



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAIBA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA
MESTRADO**

**MODELAMENTO NÃO LINEAR DE UM ELO DE UM ROBÔ
MANIPULADOR DE TRÊS GRAUS DE LIBERDADE**

JOCEFÁBIO ROMEIK ALVES LOPES

**João Pessoa-PB
2017**

JOCEFÁBIO ROMEIK ALVES LOPES

**MODELAMENTO NÃO LINEAR DE UM ELO DE UM ROBÔ
MANIPULADOR DE TRÊS GRAUS DE LIBERDADE**

Dissertação apresentada ao Programa de
Pós-Graduação em Engenharia Mecânica
da Universidade Federal da Paraíba -
UFPB, em cumprimento às exigências para
obtenção do Título de Mestre.

Orientador: Prof. Dr. José Antonio Riul

**João Pessoa-PB
2017**

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

L864m Lopes, Jocefábio Romeik Alves.

Modelamento não linear de um elo de um robô manipulador
de três graus de liberdade / Jocefábio Romeik Alves

Lopes. - João Pessoa, 2017.

50 f. : il.

Orientação: José Antonio Riul.

Dissertação (Mestrado) - UFPB/CT.

1. Engenharia mecânica. 2. Robótica. 3. Sistemas não
lineares. I. Riul, José Antonio. II. Título.

UFPB/BC

MODELAMENTO NÃO LINEAR DE UM ELO DE UM ROBÔ MANIPULADOR DE TRÊS GRAUS DE LIBERDADE

por

Jocefabio Romeik Alves Lopes

Dissertação aprovada em 12 de dezembro de 2017



Prof. Dr. JOSÉ ANTONIO RIUL
Orientador – UFPB



Prof. Dr. PAULO HENRIQUE DE MIRANDA MONTENEGRO
Examinador Interno – UFPB



Prof. Dr. JOSÉ CARLOS DE LIMA JUNIOR
Examinador Externo – UFPB

Dedico este trabalho aos meus pais Francisca Alves Lopes e Antônio Lopes da Silva (in memoriam), responsáveis pelo alicerce no qual estruturei a minha vida produtiva, às minhas irmãs Jordélia Raíça e Jocefábia Reíça, meu filho Romeir Antônio, Gizelia, e a toda minha família maravilhosa.

Agradecimentos

A Deus, simplesmente por ser o Tudo.

Aos meus pais, pelo o incentivo e apoio, sem eles jamais conseguiria tantas conquistas.

Ao meu orientador José Antônio Riul, por ser um profissional exemplar e que além do seu conhecimento, sempre disponibilizou o melhor ambiente para o desenvolvimento dessa dissertação.

Aos meus demais professores do curso de graduação, pois foram eles que formaram minha base de conhecimento.

Aos amigos que consegui conquistar entre os colegas da Pós-graduação, pela companhia e espírito de solidariedade demonstrada no decorrer deste trabalho.

MODELAMENTO NÃO LINEAR DE UM ELO DE UM ROBÔ MANIPULADOR DE TRÊS GRAUS DE LIBERDADE

RESUMO

O objetivo do presente trabalho é modelar em tempo real um elo de um robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade (3GDL) cartesiano. O robô manipulador é constituído basicamente por três válvulas eletropneumáticas proporcionais e por três cilindros pneumáticos, e seus parâmetros são identificados em tempo real pelo algoritmo dos Mínimos Quadrados Recursivos (MQR), de posse do modelo de Volterra. Finalizando, são apresentados resultados experimentais, de modelos obtidos.

Palavras chaves: Robótica, Modelamento Não Linear, Sistemas Não Lineares.

NON-LINEAR MODELING OF AN ELO OF A THREE DEGREE FREEDOM MANIPULATOR ROBOT

ABSTRACT

The objective of this work is to model in real time a link of an electro-pneumatic robot manipulator of three-degree Cartesian. The manipulator robot consists basically of three proportional electro pneumatic valves and three pneumatic cylinders, and its parameters are identified in real time by the Recursive Least Squares algorithm. In possession of the Volterra model. Finally, experimental results are presented, from the obtained models.

Keywords: *Robotics, Nonlinear Modeling, Nonlinear Systems.*

SUMÁRIO

RESUMO	VI
ABSTRACT	VII
LISTA DE FIGURAS	X
LISTA DE TABELAS	XII
LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS	XIII
CAPÍTULO 1	
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 INTRODUÇÃO	1
1.2 CARACTERÍSTICAS DE ROBÔ MANIPULADOR	1
1.3 OBJETIVOS	2
1.3.1 Objetivo geral	2
1.3.2 Objetivos específico	2
1.4 JUSTIFICATIVA	3
1.5 METODOLOGIA	3
1.6 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	4
CAPÍTULO 2	
2 DESCRIÇÃO DO SISTEMA	5
2.1 INTRODUÇÃO	5
2.2 DESCRIÇÃO DO ROBÔ MANIPULADOR ELETROPNEUMÁTICO DE TRÊS GRAUS DE LIBERDADE CARTESIANO	5
2.2.1 Especificações das unidades de suprimento de ar comprimido e de tensão	8
2.2.2 Especificações técnicas dos componentes do sistema	9
2.3 CONCLUSÃO	12
CAPÍTULO 3	
3 MODELAMENTO NÃO LINEAR DE SISTEMAS	13
3.1 INTRODUÇÃO	13
3.2 IDENTIFICAÇÃO DO ROBÔ MANIPULADOR	14
3.3 ESCOLHA DO TEMPO DE AMOSTRAGEM	21

3.4	CONCLUSÃO	24
	CAPÍTULO 4	
4	MODELAGEM NÃO LINEAR DO ELO DO MANIPULADOR ELETROPNEUMÁTICO DE TRÊS GRAUS DE LIBERDADE	25
4.1	INTRODUÇÃO	25
4.2	MODELOS MATEMÁTICOS NÃO LINEARES DO ELO Z DO ROBÔ	25
4.3	RESULTADOS OBTIDOS COM OS MODELOS MATEMÁTICOS NÃO LINEARES EM SIMULAÇÕES E EM TEMPO REAL DO ELO Z DO MANIPULADOR ELETROPNEUMÁTICO	27
4.4	CONCLUSÃO	41
	CAPÍTULO 5	
5.1	CONSIDERAÇÕES FINAIS	42
	REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS	43
	APÊNDICE A	44
A.1	Identificação de sistemas	45
A.2	Listagem dos programas em MATLAB	47

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1	Robô manipulador eletropneumático de 3 GDL	6
Figura 2.2	Foto do robô manipulador eletropneumático 3 GDL cartesiano	7
Figura 2.3	Diagrama de blocos da bancada de testes	7
Figura 2.4	Bancada de testes	8
Figura 2.5	Compressor de ar	9
Figura 4.1	Entrada do elo Z do robô manipulador	28
Figura 4.2	Entrada e saída real do elo Z do robô manipulador	28
Figura 4.3	Saída real e estimada em simulação do elo Z do robô manipulador do modelo 3	29
Figura 4.4	Saídas real e estimada em tempo real, do elo Z do robô manipulador do modelo 3	29
Figura 4.5	Erro de estimação em simulação do elo Z do robô manipulador do modelo 3	30
Figura 4.6	Erro de estimação em tempo real do elo Z do robô manipulador do modelo 3	30
Figura 4.7	Parâmetros estimados em simulação (a_1, b_1, b_2, b_3)	31
Figura 4.8	Parâmetros estimados em simulação (b_4, b_5, b_6)	32
Figura 4.9	Parâmetros estimados em tempo real ($a_{1z}, b_{1z}, b_{2z}, b_{3z}$)	33
Figura 4.10	Parâmetros estimados em tempo real (b_{4z}, b_{5z}, b_{6z})	34
Figura 4.11	Saídas real e estimada em simulação do elo Z do robô manipulador do modelo 5	35
Figura 4.12	Saídas real e estimada em tempo real, do elo Z do robô manipulador do modelo 5	35

Figura 4.13	Erro de estimação em simulação, do elo Z do robô manipulador do modelo 5	36
Figura 4.14	Erro de estimação em tempo real, do elo Z do robô manipulador do modelo 5	36
Figura 4.15	Parâmetros estimados em simulação (a_1, a_2, b_1, b_2)	37
Figura 4.16	Parâmetros estimados em simulação (b_3, b_4, b_5, b_6)	38
Figura 4.17	Parâmetros estimados em tempo real ($a_{1z}, a_{2z}, b_{1z}, b_{2z}$)	39
Figura 4.18	Parâmetros estimados em tempo real ($b_{3z}, b_{4z}, b_{5z}, b_{6z}$)	40

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1	Dados técnicos do compressor de ar	9
Tabela 2.2	Especificações técnicas dos cilindros pneumáticos utilizados nos elos X e Z	10
Tabela 2.3	Especificações técnica do cilindro pneumático utilizado no elo Y	10
Tabela 2.4	Especificações técnica das válvulas eletropneumáticas proporcionais	11
Tabela 3.1	Parâmetros de inicialização do programa computacional <i>Identmqr</i>	20
Tabela 4.1	Parâmetros do modelo do sistema referentes o elo Z do robô manipulador	26
Tabela 4.2	Índice de desempenho do elo Z	27

LISTA DE SIMBOLOS E ABREVIATURAS

ε – erro de previsão

$K(k + 1)$ – ganho do estimador

$K'(k + 1)$ – ganho do estimador com fator de esquecimento

$P(k)$ – matriz de covariância

$P'(k)$ – matriz de covariância com fator de esquecimento

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

$K(k + 1)$ – ganho do estimador MQR

$P(k)$ – matriz de covariância do estimador MQR

$\varepsilon(k + 1)$ – erro de previsão do estimador MQR

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

$\phi^T(k)$ – vetor de medidas

$\theta(k)$ – vetor de parâmetros

d – atraso de transporte

k – tempo discreto

λ – fator de esquecimento

R^2 – coeficiente de correlação múltipla

SEQ – somatório do erro quadrático

T_a – tempo de amostragem

$T_{95\%}$ – tempo necessário para que a resposta do sistema à entrada degrau atinja 95% do seu valor final

$u(t)$ – entrada do sistema

$v(t)$ – saída do sistema

a – polos do sistema

b – zeros do sistema

h – horizonte

m – ordem do modelo do sistema

p – grau de não linearidade do modelo do sistema

C_{ss} – offset

Nº de P – números de parâmetros

MIMO – sistema com múltiplas entradas e múltiplas saídas

MQR – mínimos quadrados recursivos

SISO – sistema com única entrada e única saída

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

1.1 INTRODUÇÃO

Este trabalho tem como objetivo modelar em tempo real um elo de um robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade (3GDL) cartesiano. Este capítulo apresenta na seção 1.2 características dos robôs manipuladores, na seção 1.3 apresenta os objetivos do mestrado, a seção 1.4 justificativa, a seção 1.5 discorre sobre a metodologia adotada e por fim a seção 1.6 a organização do trabalho.

1.2 CARACTERÍSTICAS DE ROBÔ MANIPULADOR

Os robôs industriais são manipuladores formados por cadeias de corpos (elos), em cuja extremidade é fixada uma ferramenta ou garra (órgãos efetadores), através do qual é possível o robô executar determinadas tarefas. Por exemplo, transporte de carga seguindo uma trajetória, ambas pré-estabelecidas. Os elos que formam a cadeia são interligados por meio de juntas que, de acordo com o movimento relativo entre os elos, podem ser de translação ou de rotação. O movimento da ferramenta é o resultado do movimento das juntas, realizado pelos atuadores e monitorado por sensores.

Os atuadores podem ser hidráulicos e pneumáticos, eletromagnéticos.

O atuador pneumático é muito utilizado em robôs industriais que operam com movimentação de cargas entre posições bem definidas, limitadas por batentes mecânicos, o

que caracteriza o movimento ponto-a-ponto, não muito recomendado a controle de posicionamento entre as posições-limites (ROMANO, 2002).

Com relação à estrutura mecânica os robôs são classificados como sendo de coordenadas cartesianas p^órtico, coordenadas cilíndricas, coordenadas esféricas, Scara, articulado ou antropomórfico e paralelo. O robô de coordenadas cartesianas /p^órtico possui três juntas prismáticas, cujos eixos do movimento são coincidentes com um sistema de referência cartesiano (ROMANO, 2002; LEWIS *et. al.*, 2004).

O modelamento de um robô pode ser realizado por técnicas convencionais e não convencionais, podem utilizar modelos do sistema do tipo caixa branca, caixa preta ou caixa cinza. Os modelos de robôs do tipo caixa branca normalmente são não lineares (SPONG; VIDYASAGAR, 1989) enquanto que os do tipo caixa preta normalmente são lineares e podem ser determinados de duas formas: “off line” ou “on line”.

1.3 OBJETIVOS

Nesta seção serão apresentados os objetivos, gerais e específicos, deste trabalho.

1.3.1 Objetivo geral

- Obter modelos matemáticos não lineares que possuam parâmetros estimáveis em identificação recursiva para o elo Z do robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade

1.3.2 Objetivos específicos

- Encontrar modelos matemáticos não lineares SISO (*Single Input Single Output*) para o elo Z do manipulador eletropneumático de três graus de liberdade;
- Estimar os parâmetros dos modelos obtidos com um algoritmo recursivo;
- Verificar a eficiência dos modelos obtidos e compará-los.

1.4 JUSTIFICATIVA

Com o avanço cada vez mais rápido da tecnologia, as indústrias dos dias atuais estão cada vez mais buscando o aumento da produção, conciliando a saúde e a segurança do trabalho, bem como a preservação do meio ambiente. Esses fatores levam as indústrias a explorarem alternativas como à implantação de manipuladores robóticos em suas células produtivas que podem realizar o trabalho de forma mais rápida, eficiente e com maior qualidade, livrar o trabalho humano em casos que põem em risco a saúde, como por exemplo, à manipulação de materiais radioativos, atividade marítima em altas profundidades ou até mesmo trabalhos repetitivos.

Presenciando essa evolução dentro da indústria, o engenheiro mecânico tem a necessidade de buscar os conhecimentos relacionados ao funcionamento destas máquinas, aprofundando seu estudo no desenvolvimento do tema proposto.

1.5 METODOLOGIA

Primeiramente é implementado no robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade, a comunicação homem máquina com uma interface criada na plataforma LabVIEW[®]. No modelamento do sistema é utilizado um modelo não linear. No processo de identificação do sistema serão considerados modelos específicos para representar o elo do sistema, e então serão realizados estudos comparativos, através de programas desenvolvidos nas plataformas LabVIEW[®] e Matlab[®] utilizando um algoritmo recursivo de estimação de parâmetros em tempo real para estudos de eficiência e de comparação, entre diversas estruturas dos modelos. As comparações serão realizadas tomando como base os somatórios dos erros quadráticos, os coeficientes de correlação múltipla.

1.6 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esta dissertação consta de cinco capítulos e um apêndice.

O capítulo 1 apresenta as características do robô manipulador eletropneumático, incluindo os objetivos e contribuições, e uma justificativa, e por fim a metodologia a ser aplicada para conduzir e alcançar os objetivos esperados.

O capítulo 2 apresenta uma breve descrição do sistema experimental em estudo, o “Robô Manipulador Eletropneumático de Três Graus de Liberdade cartesiano”.

