foi determinado (Aguirre, 2007.a) conforme Eq. (27).

$$t_r / 25 \leq T_s \leq t_r / 5 \quad (27)$$

onde: t_r - tempo subida - é o tempo necessário para cada elo do robô atingir 95% da resposta, no regime transiente, quando submetido à excitações tipo pulso; t - tempo discreto; $t = kT_s$, com $k = 1, 2, 3, \dots$

4 RESULTADOS

Na realização dos experimentos utilizou-se: tempo de amostragem $T_s = 120$ ms; como excitação dos elos 1, 2 e 3 do robô, as seqüências de pulsos mostradas na Figura 2; valores iniciais nulos para os parâmetros dos três elos; na estimação com o MQR usou-se fator de esquecimento $\lambda = 0,97$. O sistema funciona da seguinte forma: três motores CC excitam os três elos do robô e suas posições angulares são medidas. De posse desses dados; $u_1(t)$, $u_2(t)$, $u_3(t)$, $\hat{\beta}_1(t)$, $\hat{\beta}_2(t)$ e $\hat{\beta}_3(t)$, o estimador MQR estima os parâmetros dos elos 1, 2 e 3 utilizando o modelo ARX com: um pólo e um atraso; dois pólos, um atraso e um zero; três pólos um atraso e dois zeros.

Dos resultados obtidos determinou-se o SEQ para cada elo, dado pela Eq.(11) e o coeficiente de correlação múltipla R^2 dado pela Eq. (12). Como resultado foi montada a

Tabela 1 para o elo 1, a Tabela 2 para o elo 2 e a Tabela 3 para o elo 3.

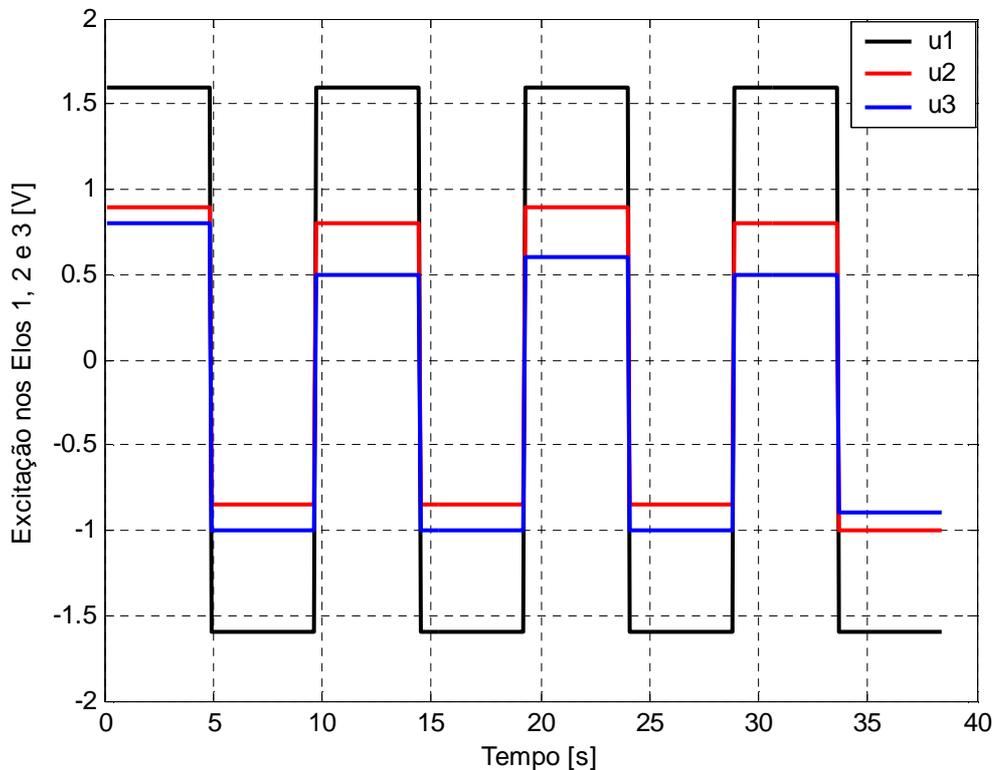


Figura 2: Excitação nos Elos 1, 2 e 3 do Robô Manipulador

Estrutura do modelo			Índices de desempenho	Algoritmo de estimação
Número de pólos (na)	Número de zeros (nb)	Número de atrasos (d)		MQR
1	0	1	R ²	0,9997320081
			SEQ	0,0428156278
2	1	1	R ²	0,9999490499
			SEQ	0,0082283550
3	2	1	R ²	0,9999398040
			SEQ	0,0098351347