O capítulo 3 trata de modelamento não linear de sistemas. É definida a estrutura do modelo, identificação e validação do modelo matemático do manipulador em estudo.

O capítulo 4 trata do modelamento não linear de um elo de um robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade (3 GDL) cartesiano.

No capítulo 5 as conclusões finais desse trabalho são apresentadas.

O apêndice A aborda as principais etapas envolvidas na identificação de sistemas dinâmicos, bem como a listagem de programação para identificação do robô manipulador.

CAPÍTULO II

DESCRIÇÃO DO SISTEMA

2.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta a descrição do sistema em estudo, o robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade cartesiano, que se encontra no Laboratório de Dinâmica, do Departamento de Engenharia Mecânica, do Centro de Tecnologia, da Universidade Federal da Paraíba (UFPB), e que foi projetado e montado por professores deste laboratório. A seção 2.2 descreve o robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade cartesiano assim como o seu funcionamento com o sistema computacional. A seção 2.2.1 apresenta as especificações técnicas dos componentes que compõe o robô manipulador e o sistema computacional. A seção 2.2.2 apresenta as especificações das unidades de suprimento de ar comprimido e de tensão. E a seção 2.3 apresenta uma conclusão sobre o capítulo.

2.2 DESCRIÇÃO DO ROBÔ MANIPULADOR ELETROPNEUMÁTICO DE TRÊS GRAUS DE LIBERDADE CARTESIANO

O robô manipulador conforme mostrado na Fig. (2.1) e na Fig. (2.2) é composto por três elos prismáticos coincidentes com um sistema de coordenadas cartesiano dado pelos eixos X, Y e Z. Cada elo prismático é um cilindro pneumático de dupla ação, com haste simples. Os elos X e Z têm curso de 400 mm e o elo Y tem curso de 200 mm, e são montados de tal forma que o elo Z translada os dois outros elos e que o elo X translada o

elo Y, gerando assim um espaço de trabalho para o órgão efetuator igual a um paralelepípedo.

Para o acionamento dos cilindros pneumáticos são utilizadas três válvulas eletropneumáticas proporcionais de 5/2 ou 5/3 vias.

As válvulas são alimentadas por uma tensão de 24 VDC e recebem sinais analógicos de excitação variando de 0 à 5 VDC que servem para posicionar o carretel do êmbolo da válvula e assim controlar o fluxo de ar comprimido. As posições dos cilindros pneumáticos são medidas por réguas potenciométricas.

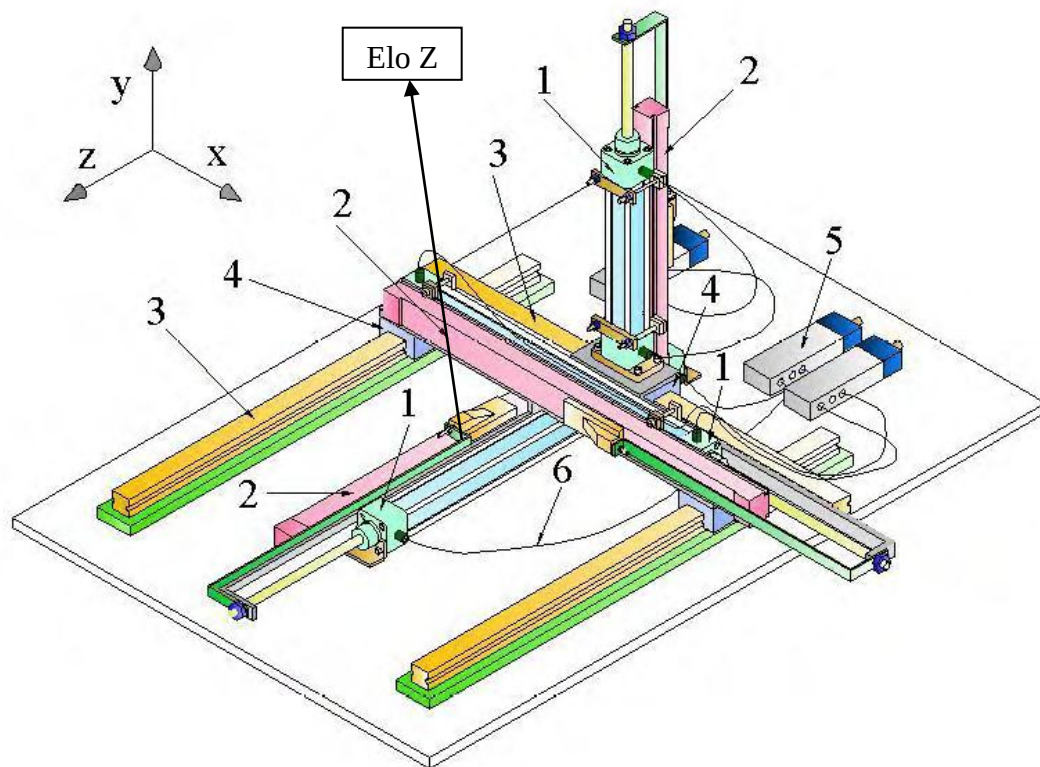


Figura 2.1 – Robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade cartesiano

formado por: (1) cilindros pneumáticos, (2) réguas potenciométricas, (3) guias, (4) patins de esferas, (5) válvulas eletropneumáticas proporcionais e (6) dutos de condução de ar comprimido.

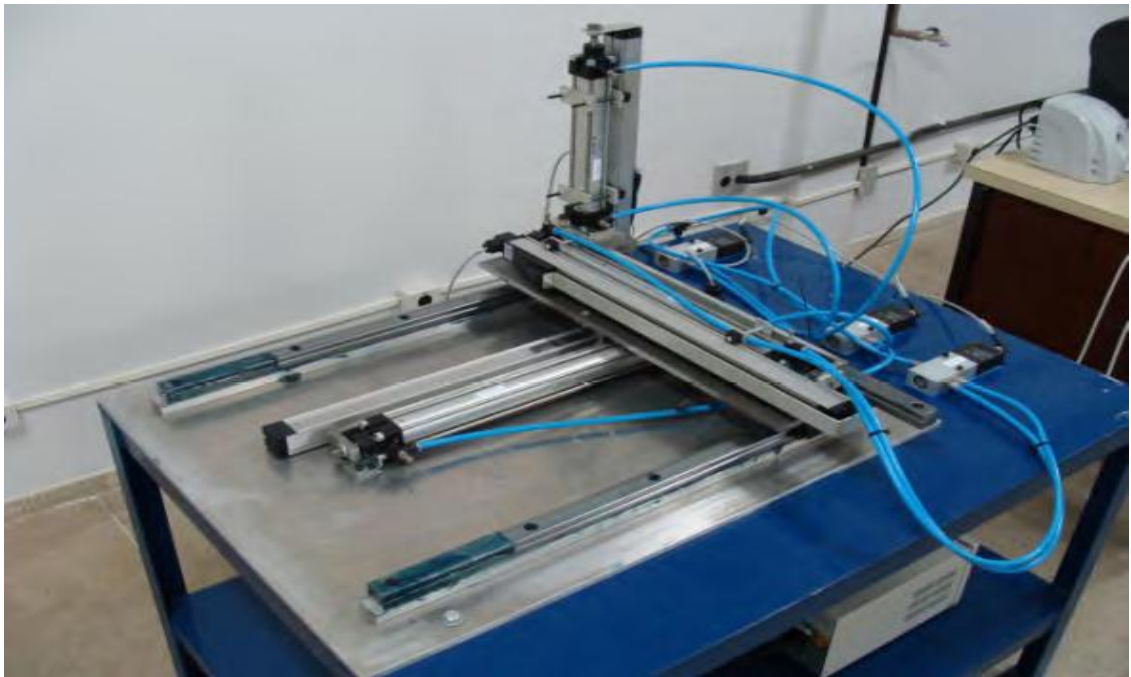


Figura 2.2 – Foto do robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade cartesiano

Um computador é utilizado para enviar os sinais de acionamento das válvulas e receber os sinais das réguas potenciométricas através de programas desenvolvidos na plataforma LabVIEW[®] com rotinas escritas na plataforma Matlab[®]. A comunicação do robô com o computador é realizada por duas placas de aquisição de dados. A Fig. (2.3) mostra de forma esquemática o sistema de aquisição de dados e a Fig. (2.4) mostra uma vista da bancada de testes montada.

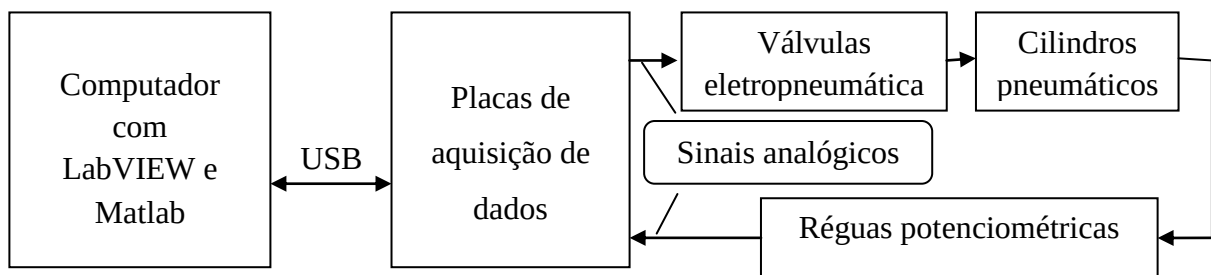


Figura 2.3 – Diagrama de blocos da bancada de testes



Figura 2.4 – Foto da Bancada de testes do Laboratório de Dinâmica do Centro de Tecnologia da UFPB

2.2.1 Especificações das unidades de suprimento de ar comprimido e de tensão

A unidade de suprimento de ar comprimido é dotada de um compressor de fabricação SCHULZ, modelo MSL 10 ML/175 que funciona de forma intermitente de acordo com a pressão ajustada no pressostato responsável pelo acionamento de sua máquina motriz. Este compressor possui uma capacidade de compressão de 283,17 l/min a uma pressão máxima de 8,3 MPa e a capacidade do seu reservatório é de 175 litros.

O ar comprimido é tratado por uma unidade composta por um filtro regulador de pressão e por um lubrificador, ambos da Werk-Schott[®]. Estes são dispositivos indispensáveis para o correto funcionamento dos equipamentos pneumáticos aumentando a vida útil de seus componentes tornando o ar comprimido livre de umidade e impurezas com a pressão necessária regulada e lubrificada conforme a necessidade do equipamento.

Utilizou-se também um regulador de corrente contínua de fabricação MINIPA[®], modelo MPL-3003, para fornecer a potência necessária às válvulas eletopneumáticas proporcionais a uma tensão de 24 VDC, além das tensões auxiliares de alimentação das réguas potenciométricas.



Figura 2.5 - Compressor de ar

Tabela 2.1 – Dados técnicos do compressor de ar

Modelo/Fabricante	MSL 10 ML-175 / SCHUZ
Peso Bruto	90 kg
Peso líquido	81 kg
Deslocamento teórico	10 pés³/min- 283 l/min
Pressão de operação máxima	8,3 MPa (83 bar)
Potência	2 hp-1,5 kw
Volume do reservatório	178 l
RPM	3430

2.2.2 Especificações técnicas dos componentes do sistema

Os cilindros pneumáticos utilizados são da série CWE da Wherk-Schott[®], as principais especificações técnicas estão na Tab. (2.2) para os elos X e Z e Tab. (2.3) para o elo Y.

Tabela 2.2 – Especificações técnicas dos cilindros pneumáticos utilizados nos elos X e Z

Modelo/Fabricante	CWEA03273310X0400/Werk-Schott
Tipo	Dupla ação com haste simples
Diâmetro	32 mm
Pressão de trabalho	Até 1,0 MPa (10 bar)
Curso efetivo	400 mm
Fluido	Ar comprimido filtrado
Temperatura ambiente	-10 °C a 80 °C
Força teórica a 0,6 MPa, avanço	482,55 N
Força teórica a 0,6 MPa, retorno	414,70 N

Tabela 2.3 – Especificações técnica do cilindro pneumático utilizado no elo Y

Modelo/Fabricante	CWEA03273310X0200/Werk-Schott
Tipo	Dupla ação com haste simples
Diâmetro	32 mm
Pressão de trabalho	Até 1,0 MPa (10 bar)
Curso efetivo	200 mm
Fluido	Ar comprimido filtrado
Temperatura ambiente	-10 °C a 80 °C
Força teórica a 0,6 MPa, avanço	482,55 N
Força teórica a 0,6 MPa, retorno	414,70 N

As réguas potenciométricas são de fabricação Festo[®], para o elo X utilizou-se uma de escala de 450 mm de especificação MLO-POT-450-TLF, para o elo Z utilizou-se uma de escala de 500 mm de especificação MLO-POT-500-TLF e para o elo Y utilizou-se uma de escala de 225 mm de especificação MLO-POT-225-TLF, todas com resolução de 0,01 mm. As réguas são acopladas longitudinalmente aos cilindros pneumáticos fixando o seu cursor a haste do cilindro, de acordo com a Fig. (2.1).

As válvulas eletropneumáticas proporcionais de 5/3 vias são da série MPYE daFesto[®] e as especificações técnicas dessas válvulas estão na Tab. (2. 4).

Tabela 2.4 – Especificações técnica das válvulas eletropneumáticas proporcionais

Modelo/Fabricante	MPYE-5-1/8-HF-010-B/Festo
Tipo	5/3 vias
Pressão absoluta de trabalho	Até 1,0 MPa (10 bar)
Vazão nominal	700 l/min
Temperatura de trabalho	5 °C a 40 °C
Temperatura ambiente	0 °C a 50 °C
Tensão de alimentação	24 VDC
Tensão de excitação	0 a 10 VDC

O computador utilizado no experimento possui um processador de Genuine Intel® de 1,60 GHz de velocidade de processamento e 960MB de memória RAM. As duas placas de aquisição de dados são de fabricação da National Instruments® de especificação NI USB 6009, sendo uma para receber os sinais das réguas potenciometricas dos elos X e Z e enviar os sinais de excitação para as válvulas que acionam esses elos e a outra para receber o sinal da régua potenciometrica do elo Y e enviar o sinal de excitação da válvula que aciona esse elo. Estas placas possuem 8 canais de entrada analógica e 2 de saída, 12 digitais entradas/saídas, interface USB com o computador, taxa de amostragem 48kS/s, faixa de tensão de entrada de ± 1 VDC a ± 20 VDC e faixa de tensão de saída de 0 a 5 VDC.

Como a tensão de entrada das válvulas (0 a 10 VDC) é diferente da tensão de saída das placas de aquisição de dados (0 a 5 VDC), utilizou-se um amplificador de potência para a passagem de tensão das placas para as válvulas.

2.3 CONCLUSÃO

Neste capítulo foi apresentado o robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade cartesiano, assim como o seu funcionamento com o sistema computacional.

Apresentaram-se também as especificações técnicas dos componentes do robô, do sistema computacional e das unidades de suprimento de ar comprimido e de tensão.

CAPÍTULO III

MODELAMENTO NÃO LINEAR DE SISTEMAS

3.1 INTRODUÇÃO

O processo de modelagem matemática consiste em obter um modelo que represente a dinâmica do sistema, utilizando modelos não lineares. Na prática, os modelos não lineares são mais adequados por representar estes sistemas com maior exatidão.

Este capítulo apresenta a teoria utilizada para a identificação de sistemas não lineares utilizando a teoria de identificação de modelos não lineares de uma entrada e uma saída.

Trata-se do modelamento de um elo do robô manipulador eletropneumático de três graus de liberdade (3 GDL) cartesiano. O elo a ser analisado é no eixo Z do sistema de referência mostrado na Fig. (2.1). A modelagem matemática de um sistema pode ser obtida através de leis físicas, conhecida como identificação caixa branca ou modelagem caixa branca; por técnicas de identificação paramétricas, conhecida como identificação caixa preta ou modelagem caixa preta e que dependem de dados reais do sistema, ou por identificação caixa cinza (AGUIRRE, 2007), como uma técnica que busca combinar as vantagens das duas identificações supracitadas.

A modelagem caixa branca resulta em modelamento não lineares (SPONG; VIDYASAGAR, 1989), enquanto que a modelagem caixa preta gera modelos lineares (AGUIRRE, 2007; ASTROM; WITTENMARK, 1995; ISERMANN, 1992). 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. As modelagens caixa branca, quando utilizadas, exige um

conhecimento amplo dos parâmetros físico dos sistemas, uma quantidade elevada de cálculos, o que torna necessário o uso de máquinas de grande porte, tendo em vista o esforço computacional requerido (KOIVO; GUO, 1983).

Na utilização da modelagem caixa preta, a estrutura é definida a priori e a escolha de modelos de primeira ou segunda ordem representam bem os sistemas reais, e requerem baixo esforço computacional. A identificação caixa cinza, utiliza-se de informações auxiliares que facilita a escolha da estrutura e estimação de parâmetros, além de relacionar características do modelo com a dinâmica do sistema (AGUIRRE, 2007).

Neste trabalho a técnica de identificação paramétrica é utilizada na obtenção dos parâmetros do sistema. Modelagem matemática paramétrica de sistemas é largamente utilizada, dado que a atualização dos parâmetros a cada período de amostragem visa à adequação das características do sistema e as variações na sua dinâmica.

O sistema será identificado pelo algoritmo dos mínimos quadrados recursivos (MQR) (AGUIRRE, 2007). Para avaliação da qualidade dos modelos matemáticos obtidos através do algoritmo supracitado usam-se os índices de desempenho, a saber: coeficiente de correlação múltipla (R^2), somatório do erro quadrático (SEQ).

3.2 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; WITTENMARK, 1995; RÚBIO; SANCHEZ, 1996; COELHO; 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). A identificação tipo caixa preta é utilizada no modelamento do robô manipulador sob análise. Neste modelamento, o algoritmo dos mínimos quadrados recursivos (MQR) é utilizado 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; e assim o MQR apresentado a seguir de forma genérica, é utilizado para identificação de um elo.

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

Neste trabalho os modelos matemáticos não lineares de sistemas, serão obtidos utilizando-se a série de Volterra (ISERMANN et al., 1992). O modelo paramétrico de Volterra mostrado na Eq. (3.1), é apropriado para estimação de parâmetros tendo com base os sinais de entrada e saída de um sistema (SISO).

$$\begin{aligned}
 v(k) = & - \sum_{i=1}^m a_i v(k-i) + \sum_{i=1}^m b_{1i} u(k-d-i) + \sum_{\beta_1=0}^h \sum_{i=1}^m b_{2\beta_1 i} u(k-d-i) u(k-d-\beta_1-i) + \\
 & + \dots \sum_{\beta_1=0}^h \sum_{\beta_2=\beta_1}^h \dots \sum_{\beta_{p-1}=\beta_2}^h \sum_{i=1}^m b_{p\beta_1 \dots \beta_{p-1} i} u(k-d-i) \cdot \prod_{\xi=1}^{p-1} u(k-d-\beta_{\xi}-i) + c_{ss}
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Onde:

$v(k)$ – resposta

$u(k)$ – entrada

a – pólos do sistema

b – zeros do sistema

h – horizonte

m – ordem do modelo do sistema

d – atraso de transporte

p – grau de não linearidade do modelo do sistema

C_{ss} – offset

A Equação (3.1) considerando $C_{ss} = 0$, assume a forma da Eq. (3.1.a).

$$v(k) = \theta(k)\varphi(k) \quad (3.1.a)$$

$$\hat{\theta} = [a_1 \dots a_m b_{11} \dots b_{1m} b_{201} \dots b_{20m} \dots b_{2hm} b_{300} \dots b_{3hbm} \dots b_{ph} \dots b_{hm} c_{ss}] \quad (3.1.b)$$

$$\begin{aligned} \varphi^T(k) = & [-y(k-1) \dots -y(k-m)u(k-d-1) \dots u(k-d-m)u^2(k-d-1) \dots u^2(k-d-m) \\ & \dots u(k-d-m)u(k-d-h-m)u^3(k-d-1) \dots u(k-d-m)u^2(k-d-h-m) \dots \\ & u(k-d-m)u^{p-1}(k-d-m-h)1] \end{aligned} \quad (3.1.c)$$

Considerando $m = 1$, $d = 1$, $p = 3$ e $h = 1$ na Eq. (3.1), obtém-se a Eq. (3.2), de um modelo não linear, de não linearidade na entrada, sendo m ordem do modelo; d atraso de transporte; p grau de não linearidade e h horizonte.

$$\begin{aligned} v(k) = & -a_1 v(k-1) + b_{11} u(k-2) + b_{201} u^2(k-2) + b_{211} u(k-2)u(k-3) + \\ & b_{3001} u^3(k-2) + b_{3111} u(k-2)u^2(k-3) + b_{3101} u^2(k-2)u(k-3) + c_{ss} \end{aligned} \quad (3.2)$$

A Eq. (3.2) considerando $c_{ss} = 0$, é mostrada conforme a Eq. (3.3).

$$v(k) = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & b_2 & b_3 & b_4 & b_5 & b_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -v(k-1) \\ u(k-2) \\ u^2(k-2) \\ u(k-2)u(k-3) \\ u^3(k-2) \\ u(k-2)u^2(k-3) \\ u^2(k-2)u(k-3) \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

A Eq.(3.3) é reescrita conforme a Eq. (3.4).

$$v(k) = \theta(k)\varphi(k) \quad (3.4)$$

Da Eq.(3.4) tem-se o vetor de parâmetros dado pela Eq. (3.5) e o vetor de medidas dado pela Eq. (3.6). Na Eq. (3.5) o tempo discreto k dos parâmetros a_i e b_j foi omitido.

$$\theta(k) = [a_1 \ b_1 \ b_2 \ b_3 \ b_4 \ b_5 \ b_6] \quad (3.5)$$

$$\varphi^T(k) = \begin{bmatrix} -v(k-1) \ u(k-2) \ u^2(k-2) \ u(k-2)u(k-3) \ u^3(k-2) \\ u(k-2)u^2(k-3) \ u^2(k-2)u(k-3) \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

$\varphi^T(k)$ – vetor de medidas

$\theta(k)$ – vetor de parâmetros

$u(k)$ – entrada do sistema

$v(k)$ – saída do sistema

d – atraso de transporte

k – tempo discreto

Considerando $m = 2$, $d = 1$, $p = 2$ e $h = 1$ na Eq. (3.1), obtém-se a Eq. (3.7), de um modelo não linear, de não linearidade na entrada, sendo m ordem do modelo; d atraso de transporte; p grau de não linearidade e h horizonte.

$$\begin{aligned} v(k) = & -a_1 v(k-1) - a_2 v(k-2) + b_{11} u(k-2) + b_{12} u(k-3) + b_{201} u^2(k-2) + \\ & b_{202} u^2(k-3) + b_{211} u(k-2)u(k-3) + b_{212} u(k-3)u(k-4) + c_{ss} \end{aligned} \quad (3.7)$$

A Eq. (3.7) considerando $c_{ss} = 0$, é mostrada conforme a Eq. (3.8).

$$v(k) = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & b_1 & b_2 & b_3 & b_4 & b_5 & b_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -v(k-1) \\ -v(k-2) \\ u(k-2) \\ u(k-3) \\ u^2(k-2) \\ u^2(k-3) \\ u(k-2)u(k-3) \\ u(k-3)u(k-4) \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Da Eq.(3.8) tem-se o vetor de parâmetros dado pela Eq.(3.9) e o vetor de medidas dado pela Eq. (3.10).

$$\theta(k) = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & b_1 & b_2 & b_3 & b_4 & b_5 & b_6 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$\varphi^T(k) = \begin{bmatrix} -v(k-1) & -v(k-2) & u(k-2) & u(k-3) & u^2(k-2) & u^2(k-3) \\ u(k-2)u(k-3) & u(k-3)u(k-4) \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

$u(k)$ – entrada do sistema

$v(k)$ – saída do sistema

d – atraso de transporte

k – tempo discreto

No MQR, as estimativas calculadas no instante de tempo k , são atualizadas para obtenção dos parâmetros $\hat{\theta}(k+1)$, conforme Eq.(3.11).

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + K(k+1)\varepsilon(k+1) \quad (3.11)$$

Na Eq. (3.12) calcula-se o erro de previsão.

$$\varepsilon(k+1) = y(k+1) - \varphi^T(k+1)\hat{\theta}(k) \quad (3.12)$$

Na Eq. (3.13) calcula-se o ganho do estimador.

$$K(k+1) = \frac{P(k)\varphi(k+1)}{\lambda + \varphi^T(k+1)P(k)\varphi(k+1)} \quad (3.13)$$

Onde:

$K(k+1)$ – ganho do estimador MQR

$P(k)$ – matriz de covariância do estimador MQR

Na Eq. (3.14) Calcula a matriz de covariância.

$$P(k+1) = P(k) - \frac{P(k)\varphi(k+1)\varphi^T(k+1)P(k)}{1 + \varphi^T(k+1)P(k)\varphi(k+1)} \quad (3.14)$$

Onde:

$K(k+1)$ – ganho do estimador MQR

$P(k)$ – matriz de covariância do estimador MQR

$\varepsilon(k+1)$ – erro de previsão do estimador MQR

$\hat{\theta}(k+1)$ – 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 $0,9 \leq \lambda \leq 1$ as medidas atuais terão ponderação maior.

O algoritmo de estimação dos mínimos quadrados recursivos (MQR) com fator de esquecimento é representado pela Eq.(3.15) (LJUNG, 1999):

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + k(k+1) \{ y(k+1) - \varphi^T(k+1) \hat{\theta}(k) \} \quad (3.15)$$

$$K(k+1) = \frac{P(k) \varphi(k+1)}{\lambda + \varphi^T(k+1) P(k) \varphi(k+1)} \quad (3.16)$$

$$P(k+1) = \frac{1}{\lambda} \left\{ P(k) - \frac{P(k) \varphi(k+1) \varphi^T(k+1) P(k)}{\lambda + \varphi^T(k+1) P(k) \varphi(k+1)} \right\} \quad (3.17)$$

Onde:

$K(k+1)$ – ganho do estimador MQR com fator de esquecimento

$P(k)$ – matriz de covariância do estimador MQR com fator de esquecimento

Utilizou-se o programa computacional *Identmqr*, escrito em linguagem Matlab e implementado na plataforma LabVIEW, (Apêndice A), na identificação de parâmetros de modelos, considerando os dados iniciais da Tabela 3.1.

Tabela 3.1 – Parâmetros de inicialização do programa computacional *Identmqr*

Parâmetros	Valores Iniciais
Vetor $\theta(0)$	0,0
Matriz P (0)	$10^7 * I$
Fator de Esquecimento	0,97

A qualidade do modelo estimado pode ser verificada utilizando várias técnicas, dentre elas, tem-se o somatório do erro quadrático (SEQ), dado pela Eq. (3.18) e o coeficiente de correlação múltipla (R^2), dado pela Eq. (3.19) (COELHO; COELHO, 2004).

$$SEQ = \sum_{j=1}^N [y(j) - \hat{y}(j)]^2 \quad (3.18)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^N [y(j) - \hat{y}(j)]^2}{\sum_{j=1}^N [y(j) - \bar{y}(j)]^2} \quad (3.19)$$

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, para os modelos da Tab. (4.1).

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

O modelo matemático para o elo que compõe o manipulador robótico em estudo é obtido através da identificação paramétrica em tempo real, utilizando o MQR. O dado coletado é excitação enviada do computador para uma válvula eletropneumática proporcional; $u_z(t)$ e a resposta obtida é a posição de uma haste do cilindro pneumático; $z(t)$.

3.3 ESCOLHA DO TEMPO DE AMOSTRAGEM

Algumas ferramentas podem auxiliar na decisão da escolha da estrutura do modelo: o sinal de excitação, a determinação da taxa de amostragem e a ordem do sistema, necessárias à identificação. As principais etapas envolvidas na identificação estão ilustradas no Apêndice A.

Os sinais usados para excitar o sistema com mais de uma entrada, não devem estar correlacionadas entre si. Pois se os sinais de entrada estiverem correlacionados entre si, o

algoritmo de identificação não saberá a que entrada atribuir um determinado efeito observado numa determinada saída. Características dinâmicas e estáticas do sistema que não forem excitadas não apareceram nos dados. O que não estiver nos dados não pode ser identificado (AGUIRRE, 2007b).

Uma regra prática que normalmente funciona bem é, tendo-se definido o tempo de amostragem, manter constante cada valor escolhido aleatoriamente por um tempo, em torno de 3 a 5 intervalos de amostragem (AGUIRRE, 2007).

Na identificação de sistemas o tempo de amostragem é um parâmetro importante a ser selecionado. Do ponto de vista numérico o tempo de amostragem não pode ser nem muito grande, por razões óbvias (neste caso o comportamento do sistema não seria descrito corretamente), e nem muito pequeno, pois a diferença entre uma e outra medida seria muito pequena, fazendo com que erros de medições influenciassem significativamente nos resultados da identificação (MALIK *et al.*, 1991).

Após a realização de alguns ensaios e levando em consideração os parágrafos anteriores, foram obtidos os sinais de excitação para o elo Z do robô manipulador conforme mostrado na Fig. (2.1).

Para se determinar o tempo de amostragem existem vários critérios e um deles é o de Isermann citado por Malik et al. (1991), que sugere que o tempo de amostragem T_a possa ser escolhido segundo um critério que é baseado no tempo de estabelecimento da resposta à entrada degrau aplicada ao sistema. O valor de T_a pode ser escolhido entre os intervalos mostrados na Eq. (3.20).

Na Eq.(3.20) calcular o tempo de amostragem.

$$\frac{t_{95\%}}{15} \leq T_a \leq \frac{t_{95\%}}{5} \quad (3.20)$$

Onde:

T_a : tempo ou período de amostragem;

$t_{95\%}$: tempo necessário para que a resposta do sistema à entrada degrau atinja 95% do seu valor final.

Este critério garante que pelo menos cinco amostras do sinal de saída ao longo de sua trajetória de subida podem ser captadas pelo sistema de aquisição de dados.

O procedimento para a definição do tempo de amostragem foi dado da seguinte forma: o sistema foi posicionado na origem (posição inicial do movimento), depois o elo Z foi excitado com um pulso e mediu-se o tempo com um cronômetro, que o elo gastou para atingir 95% da resposta final. O tempo de amostragem (T_a) é dado pelo tempo total (t) dividido pelo número de amostras (K) conforme (3.21) (BILLINGS; AGUIRRE, 1995).

$$t = K.T_a \quad (3.21)$$

O Tempo de amostragem determinado de acordo com a Eq. (3.20) que abrange o elo, na direção Z, foi de 40 ms.