Tabela 1: Índices de desempenho do Elo 1 do Robô Manipulador

Conforme os resultados da Tabela 1, da Tabela 2 e da Tabela 3, verifica-se que o modelo do elo 1 com dois pólos, um zero e um atraso de transporte, têm os melhores índices de desempenho; que o modelo do elo 2 com três pólos, um zero e um atraso de transporte, têm os melhores índices de desempenho e que o modelo do elo 3 com três pólos, um zero e um atraso de transporte, têm os melhores índices de desempenho.

Estrutura do modelo			Índices de desempenho	Algoritmo de estimação
Número de pólos (na)	Número de zeros (nb)	Número de atrasos (d)		MQR
1	0	1	R ²	0,9994315786
			SEQ	0,0209785694
2	1	1	R ²	0,9998566924
			SEQ	0,0047744373
3	2	1	R ²	0,9998833820
			SEQ	0,0039578279

Tabela 2: Índices de desempenho do Elo 2 do Robô Manipulador

Estrutura do modelo			Índices de desempenho	Algoritmo de estimação
Número de pólos (na)	Número de zeros (nb)	Número de atrasos (d)		MQR
1	0	1	R ²	0,9994481528
			SEQ	0,0171198754
2	1	1	R ²	0,9997835804
			SEQ	0,0067385863
3	2	1	R ²	0,9998718303
			SEQ	0,0043237816

Tabela 3: Índices de desempenho do Elo 3 do Robô Manipulador

A [Figura 3](#) mostra as saídas real e estimada do elo 1 do robô, a [Figura 4](#) mostra as saídas real e estimada do elo 2 do robô e a [Figura 6](#) mostra as saídas real e estimada do elo 3 do robô. Os erros de previsão dos elos do robô são mostrados nas [Figuras 6, 7 e 8](#).