3.4 CONCLUSÃO

Este capítulo apresentou a identificação de um elo de um robô manipulador de 3 (GDL) cartesiano.

Neste modelamento, o algoritmo MQR é utilizado na simulação e 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 um elo do robô.

Os modelos matemáticos não lineares de sistemas foram obtidos utilizando-se a série de Volterra, tendo como base os sinais de entrada e saída para um sistema (SISO).

Apresentou-se uma metodologia para selecionar o tempo de amostragem, a ser utilizado na obtenção dos modelos matemáticos do elo do robô, através da técnica de identificação paramétrica. Neste caso foram utilizados programas computacionais desenvolvidos na plataforma LabVIEW e Matlab usando o algoritmo dos mínimos quadrados recursivo (MQR).

CAPÍTULO IV

MODELAGEM NÃO LINEAR DO ELO Z DO MANIPULADOR ELETROMECHANICO DE TRÊS GRAUS DE LIBERDADE

4.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta a modelagem matemática do elo Z do manipulador eletropneumático utilizando o modelo VOLTERRA SISO. A seção 4.2 mostra modelos matemáticos não lineares do elo Z do robô; a seção 4.3 resultados obtidos com os modelos matemáticos não lineares em simulação e em tempo real do elo Z do robô manipulador eletropneumático; a seção 4.4 conclusão.

4.2 MODELOS MATEMÁTICOS NÃO LINEARES DO ELO Z DO ROBÔ

A estrutura do modelo do elo Z do robô manipulador, é definida conforme Eq.(3.1).

A Eq.(3.1.b) mostra o vetor de parâmetros e a Eq.(3.1.c) mostra o vetor de medidas.

A Tabela. (4.1) apresenta um conjunto de modelos para o elo Z.

Tabela 4.1 – Parâmetros de modelos de sistemas referentes ao elo Z do robô manipulador

Modelo	m	d	p	h	N° de P
1	1	1	2	1	4
2	1	2	2	1	4
3	1	1	3	1	7
4	1	2	3	1	7
5	2	1	2	1	8
6	2	1	3	1	14

Onde:

m – ordem do modelo do sistema

d – atraso de transporte

p – grau de não linearidade do modelo do sistema

h – horizonte

N° de P – números de parâmetros

Na Tab.(4.1) tem-se:

Modelos de primeira ordem, ou seja, modelos (01), (02), (03), (04).

Modelos de segunda ordem, ou seja, modelos (05), (06).

A Eq(3.5) mostra o vetor de parâmetros para: $m = 1$, $d = 1$, $p = 3$ e $h = 1$ e a Eq.(3.9), para: $m = 2$, $d = 1$, $p = 2$ e $h = 1$. Com esses parâmetros são definidos os modelos 3 e 5 da Tab. 4.1.

Na realização das simulações e dos experimentos utilizou-se: tempo de amostragem $T_s = 40$ ms; e como entrada para o elo Z, a seqüência de pulsos mostrada na Fig. (4.1); valores iniciais nulos para os parâmetros a_i e b_j de um elo; na estimação com o MQR fator de esquecimento $\lambda = 0,97$. O sistema funciona da seguinte forma: uma válvula eletropneumáticas excita um elo do robô, Z e sua posição é medida. De posse desses dados; $u_z(t)$, $z(t)$, o estimador MQR estimam os parâmetros do elo Z utilizando o modelo Volterra, para as estruturas definidas na Tab. 4.1.

A Tabela (4.2) apresenta os valores do somatório do erro quadrático (SEQ) dado pela Eq. (3.18) e o coeficiente de correlação múltipla (R^2) dada pela Eq. (3.19), para o conjunto de modelos definido na Tab. 4.1. Esses resultados são de simulação dos modelos.

Tabela 4.2 – Índice de desempenho do elo Z

Modelo	m	d	p	h	N° de P	R²	SEQ
1	1	1	2	1	4	0,974	6,88
2	1	2	2	1	4	0,975	6,60
3	1	1	3	1	7	0,980	5,38
4	1	2	3	1	7	0,977	6,04
5	2	1	2	1	8	0,979	5,53
6	2	1	3	1	14	0,980	5,29

Onde:

m – ordem do modelo do sistema

d – atraso de transporte

p – grau de não linearidade do modelo do sistema

h – horizonte

N° de P – números de parâmetros

R² – coeficiente de correlação múltipla

SEQ – somatório do erro quadrático

Conforme os resultados da Tab. (4.2) verifica-se que os modelos 3 e 5 têm os melhores índices de desempenho, porém, todos os modelos apresentaram um coeficiente de correlação múltipla entre o intervalo de 0,9 à 1, o que credencia quaisquer das configurações acima como aptas para serem utilizadas para o projeto de controladores (COELHO; COELHO, 2004).

As Figuras seguintes mostram resultados de simulação e experimentais com os modelos 3 e 5.

4.3 RESULTADOS OBTIDOS COM OS MODELOS MATEMÁTICOS NÃO LINEARES EM SIMULAÇÕES E EM TEMPO REAL DO ELO Z DO MANIPULADOR ELETROPNEUMÁTICO

A Figura 4.1 mostra a entrada u , utilizada nas simulações e nos experimentos realizados.

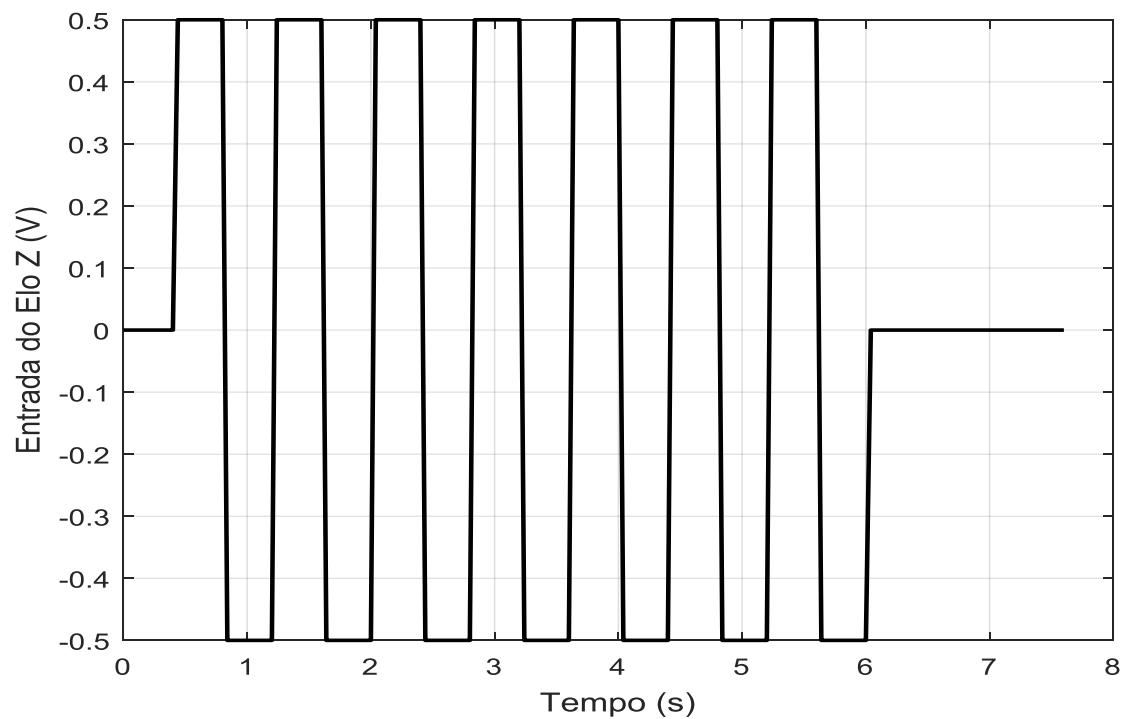


Figura 4.1 – Entrada do elo Z do robô manipulador.

A Figura 4.2 mostra a entrada e saída real do elo Z do robô, em função do tempo.

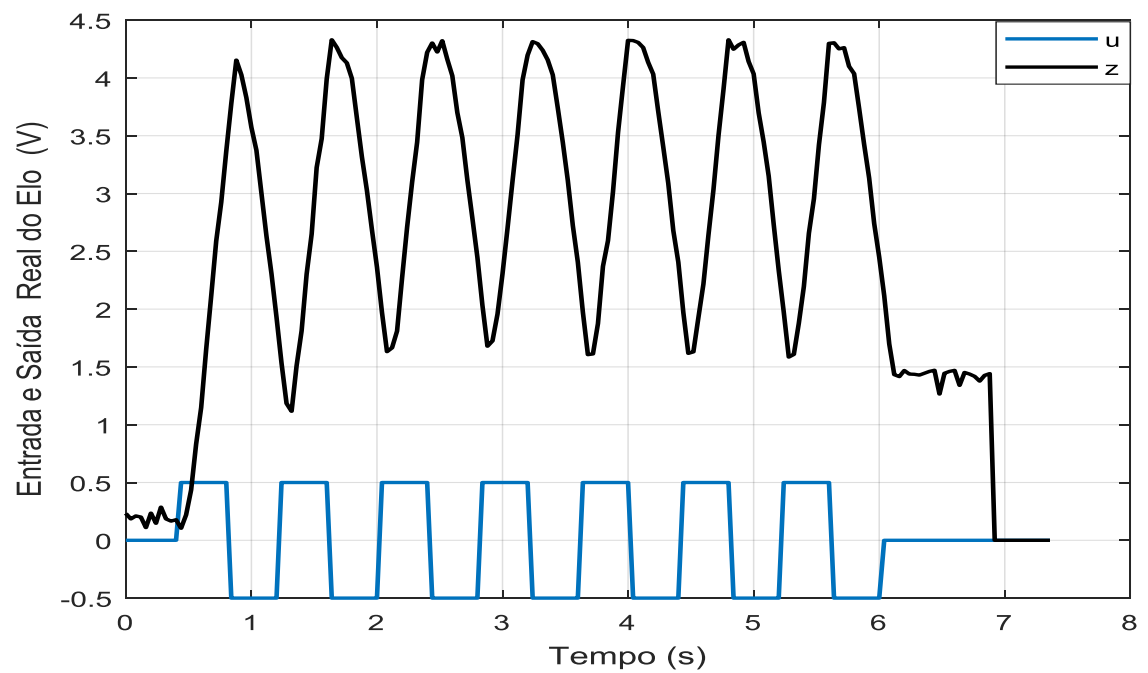


Figura 4.2 – Entrada e saída real do elo Z do robô manipulador.

A Figura 4.3 mostra as saídas real e estimada em simulação do elo Z do robô manipulador, do modelo 3.

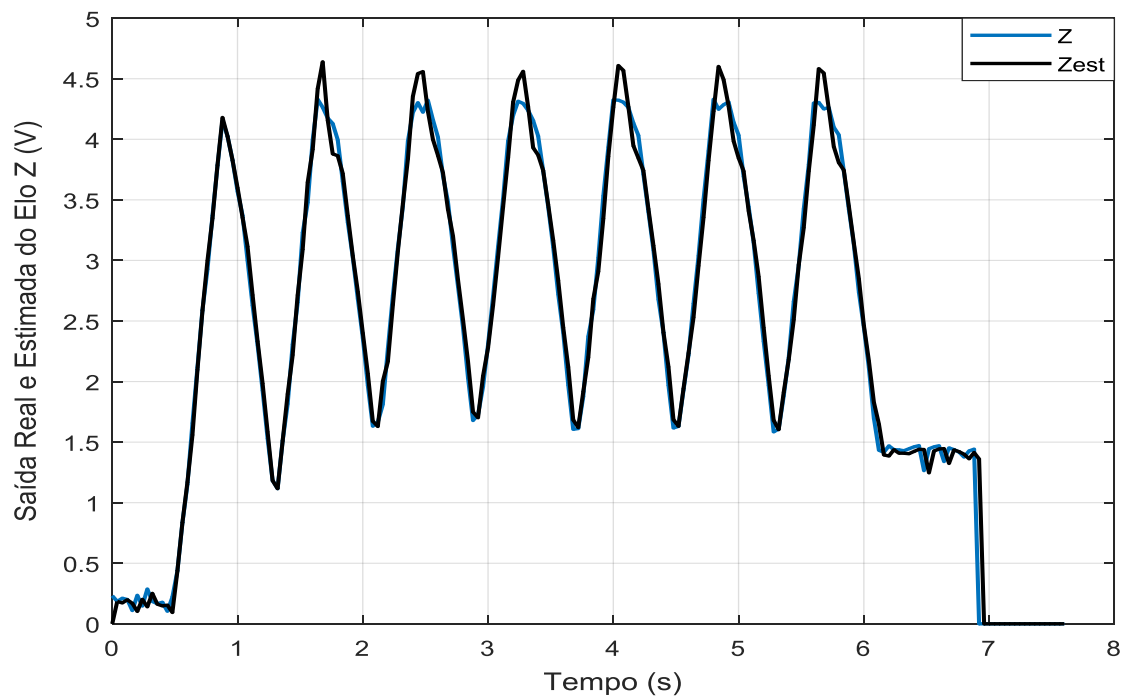


Figura 4.3 – Saída real e estimada em simulação do elo Z do robô manipulador.

A Figura 4.4 mostra as saídas real e estimada em tempo real, do elo Z do robô manipulador, do modelo 3.

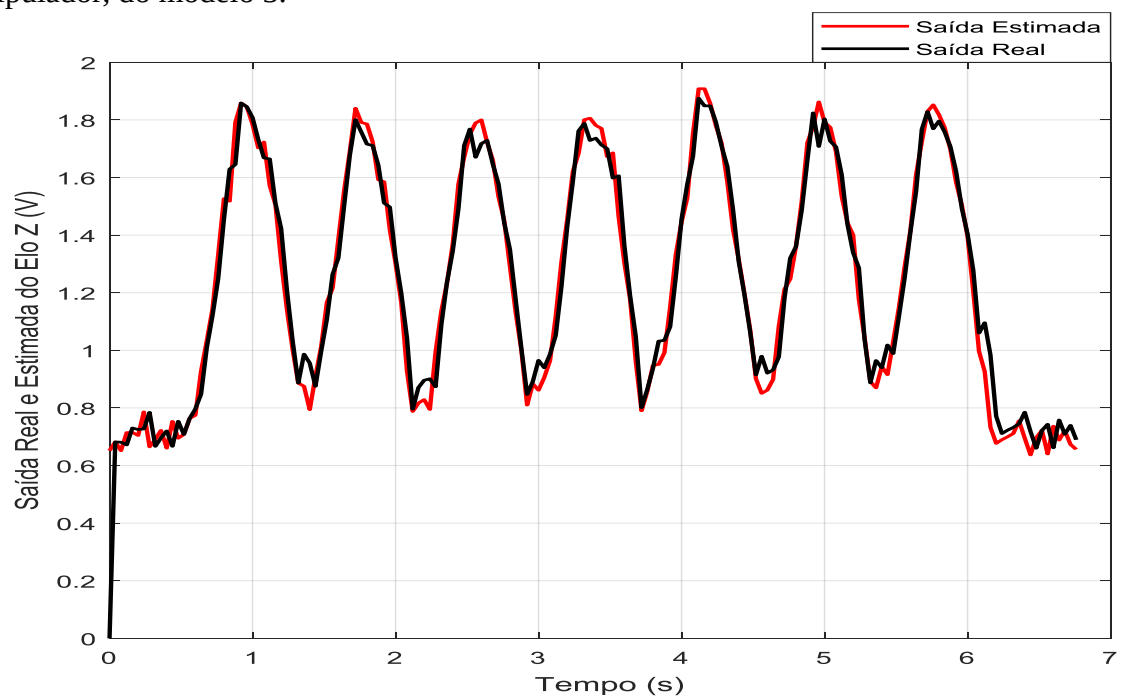


Figura 4.4 – Saídas real e estimada em tempo real, do elo Z do robô manipulador.