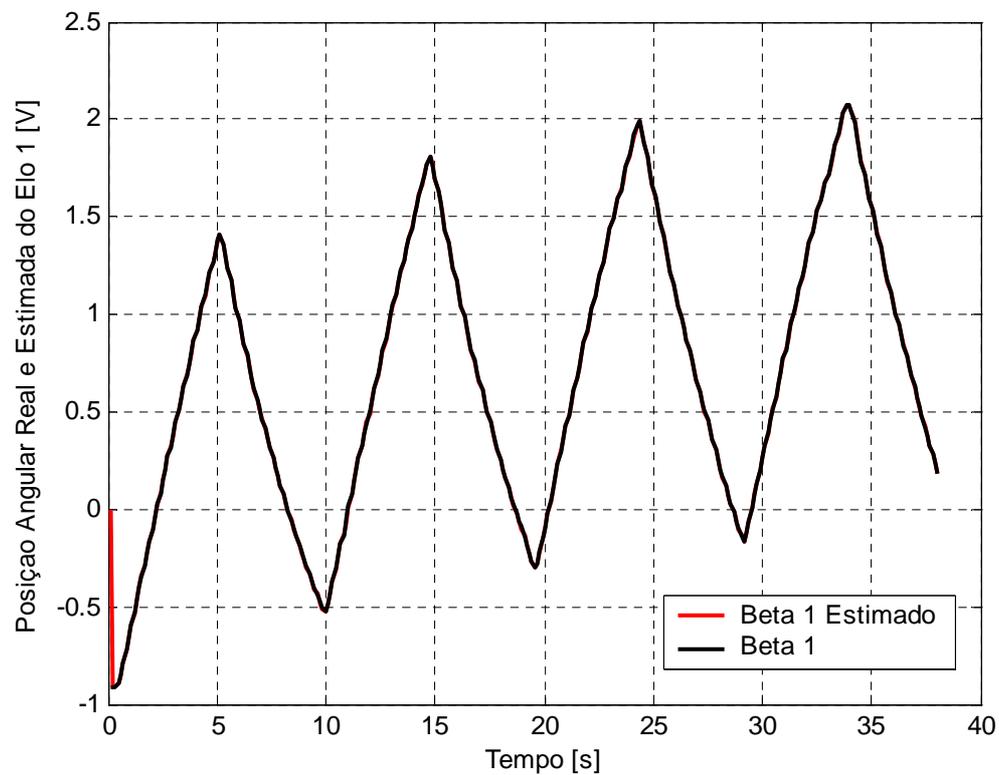


Figura 3: Saídas Real e Estimada do Elo 1 do Robô Manipulador

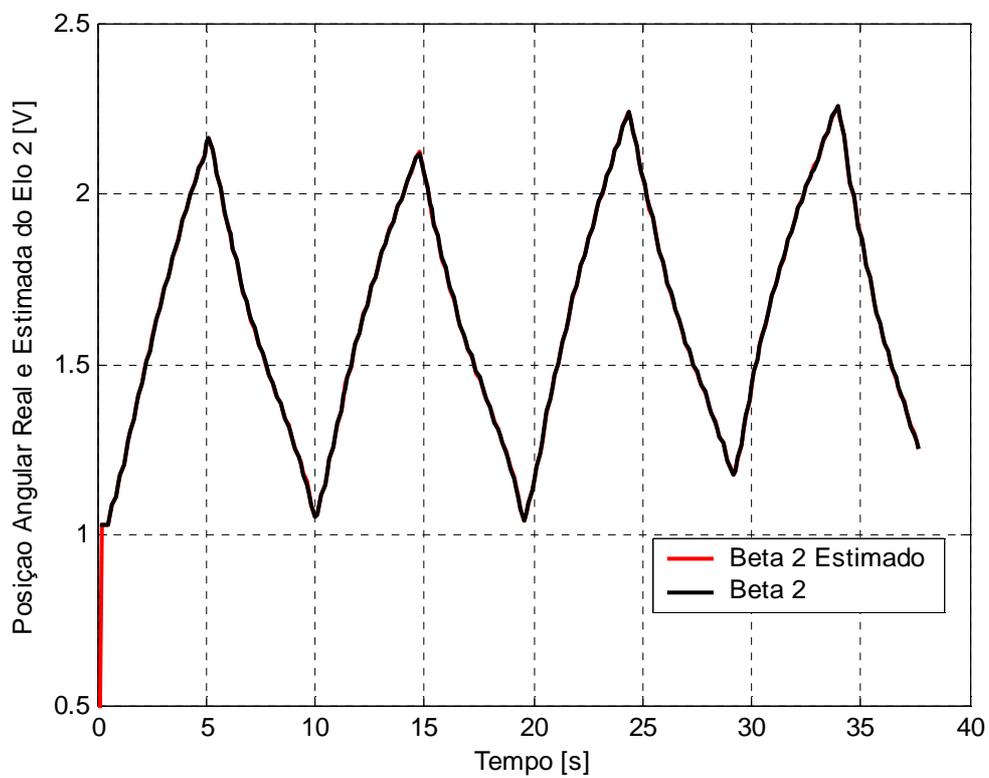


Figura 4: Saídas Real e Estimada do Elo 2 do Robô Manipulador

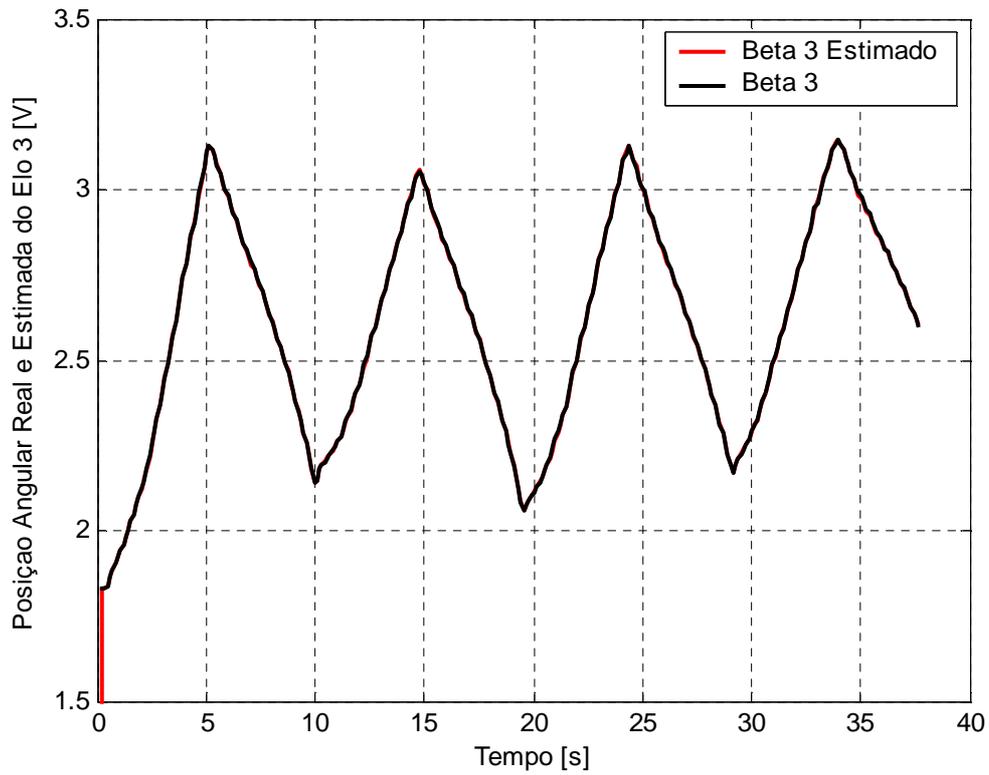


Figura 5: Saídas Real e Estimada do Elo 3 do Robô Manipulador

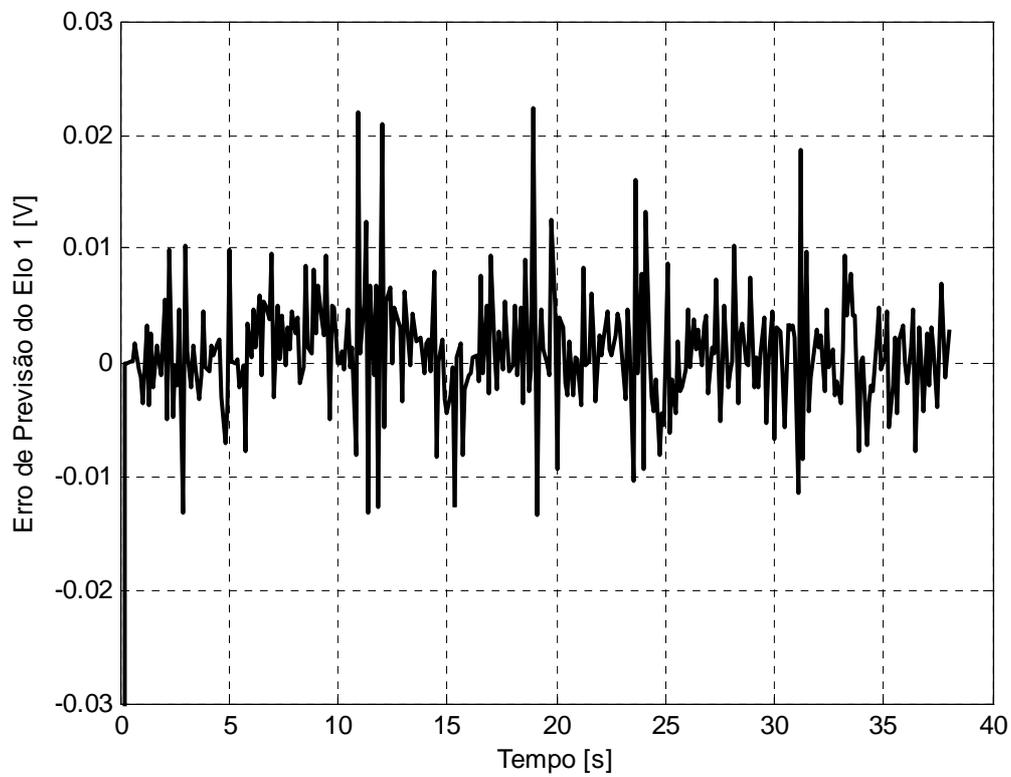


Figura 6: Erro de Previsão do Modelo do Elo 1 do Robô Manipulador

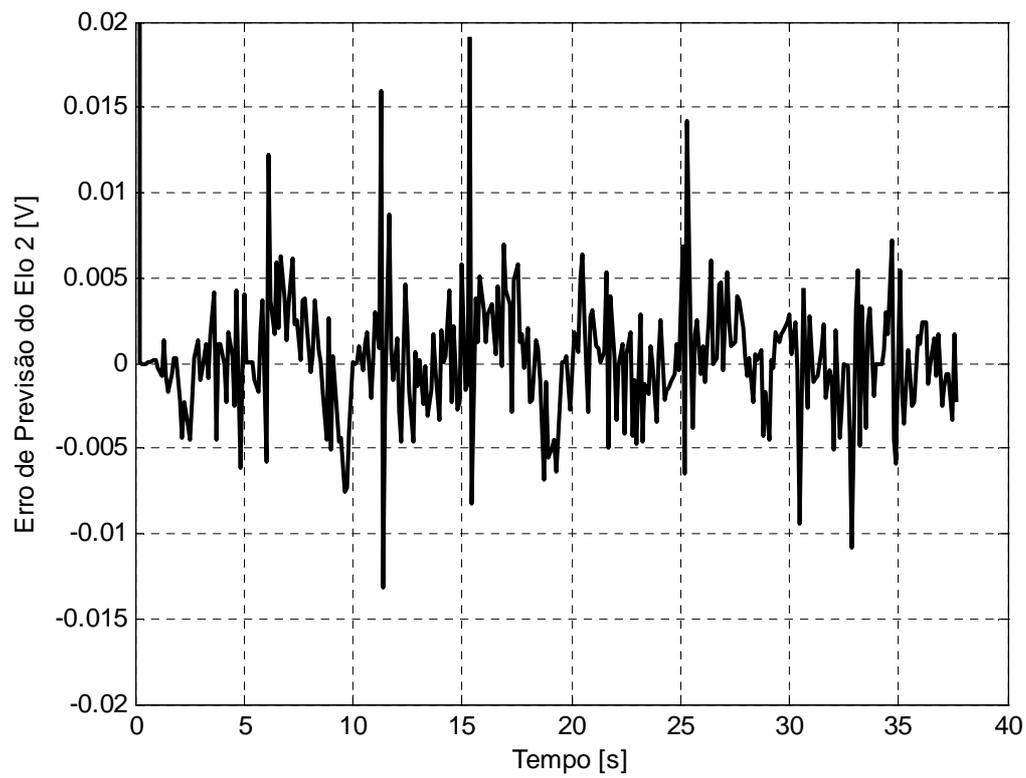


Figura 7: Erro de Previsão do Modelo do Elo 2 do Robô Manipulador

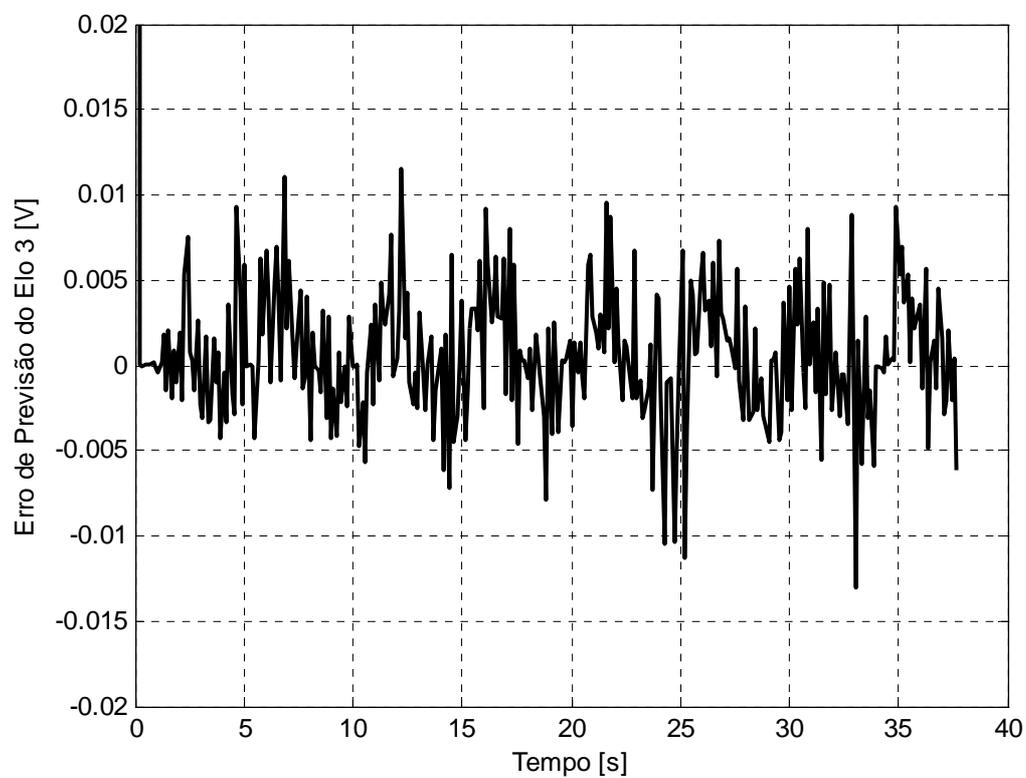


Figura 8: Erro de Previsão do Elo 3 do Robô Manipulador