A Figura 4.5 mostra o erro de estimação em simulação do elo Z do robô manipulador, do modelo 3.

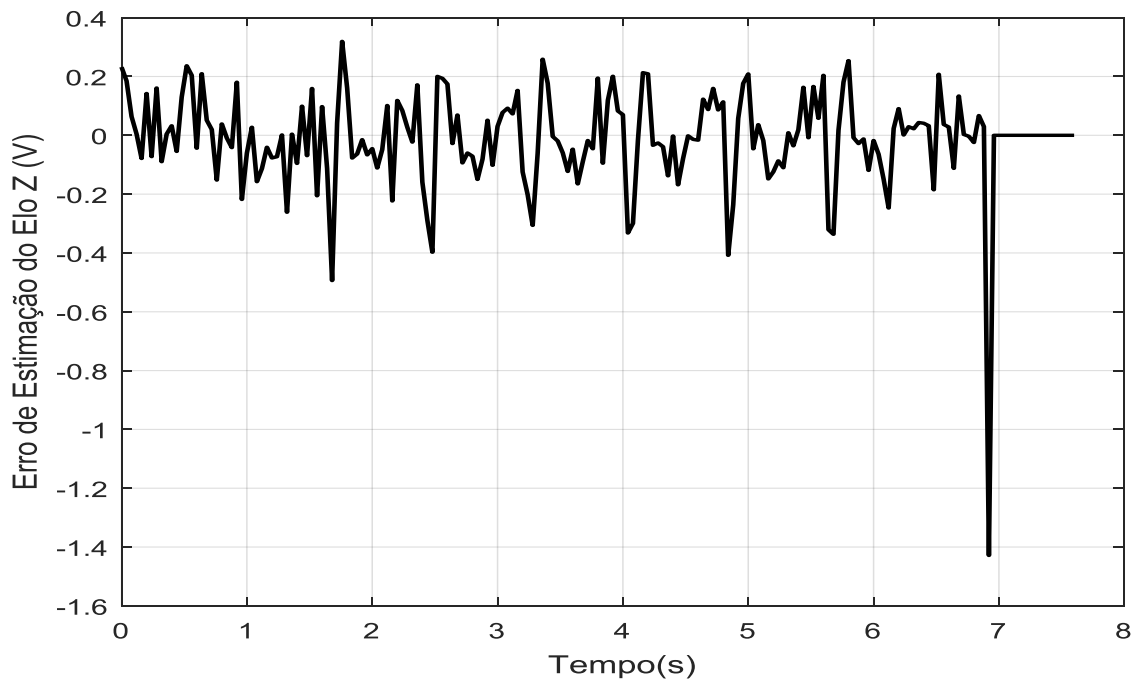


Figura 4.5 – Erro de estimação em simulação do elo Z do robô manipulador.

A Figura 4.6 mostra o erro de estimação obtido em tempo real do elo Z do robô manipulador, em tempo real, do modelo 3.

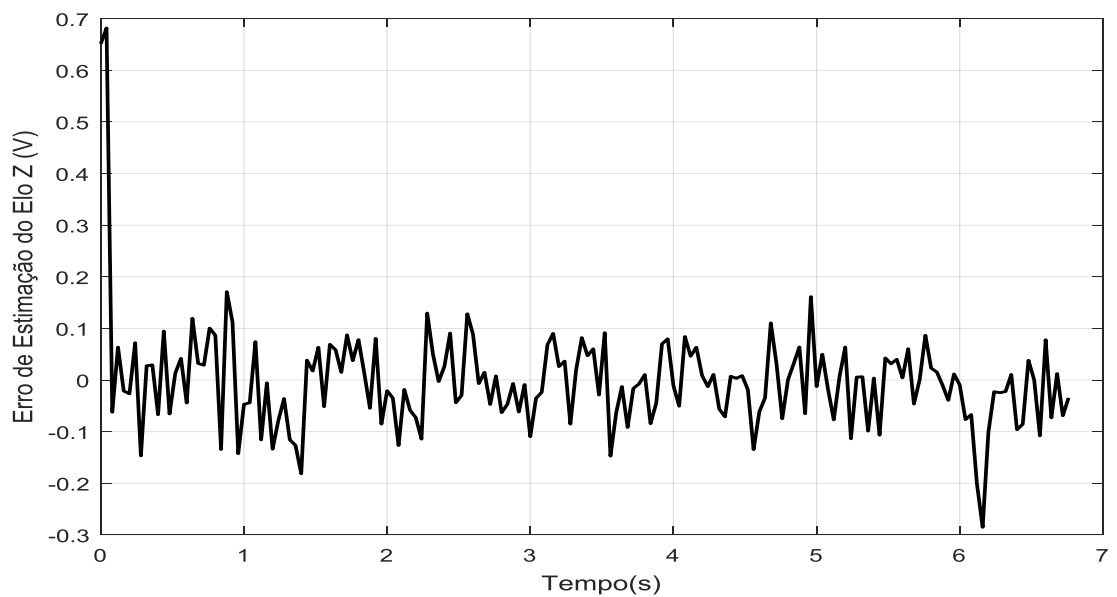


Figura 4.6 – Erro de estimação em tempo real do elo Z do robô manipulador.

As Figuras 4.7 à 4.10 mostram a evolução dos parâmetros a_i e b_j estimados em simulação e em tempo real através do programa *Identmqr*, e do elo Z, considerando o modelo 3, da Tab. 4.1

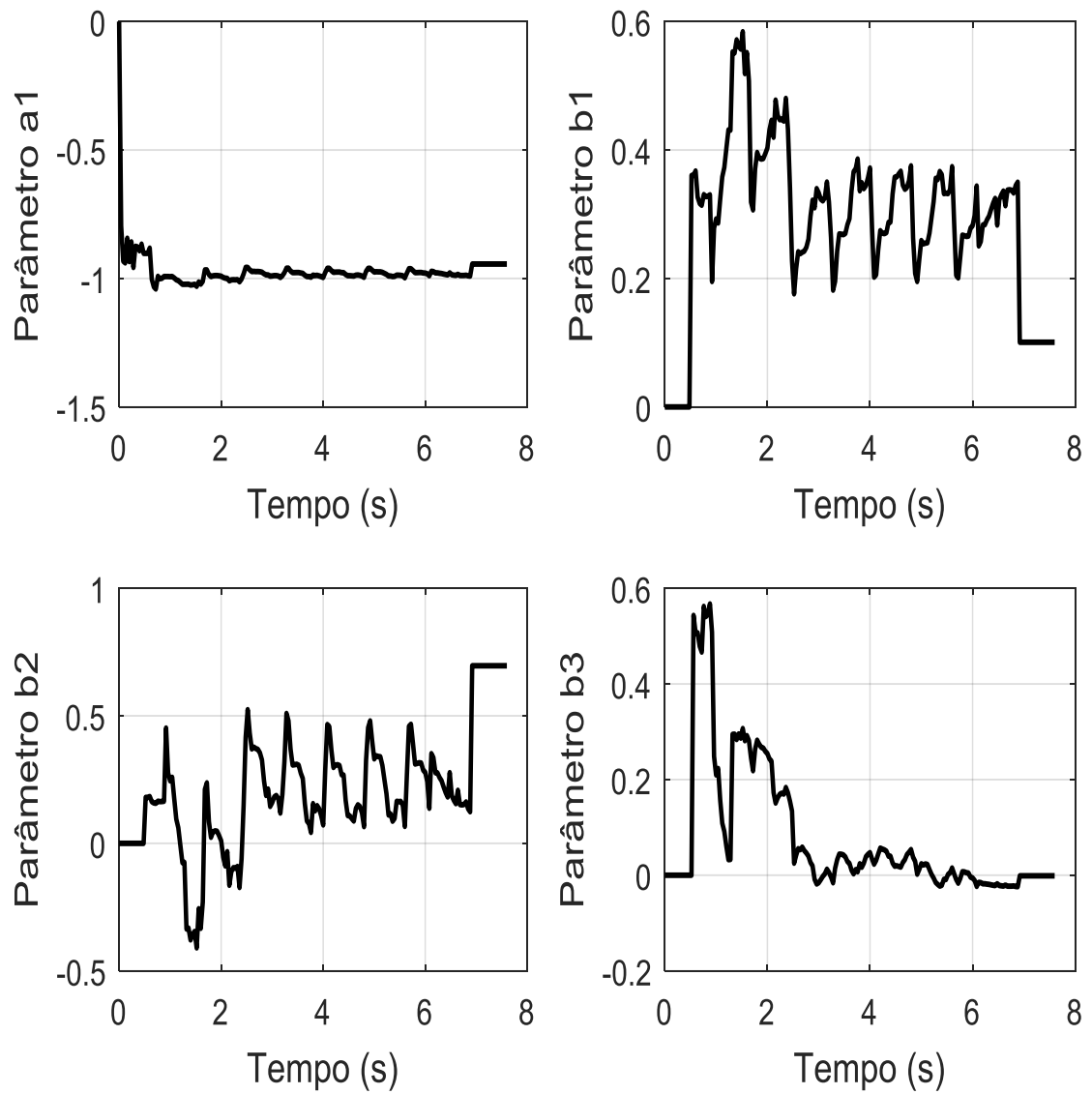


Figura 4.7 – Parâmetros estimados em simulação (a_1 , b_1 , b_2 , b_3).

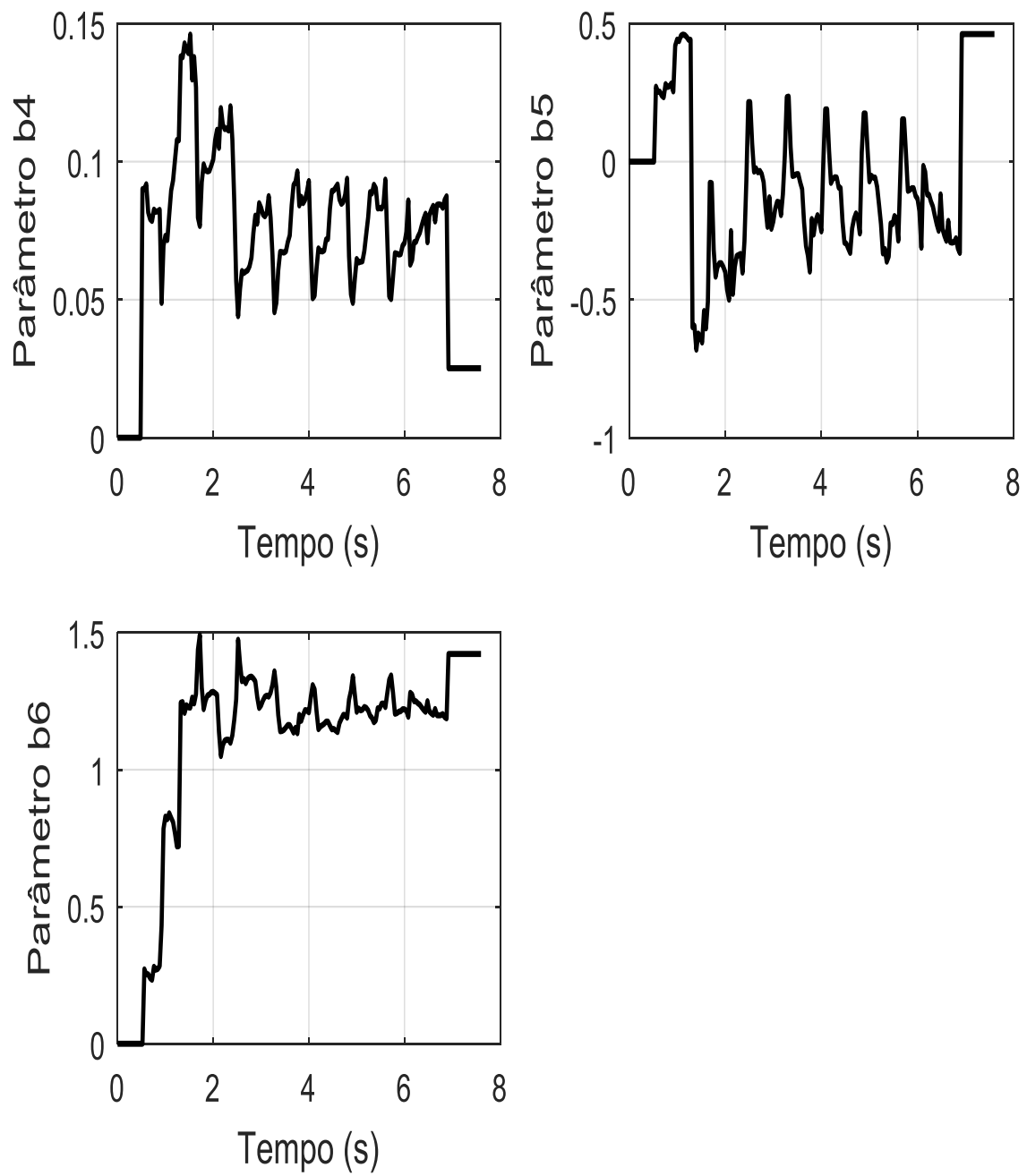


Figura 4.8 – Parâmetros estimados em simulação (b_4 , b_5 , b_6).

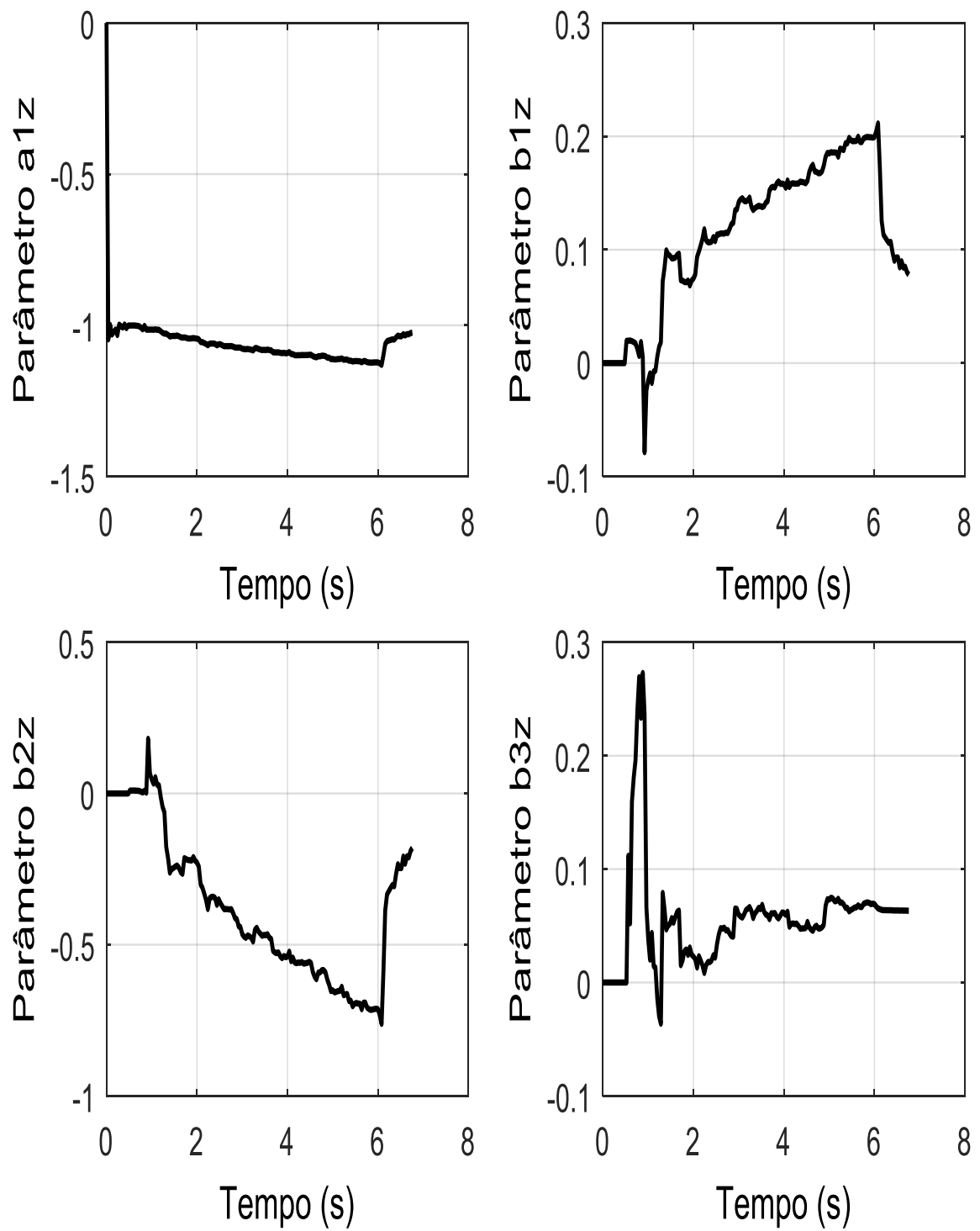


Figura 4.9 – Parâmetros estimados em tempo real (a_{1z} , b_{1z} , b_{2z} , b_{3z}).

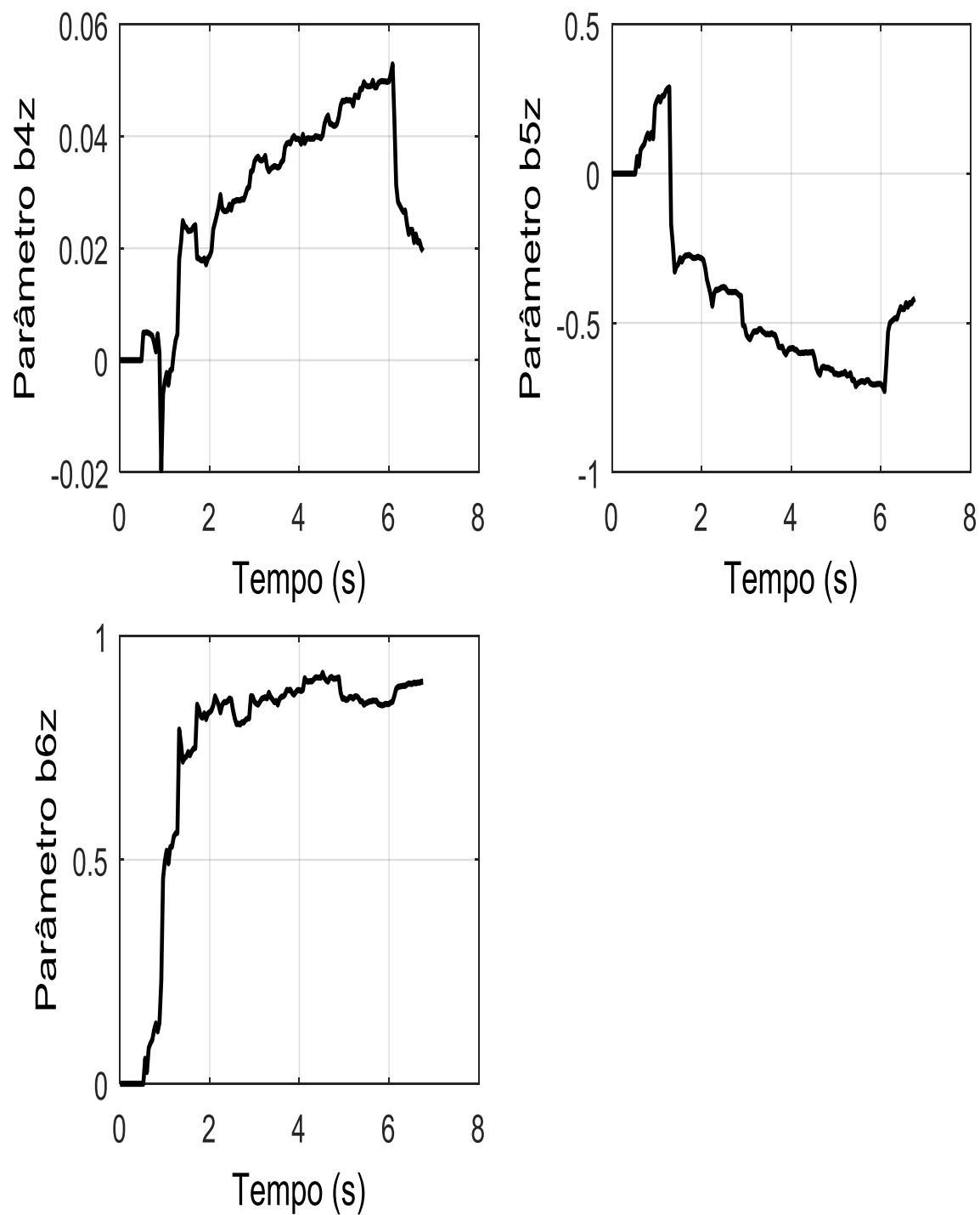


Figura 4.10 – Parâmetros estimados em tempo real (b_{4z} , b_{5z} , b_{6z}).

A Figura 4.11 mostra as saídas real e estimada em simulação, do elo Z do robô manipulador, do modelo 5.

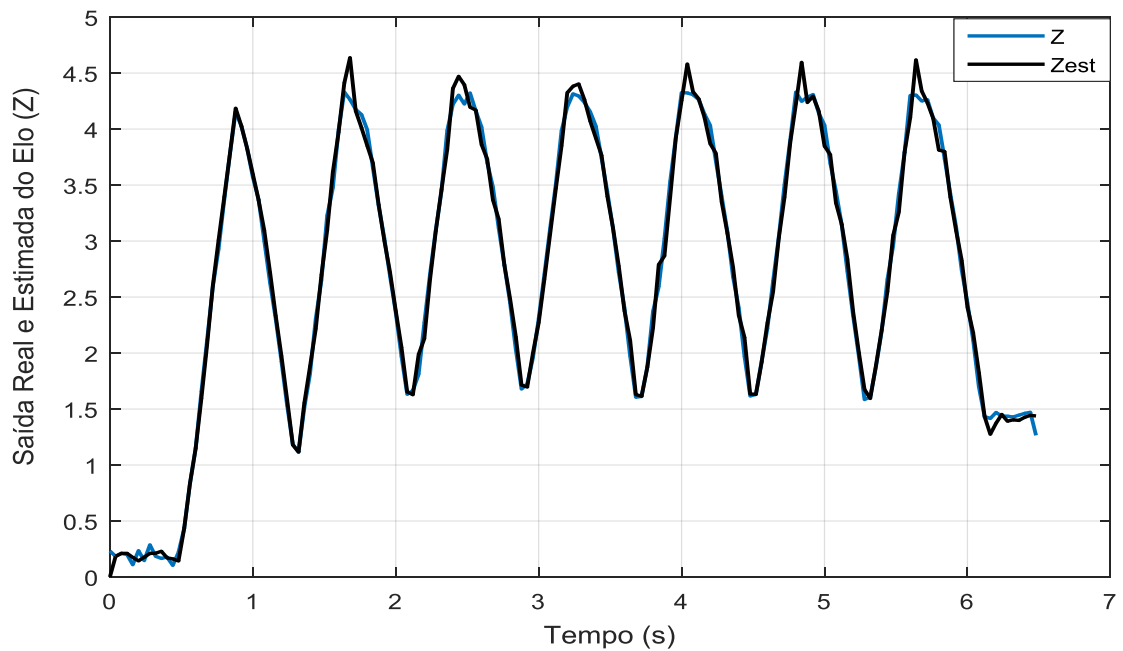


Figura 4.11 – Saídas real e estimada em simulação do elo Z do robô manipulador.

A Figura 4.12 mostra as saídas real e estimada em tempo real, do elo Z do robô manipulador, do modelo 5.

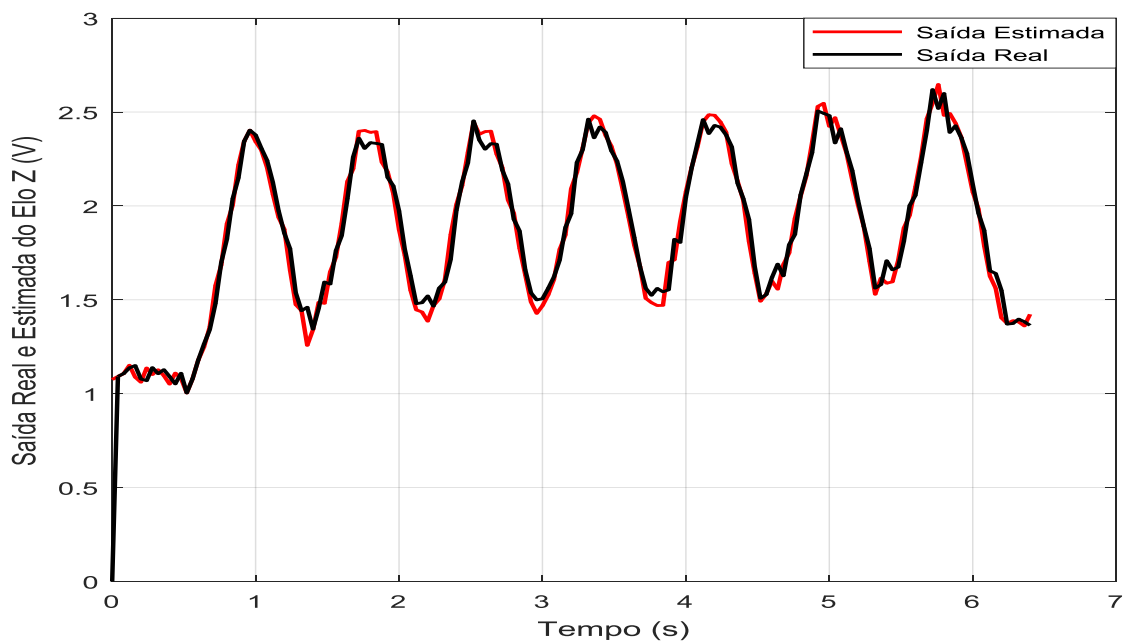


Figura 4.12 – Saídas real e estimada em tempo real, do elo Z do robô manipulador.

A Figura 4.13 mostra o erro de estimação em simulação do elo Z do robô manipulador, do modelo 5.

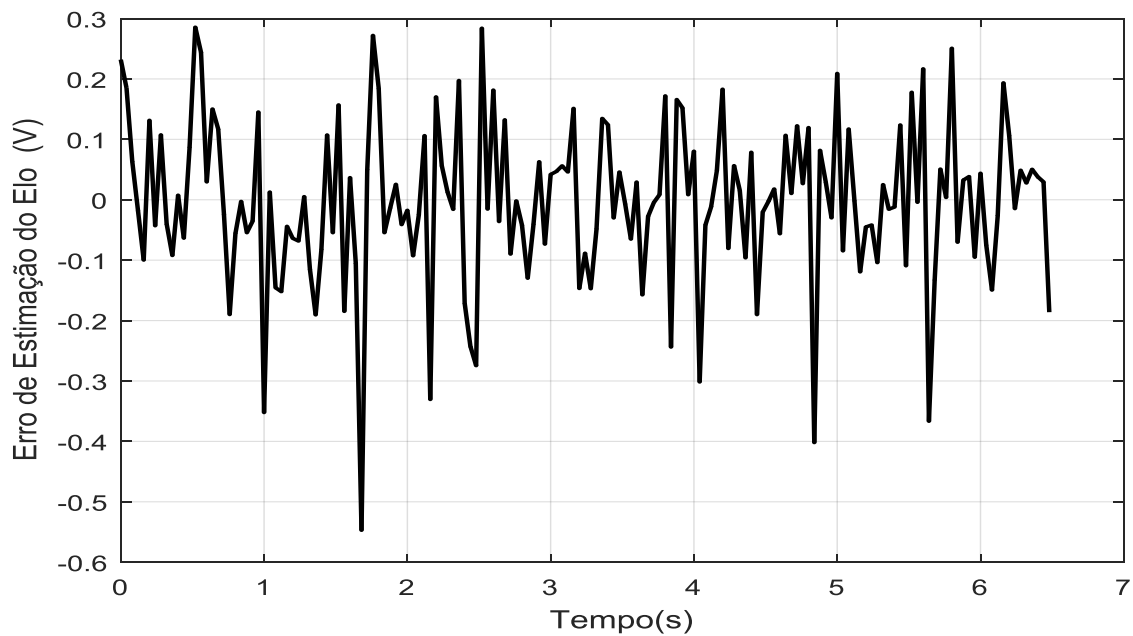


Figura 4.13 – Erro de estimação em simulação, do elo Z do robô manipulador.

A Figura 4.14 mostra o erro de estimação obtido em tempo real do elo Z do robô manipulador, em tempo real, do modelo 5.