5 CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou a identificação em tempo real de três elos de um robô manipulador articulado de 5 GDL, acionado por motores CC e com deslocamentos angulares das juntas captados através dos sinais emitidos por meio de potenciômetros rotativos lineares. Dos resultados obtidos, verifica-se através das Tabelas 1, 2 e 3 que os parâmetros estimados representam satisfatoriamente os parâmetros reais dos elos do robô, o que pode ser ratificado pelos erros de previsão apresentados pelas Figuras 6, 7 e 8, além dos coeficientes de correlação múltipla que apresentaram valores muito próximos da unidade. Conclusivamente, com base nestes resultados pode-se afirmar que a estrutura de modelo com dois pólos, um zero e um atraso de transporte, que se apresentou melhor para o elo 1, como as estruturas de modelo com três pólos, dois zeros e um atraso de transporte, que se apresentaram melhores para os elos 2 e 3 do robô, podem ser utilizadas em aplicações práticas tais como projetos de controladores adaptativos.

6 AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a CAPES pelo financiamento desta pesquisa.

7 REFERÊNCIAS

- Aguirre, L. A., *Introdução à Identificação, Técnicas Lineares e Não – Lineares Aplicadas a Sistemas Reais*, Editora UFMG, 2007.
- Aguirre, L. A., *Enciclopédia de Automática, Controle e Automação*, 2ª Edição, volume 3, pp. 130-131, Editora Edgard Blucher, 2007.a.
- Aström, K. J. & Wittenmark, B., *Adaptive Control*, 2ª Edição, Editora Addison Wesley, 1995.
- Coelho, A. A. R., Coelho, L. S., *Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares*, Editora da UFSC, 2004.
- Craig, J. J., *Introduction to Robotics Mechanics & Control*, Addison - Wesley, 1988.
- Isermann, R., Lachman, K. H., Matko, D., *Adaptive Control Systems*, Editora Prentice Hall, 1992.
- Koivo, A. J., Guo, T., Adaptive Linear Controller for Robotic Manipulator, *IEEE Trans. Automat. Contr.*, Vol. AC-28, pp. 162-171, 1983.
- Ljung, L., *System Identification. Theory for the User.*, second edn, Prentice Hall, Inc, Upper Saddle River, 1999.
- Spong, M. W., Vidyasagar, M., *Robot Dynamics and Control*, John Wiley & Sons, 1989.

8 DIREITOS AUTORAIS

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo do material impresso incluído neste trabalho.