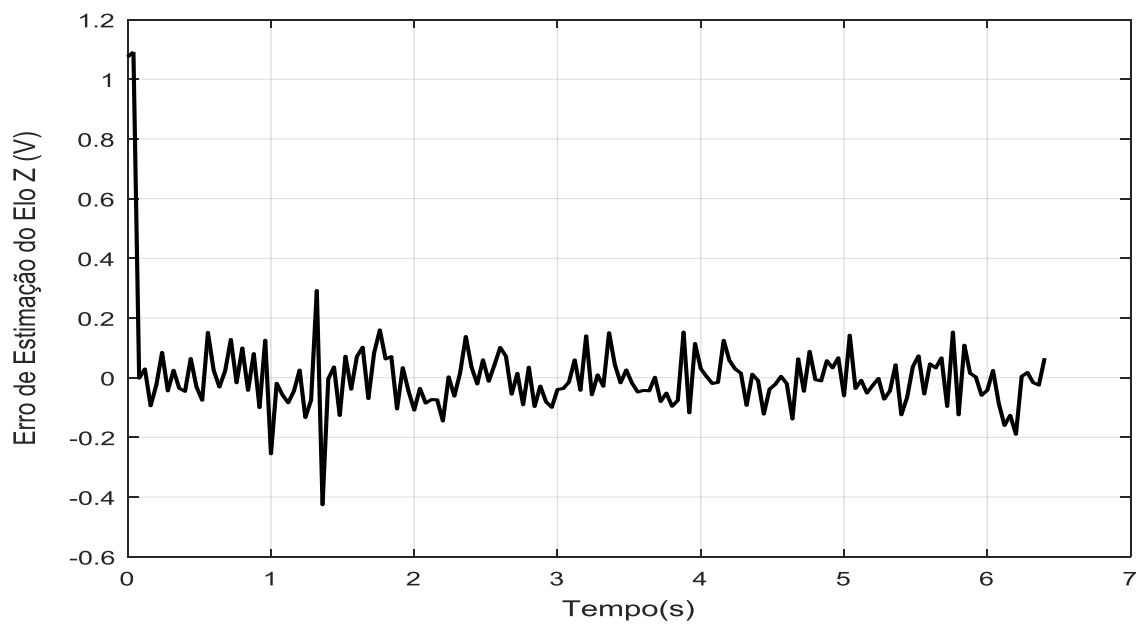


Figura 4.14 – Erro de estimação em tempo real, do elo Z do robô manipulador.

As Figuras 4.15 à 4.18 mostram a evolução dos parâmetros a_i e b_j estimados em simulação e em tempo real através do programa *Identmqr*, e do elo Z, considerando o modelo 5, da Tab 4.1.

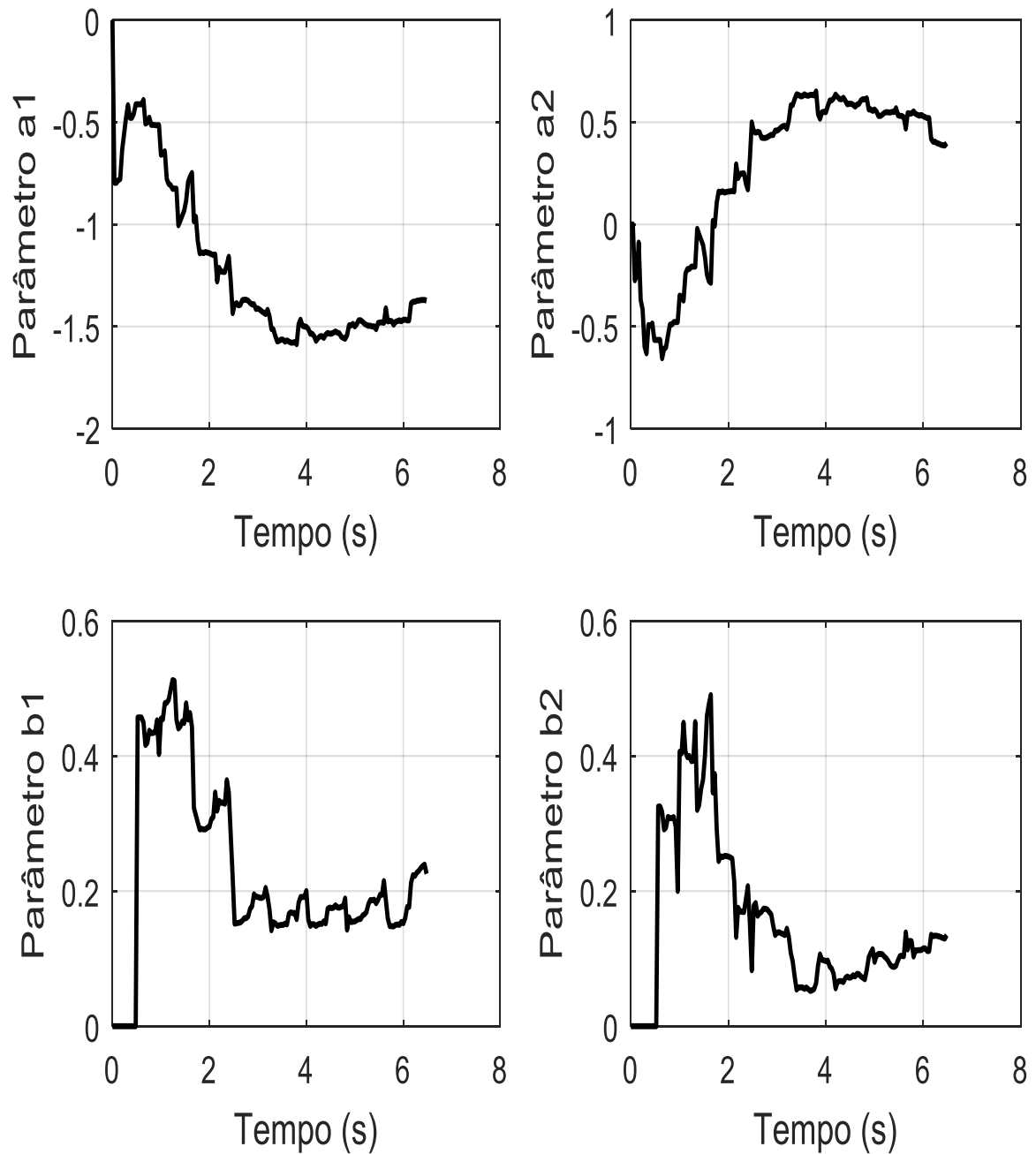


Figura 4.15 – Parâmetros estimados em simulação (a_1 , a_2 , b_1 , b_2).

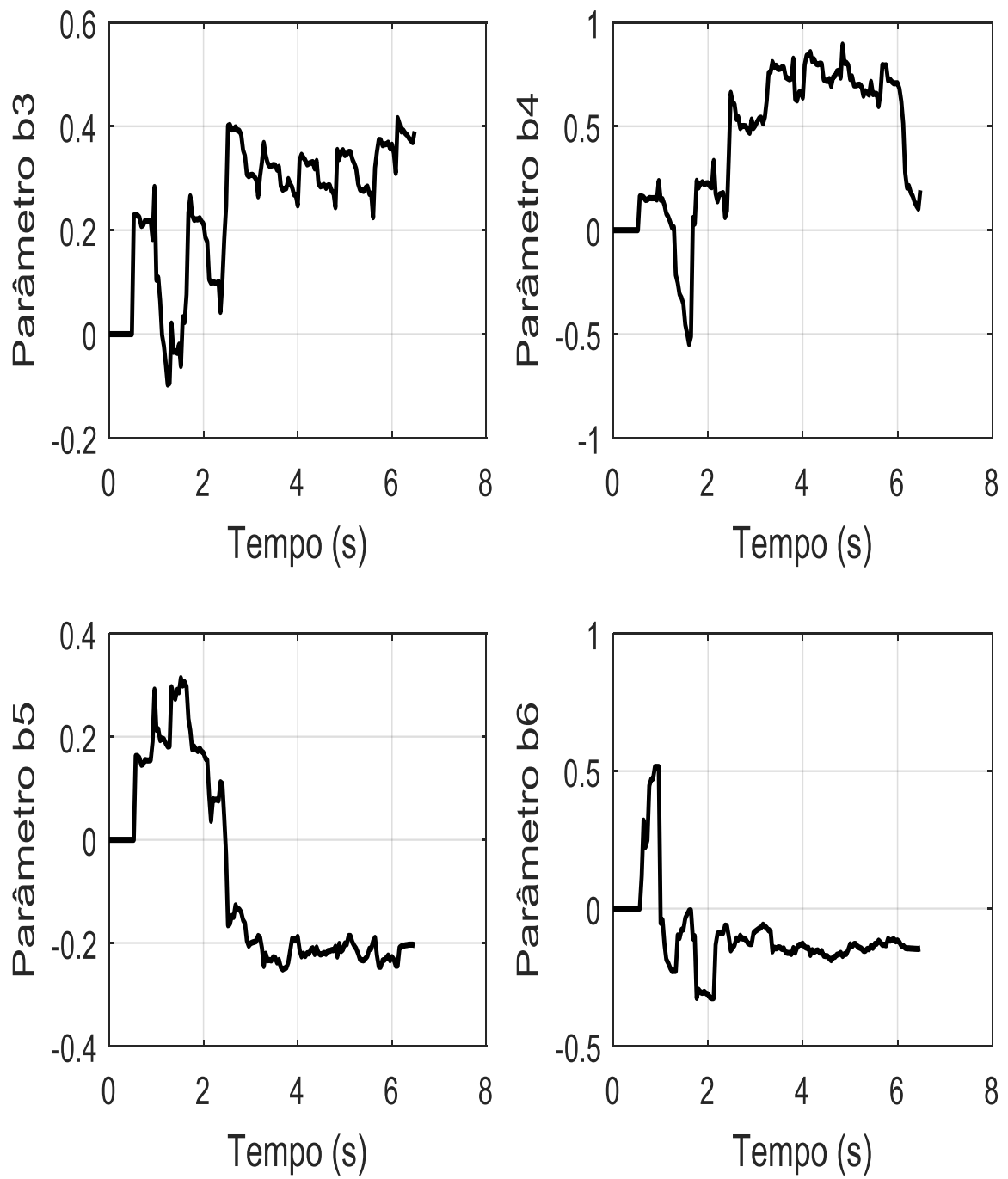


Figura 4.16 – Parâmetros estimados em simulação (b_3 , b_4 , b_5 , b_6).

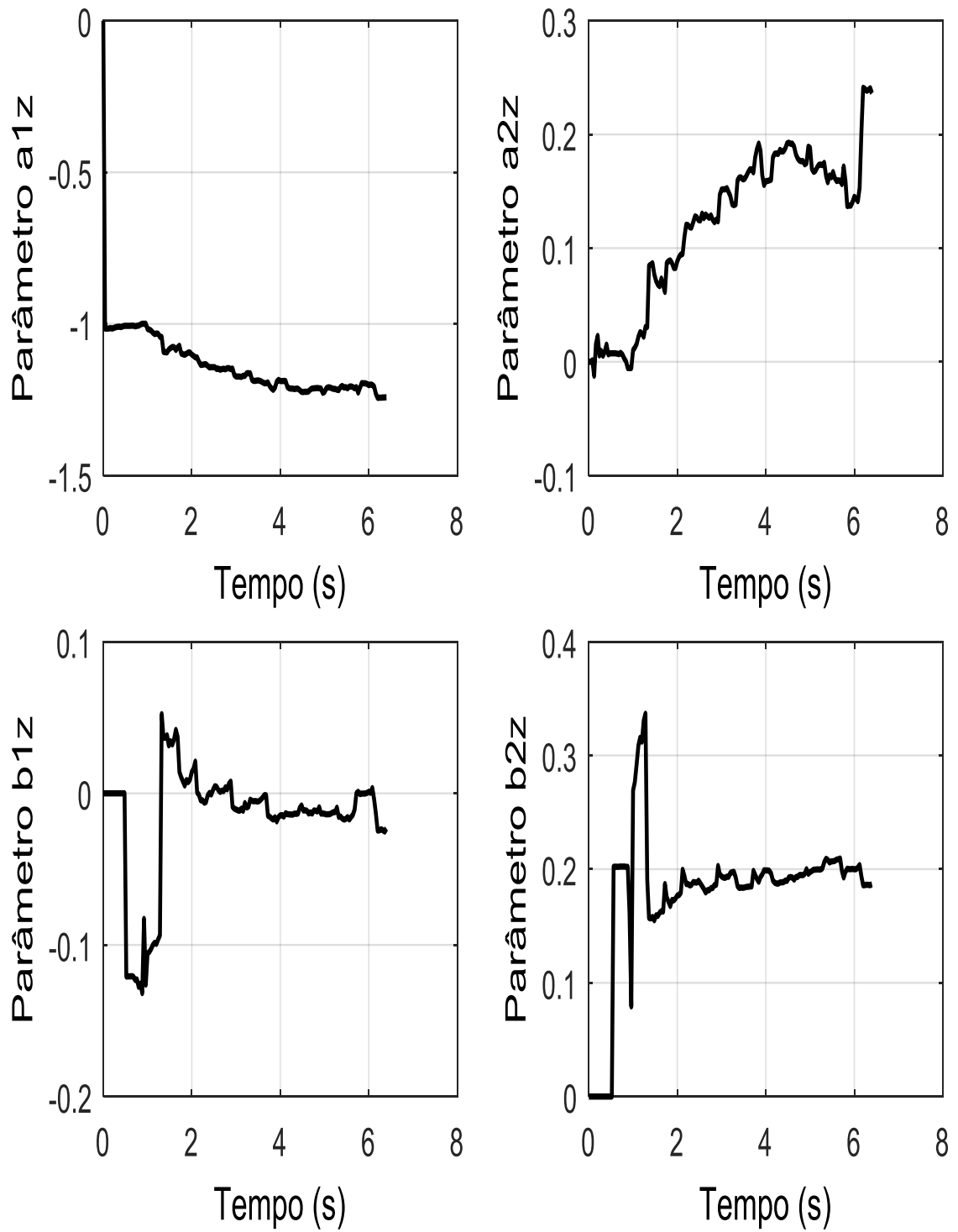


Figura 4.17 – Parâmetros estimados em tempo real (a_{1z} , a_{2z} , b_{1z} , b_{2z}).

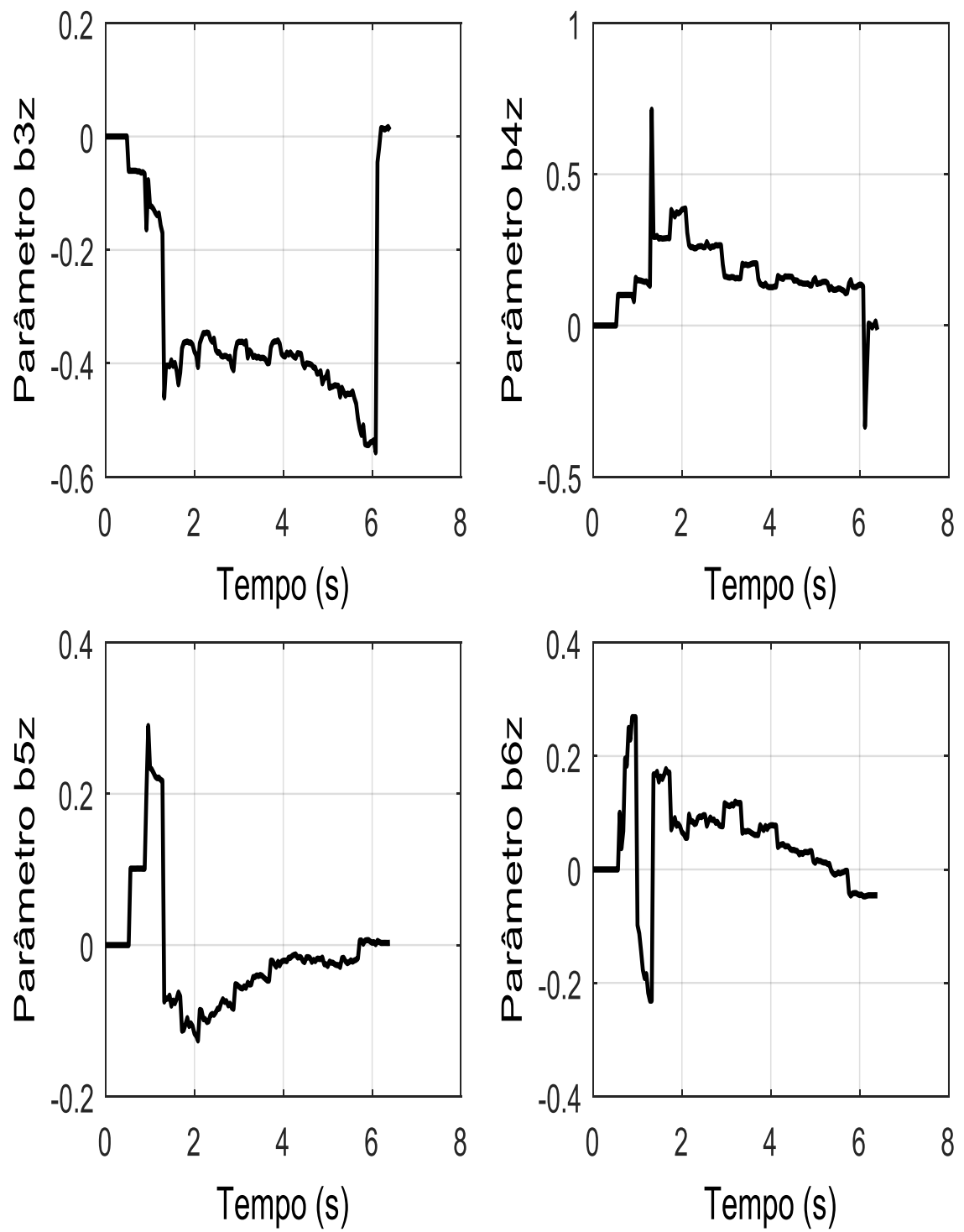


Figura 4.18 – Parâmetros estimados em tempo real (b_{3z} , b_{4z} , b_{5z} , b_{6z}).

4.4 CONCLUSÃO

Este capítulo teve como objetivo a modelagem matemática do elo do robô manipulador de 3 GDL cartesiano, acionado por sistemas eletropneumáticos.

No processo de identificação do sistema foram utilizados programas computacionais desenvolvidos na plataforma LabVIEW e Matlab usando o algoritmo dos mínimos quadrados recursivos (MQR). Neste processo utilizou o modelo VOLTERRA para representar o elo do robô, e então se realizou um estudo, tomando como base os índices de desempenho SEQ e R^2 , para determinar as estruturas dos modelos que melhor representassem o elo do robô. Finalmente por meio das técnicas de seleção e validação do modelo, a estrutura que descreve a dinâmica do elo Z do robô manipulador escolhido, foi o modelo 3, por apresentar bons índices de desempenho e maior simplicidade em relação aos demais, conforme resultados apresentados na Tab. 4.2.

CAPÍTULO V

5.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve como objetivo a modelagem matemática do elo do robô manipulador de 3 GDL cartesiano, acionado por sistemas eletropneumáticos.

Neste trabalho utilizou-se o modelo de VOLTERRA para representar o elo do robô. Várias estruturas de modelos foram consideradas. Dois modelos foram escolhidos dados os seus índices de desempenho, obtidos através de simulações. Finalizando, foram realizados os experimentos em tempo real com os dois modelos escolhidos, e os resultados foram similares às simulações.

No entanto, entre os modelos escolhidos, o modelo 3 apresentou resultados mais satisfatórios em relação ao modelo 5, apresentando maior eficiência nos índices de desempenho.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIRRE, L. A., 2007^a, **Enciclopédia de Automática**, 1^a ed. Vols. 1, 2 e 3. São Paulo: Ed. Blucher.

AGUIRRE, L. A., 2007, **Introdução à Identificação, Técnicas Lineares e Não – Lineares Aplicadas a Sistemas Reais**, Ed. UFMG, Belo Horizonte, MG, Brasil.

AGUIRRE, L. A., 2007b, **Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais**, 2^a ed. Belo Horizonte, MG, Ed. UFMG.

ASTRÖM, K. J.; WITTENMARK, B., 1995, **Adaptive Control**, Ed. Addison Wesley Publishing, 2^a Edição.

ASTRÖM, K. J.; WITTENMARK, B., 1989, **Adaptive Control**, New York, Ed. Addison Wesley Publishing, EUA.

ASTRÖM, K. J., 1996b, **Adaptive Control Around 1960**, IEEE Control.

BEALE, R.; JACKSON, T., 1991, **Neural Computing: An Introduction**, Editora Adam Hilger, New York.

BILLINGS, S. A.; AGUIRRE, L. A., 1995, Effect of the Sampling Time on the Dynamics and Identification of Nonlinear Models, **International Journal of Bifurcation and Chaos**, p. 1541-1556.

BILLINGS, S. A.; CHEN, S., 1989, Identification of non-linear rational systems using prediction-error estimation algorithm, **Int. J. Control**, vol. 20, n. 3, p. 467-494.

COELHO, A. A. R.; COELHO, L. S., 2004, **Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares**, Editora da UFSC, Brasil.

ISERMANN, R., 1980, **“Practical Aspects of Process Identification”**, *Automática*, Great Britain, vol. 16, p. 575-587.

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, p. 162-171.

LJUNG, L., 1999, **System Identification. Theory for the User**, second edn, Prentice Hall, Inc, Upper Saddle River, New Jersey.

MALIK, O. P.; HOPE, G. S.; CHENG, S. J., 1991, "Some Issues on the Practical use of Recursive Least Squares Identification in Self-Tuning Control", **Int. Journal Control**, vol.53, n.5, p.1021-1033.

RIUL, J. A.; VALE, F. A. M.; MONTENEGRO, P. H. M., 2010, **Controlador adaptativo aplicado em um robô manipulador eletropneumático de três gdl cartesiano**, Nono Simpósio de Mecânica Computacional, Universidade Federal de São João Del Rei-MG,

ROMANO, V. F., 2002, **Robótica Industrial: Aplicação na Indústria de Manufatura e de Processos**, Editora: Edgard Blucher ltda.

RÚBIO, F. R.; SÁNCHEZ, M. J. L., 1996, **Control Adaptativo y Robusto**. Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Sevilla, Espanha.

SPONG M. W.; VIDYASAGAR M., 1989, **Robot Dynamics and Control**, John Wiley & Sons, New York.

APÊNDICE A

A.1 IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

A área de identificação tem tido considerável interesse nos últimos anos, para fins de previsão, supervisão, diagnósticos e modelamento. Observa-se a aplicação em diversos campos da Engenharia como sistemas elétricos, processos químicos, sistemas mecânicos, entre outros.

A identificação de sistemas consiste na determinação de um modelo matemático que representa os aspectos essenciais do sistema caracterizados pela manipulação dos sinais de entrada e saída, que estão relacionados através de uma função de transferência contínua ou discreta (ISERMANN; LACHMANN, 1985; LJUNG, 1999).

As principais etapas envolvidas na identificação de sistemas dinâmicos estão ilustradas na Fig. (A.1) (COELHO; COELHO, 2004).

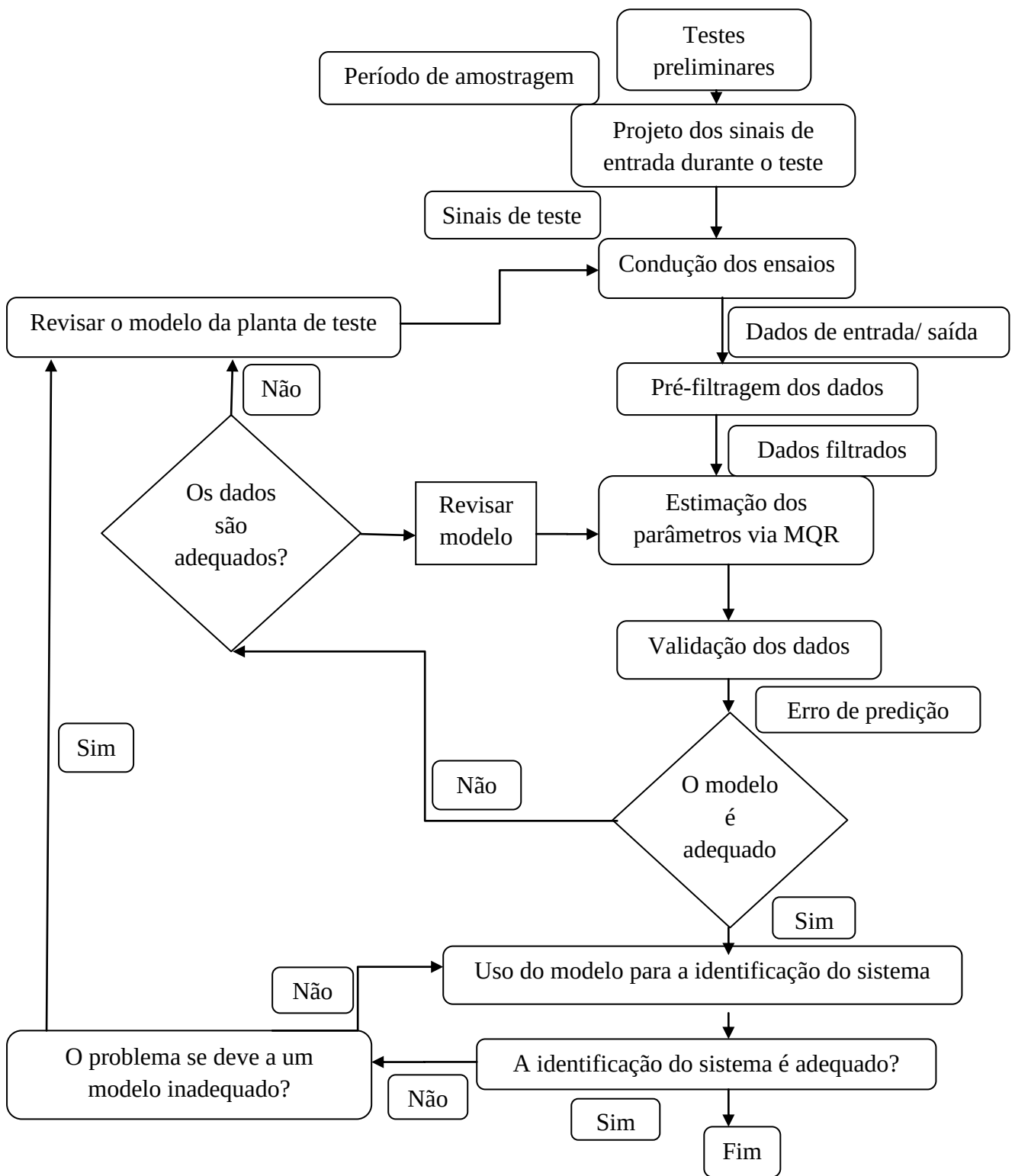


Figura A.1 – Procedimento geral para identificação de processos

A.2 LISTAGEM DOS PROGRAMAS EM MATLAB

O programa computacional *Identmqr*, foi implementado para identificação do elo Z do robô manipulador sob análise.

Identmqr

```
% excitação degrau
if i>0 & i<=10
uz=0;
elseif i>10 & i<=20
uz=0.5;
elseif i>20 & i<=30
uz=-0.5;
elseif i>30 & i<=40
uz=0.5;
elseif i>40 & i<=50
uz=-0.5;
elseif i>50 & i<=60
uz=0.5;
elseif i>60 & i<=70
uz=-0.5;
elseif i>70 & i<=80
uz=0.5;
elseif i>80 & i<=90
uz=-0.5;
elseif i>90 & i<=100
uz=0.5;
elseif i>100 & i<=110
uz=-0.5;
elseif i>110 & i<=120
uz=0.5;
elseif i>120 & i<=130
```

```

uz=-0.5;
elseif i>130 & i<=140
uz=0.5;
elseif i>140 & i<=150
uz=-0.5;
else
uz=0;
end
ux = 0;
uy = 0.0;

% Identificação
fiz=[-z1;uz2; uz2*uz2; uz2*uz3;uz2*uz2*uz2;uz2*uz3*uz3;uz2*uz2*uz3];
erroz = z - tetaz*fiz;
kz = pz*fiz/(lamb + fiz'*pz*fiz);
tetaz = tetaz' + kz*erroz;
pz = 1/lamb*(pz - kz*fiz'*pz);
zest = tetaz'*fiz;

% Parametros estimados da planta
a1z = teta(1); b1z = teta(2);
b2z = teta(3); b3z = teta(4);
b4z = teta(5); b5z = teta(6);
b6z = teta(7);
tetaz = tetaz';
ts = 0.04;
t=ts*(i)
saida1j=[t' uz' z'];
save saida1j.dat saida1j -ascii
saida2j=[t' uz' z' zest'];
save saida2j.dat saida2j -ascii
saidat=[tetaz];
save saidat.dat saidat -ascii

```

```
figure(1)
plot(t,uz,'k','linewidth',1.5),grid
xlabel('Tempo (s)')
ylabel ('Excitação do Elo Z (V)')
```

```
figure(2)
plot(t,z,'r',t,zest,'k','linewidth',1.5),grid
xlabel('Tempo (s)')
ylabel ('Saídas Real e Estimada do Elo Z (V)')
```

```
figure(3)
plot(t,erroz,'k','linewidth',1.5),grid
xlabel('Tempo(s)')
ylabel('Erro de Estimção do Elo Z (V)')
```

```
figure(4)
subplot(221),plot(t,tetaz(:,1),'k','linewidth',1.5);grid;
xlabel('Tempo (s)')
ylabel ('Parâmetro a1z')
subplot(222),plot(t,tetaz(:,2),'k','linewidth',1.5);grid;
xlabel('Tempo (s)')
ylabel ('Parâmetro b1z')
subplot(223),plot(t,tetaz(:,3),'k','linewidth',1.5);grid;
xlabel('Tempo (s)')
ylabel ('Parâmetro b2z')
subplot(224),plot(t,tetaz(:,4),'k','linewidth',1.5);grid;
xlabel('Tempo (s)')
ylabel ('Parâmetro b3z')
```

```
figure(5)
subplot(221),plot(t,tetaz(:,5),'k','linewidth',1.5);grid;
xlabel('Tempo (s)')
ylabel ('Parâmetro b4z')
```



```

subplot(222),plot(t,tetaz(:,6),'k','linewidth',1.5);grid;
xlabel('Tempo (s)')
ylabel ('Parâmetro b5z')
subplot(223),plot(t,tetaz(:,7),'k','linewidth',1.5);grid;
xlabel('Tempo (s)')
ylabel ('Parâmetro b6z')
%Do mesmo modo fiz para o
%MQR

% Identificação
fi=[-y11;u12;u12*u12;u12*u13;u12*u12*u12;u12*u13*u13;u12*u12*u13];
erro = y1 - teta*fi;
k = p*fi/(lamb + fi'*p*fi);
teta = teta' + k*erro;
p = 1/lamb*(p - k*fi'*p);
y1est = teta'*fi;

% Parâmetros estimados da planta MQR
a1 = teta(1); b1 = teta(2);
b2 = teta(3); b3 = teta(4);
b4 = teta(5); b5 = teta(6);
b6 = teta(7);
teta = teta'

% Conversão de Unidade
zz m = 98.79 * zv - 5.38;
errozm = 98.79 * erroz - 5.38;
zzestm = 98.79 * zvest - 5.38.

```